

**ACTA DE EVALUACIÓN DE LA TESIS DOCTORAL**

Año académico 2016/17

DOCTORANDO: **HOZ DE LA HOZ, ENRIQUE DE**  
LA D.N.I./PASAPORTE: \*\*\*\*622K

PROGRAMA DE DOCTORADO: **D347 DOCTORADO EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN Y LAS COMUNICACIONES**

DEPARTAMENTO DE: **AUTOMÁTICA**

TITULACIÓN DE DOCTOR EN: **DOCTOR/A POR LA UNIVERSIDAD DE ALCALÁ**

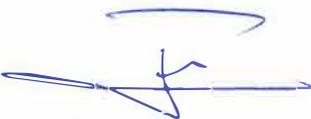
En el día de hoy 17/07/17, reunido el tribunal de evaluación nombrado por la Comisión de Estudios Oficiales de Posgrado y Doctorado de la Universidad y constituido por los miembros que suscriben la presente Acta, el aspirante defendió su Tesis Doctoral, elaborada bajo la dirección de MIGUEL ÁNGEL LÓPEZ CARMONA // IVÁN MARSÁ MAESTRE.

Sobre el siguiente tema: *APROXIMACIONES A LA APLICACIÓN DE POLÍTICAS DE CONSENSO EN ESCENARIOS DE NEGOCIACIÓN AUTOMÁTICA COMPLEJA*

Finalizada la defensa y discusión de la tesis, el tribunal acordó otorgar la CALIFICACIÓN GLOBAL<sup>3</sup> de (no apto, aprobado, notable y sobresaliente): SOBRESALIENTE

Alcalá de Henares, 17 de julio de 2017

EL PRESIDENTE



Fdo.: .....

EL SECRETARIO



Fdo.: .....

EL VOCAL



Fdo.: .....

Con fecha 24 de julio de 2017 la Comisión Delegada de la Comisión de Estudios Oficiales de Posgrado, a la vista de los votos emitidos de manera anónima por el tribunal que ha juzgado la tesis, resuelve:

- Conceder la Mención de "Cum Laude"  
 No conceder la Mención de "Cum Laude"

La Secretaria de la Comisión Delegada



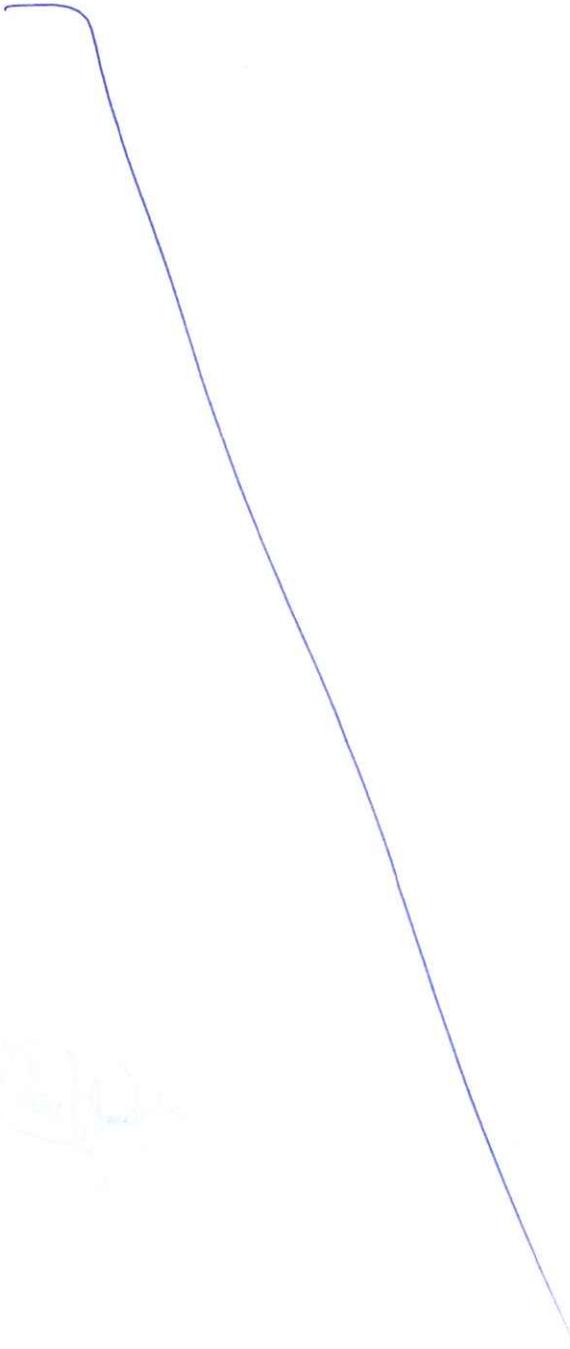
FIRMA DEL ALUMNO,



Fdo.: .....

<sup>3</sup> La calificación podrá ser "no apto" "aprobado" "notable" y "sobresaliente". El tribunal podrá otorgar la mención de "cum laude" si la calificación global es de sobresaliente y se emite en tal sentido el voto secreto positivo por unanimidad.

INCIDENCIAS / OBSERVACIONES:



El presente documento es una copia de un documento original que se encuentra en el archivo de la empresa. Este documento es propiedad de la empresa y no debe ser distribuido o utilizado sin el consentimiento expreso de la misma. Toda infracción de esta política será sancionada de acuerdo a lo establecido en el Reglamento de la Ley de Protección de Datos Personales.

En aplicación del art. 14.7 del RD. 99/2011 y el art. 14 del Reglamento de Elaboración, Autorización y Defensa de la Tesis Doctoral, la Comisión Delegada de la Comisión de Estudios Oficiales de Posgrado y Doctorado, en sesión pública de fecha 24 de julio, procedió al escrutinio de los votos emitidos por los miembros del tribunal de la tesis defendida por *HOZ DE LA HOZ, ENRIQUE DE LA*, el día 17 de julio de 2017, titulada *APROXIMACIONES A LA APLICACIÓN DE POLÍTICAS DE CONSENSO EN ESCENARIOS DE NEGOCIACIÓN AUTOMÁTICA COMPLEJA*, para determinar, si a la misma, se le concede la mención "cum laude", arrojando como resultado el voto favorable de todos los miembros del tribunal.

Por lo tanto, la Comisión de Estudios Oficiales de Posgrado resuelve otorgar a dicha tesis la

***MENCIÓN "CUM LAUDE"***

Alcalá de Henares, 27 julio de 2017  
EL PRESIDENTE DE LA COMISIÓN DE ESTUDIOS  
OFICIALES DE POSGRADO Y DOCTORADO



Firmado digitalmente por VELASCO  
PEREZ JUAN RAMON - DNI  
03087239H  
Fecha: 2017.07.30 18:16:46 +02'00'

Juan Ramón Velasco Pérez

**Copia por e-mail a:**

Doctorando: HOZ DE LA HOZ, ENRIQUE DE LA

Secretario del Tribunal: MERCEDES GARIJO AYESTARÁN.

Directores de Tesis: MIGUEL ÁNGEL LÓPEZ CARMONA // IVÁN MARSÁ MAESTRE



Universidad  
de Alcalá

ESCUELA DE DOCTORADO  
Servicio de Estudios Oficiales de  
Posgrado

DILIGENCIA DE DEPÓSITO DE TESIS.

Comprobado que el expediente académico de D./D<sup>a</sup> \_\_\_\_\_  
reúne los requisitos exigidos para la presentación de la Tesis, de acuerdo a la normativa vigente, y habiendo  
presentado la misma en formato:  soporte electrónico  impreso en papel, para el depósito de la  
misma, en el Servicio de Estudios Oficiales de Posgrado, con el nº de páginas: \_\_\_\_\_ se procede, con  
fecha de hoy a registrar el depósito de la tesis.

Alcalá de Henares a \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ de 20 \_\_\_\_\_



*MARÍA VEGA*

Fdo. El Funcionario



Universidad  
de Alcalá

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

TESIS DOCTORAL

Aproximaciones a La Aplicación De  
Políticas De Consenso En Escenarios De  
Negociación Automática Compleja

Autor:

Enrique de la Hoz de la Hoz

Ingeniero de Telecomunicación

Directores:

Miguel Angel López Carmona

Dr. Ingeniero de Telecomunicación

Iván Marsá Maestre

Dr. Ingeniero de Telecomunicación

Alcalá de Henares, 2017

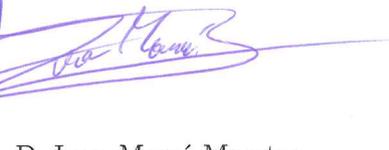


D. MIGUEL ÁNGEL LÓPEZ CARMONA y D. IVAN MARSÁ MAESTRE,  
Profesores Titulares de Universidad de la Unidad Docente de Ingeniería  
Telemática de la Universidad de Alcalá,

CERTIFICAN

Que la tesis “Aproximaciones a la Aplicación de Políticas de Consenso en Escenarios de Negociación Automática Compleja”, presentada por D. Enrique de la Hoz de la Hoz, realizada en el Departamento de Automática bajo nuestra dirección, reúne méritos suficiente para optar al grado de Doctor, por lo que puede procederse a su depósito y lectura.

Alcalá de Henares, 27 de abril de 2017.



Fdo.: Dr. D. Miguel Angel Lopez Carmona

Fdo.: Dr. D. Ivan Marsá Maestre

D. Enrique de la Hoz de la Hoz ha realizado en el Departamento de Automática y bajo la dirección del Dr. Miguel Ángel López Carmona y del Dr. Iván Marsá Maestre, la tesis doctoral titulada “Aproximaciones a la Aplicación de Políticas de Consenso en Escenarios de Negociación Automática Compleja”, cumpliéndose todos los requisitos para la tramitación que conduce a su posterior lectura.

Alcalá de Henares, 27 de abril de 2017.

EL DIRECTOR DEL DEPARTAMENTO DE AUTOMÁTICA



Fdo.: Dr. D. Bernardo Alarcos Alcázar

# Resumen

Podemos definir la negociación como la discusión entre partes en conflicto con el objetivo de alcanzar un acuerdo a partir de una situación inicial de divergencia de intereses. En los últimos años, la negociación automática ha constituido un área de gran actividad investigadora en el ámbito de la inteligencia artificial. Esto ha venido motivado por la creciente aparición e importancia de sistemas compuestos por agentes autónomos, gestionados por distintos individuos o grupos, que deben llegar a acuerdos a través de la negociación. En muchos de estos escenarios, la búsqueda de un acuerdo es de la suficiente complejidad e implica un coste tal que está justificada la automatización de los procesos de negociación. Entre los escenarios que se han abordado con éxito haciendo uso de negociación automática podemos señalar diferentes escenarios de negociación en comercio electrónico y problemas de repartos de recursos o tareas, como por ejemplo cadenas de producción o reparto de carga computacional en procesos informáticos. La automatización permite abordar problemas que por su complejidad no son abordables por humanos.

En escenarios de negociación complejos es frecuente la negociación de múltiples atributos interdependientes. En la negociación multiatributo es usual que existan distintas ofertas que proporcionen un mismo nivel de utilidad para el agente. Para un agente inmerso en una negociación la selección de una oferta no es trivial. Dicha selección debería realizarse teniendo en cuenta la oferta que tenga una mayor probabilidad de maximizar la utilidad del oponente. Para llevar a cabo esta selección, un criterio que se suele emplear habitualmente como componente clave en muchos modelos de negociación es el criterio de similaridad. El criterio de similaridad se basa en valorar cómo de parecida a las ofertas previas recibidas del oponente es una oferta potencial. Es de esperar que cuanto más parecida sea la oferta que enviemos a las ofertas que previamente nos ha enviado el oponente, mayor será la probabilidad de que la oferta sea aceptada. En escenarios con preferencias no monótonas y/o discontinuas este criterio se debilita debido a la ausencia de información suficiente acerca de la estructura de preferencias del oponente. Como primera contribución, esta tesis propone un protocolo de negociación que pueda trabajar de forma eficiente en espacios de utilidad complejos donde la aproximación basada en similaridad falla.

Este trabajo de tesis se va a centrar en espacios de preferencias de alta complejidad. En el contexto de la negociación multi-atributo compleja, la complejidad del espacio de preferencias

puede depender al menos del número de atributos, del nivel de interdependencia entre las preferencias sobre los atributos, de la posibilidad de cambio del contexto de negociación a lo largo del tiempo y del método empleado para la descripción de las preferencias. Por ejemplo, un espacio de preferencias basado en restricciones puede presentar discontinuidades que hacen que muchas de las aproximaciones clásicas no sean aplicables. Incluso, la aplicabilidad de muchas propuestas específicamente diseñadas para escenarios no lineales queda restringida a escenarios de bajo nivel de complejidad o para una determinada estructura de preferencias.

En esta tesis se plantean mecanismos de negociación que permiten abordar negociaciones multiatributo complejas con espacios de preferencias no diferenciables. El protocolo propuesto extiende algunos de los principios de la búsqueda basada en patrones para realizar una búsqueda distribuida en el espacio de soluciones. Con objeto de incorporar el principio básico de exploración iterativa por patrones en nuestro protocolo, proponemos pasar de un protocolo de interacción basado en el intercambio de contratos (puntos del espacio de soluciones) a un protocolo basado en el intercambio de regiones. El protocolo define un proceso de exploración conjunta de forma recursiva. Esto quiere decir que cuando los agentes alcanzan un acuerdo en una oferta (una región propuesta por un agente), se lanza un nuevo proceso de regateo empleando regiones de menor tamaño incluidas en la región previamente acordada. Podemos entender este proceso como una contracción iterativa del espacio de soluciones. Una vez que la región sobre la que se realiza la búsqueda es lo suficientemente pequeña como para ser interpretada como si fuera un único contrato, los agentes deciden que la negociación ha terminado.

La extensión de los mecanismos de negociación descritos a un entorno de negociación multilateral exige que se incorpore un procedimiento para la agregación de las preferencias de los distintos agentes. En este contexto, y teniendo en cuenta los requisitos de privacidad y escalabilidad de las soluciones, parece natural la utilización de aproximaciones mediadas. En las aproximaciones mediadas, un mediador intenta optimizar algún tipo de métrica del bienestar social. Sin embargo, pocos trabajos han tratado de incorporar algún criterio de bienestar social en el proceso de búsqueda. Para este tipo de escenarios, se hace necesario definir nuevos conceptos de bienestar social. Esta tesis presenta además mecanismos de negociación que permiten incluir en el proceso de búsqueda de acuerdos políticas de consenso, que podrán ser definidas en términos lingüísticos, de forma que es posible especificar el tipo de acuerdo que se persigue.

Para validar las contribuciones de la tesis, se ha realizado una evaluación experimental exhaustiva empleando tanto escenarios tipo como escenarios aleatorizados. Los experimentos realizados han confirmado que nuestra propuesta basada en los principios de búsqueda por patrones permite superar las limitaciones de las aproximaciones basadas en similaridad y alcanzar acuerdos consistentes con políticas de consenso definidas en el mediador de forma

efectiva, abriendo una nueva línea de trabajo en el ámbito del diseño de mecanismos de negociación automática multilateral de múltiples atributos para espacios de utilidad complejos.

Por último, se explora la aplicabilidad de los protocolos de negociación para espacios de utilidad de alta complejidad a escenarios reales. En concreto, se estudia el escenario de asignación de frecuencias en redes inalámbricas Wi-Fi, en el que varios proveedores de red deben acordar la asignación de frecuencias a los puntos de acceso bajo su control. Este trabajo supone la primera aplicación de este tipo de protocolos en entornos reales. Los resultados muestran que es posible alcanzar acuerdos que mejoran los obtenidos por las heurísticas que se emplean actualmente e incluso los conseguidos por optimizadores con información completa.

**Palabras Clave:** inteligencia artificial, inteligencia artificial distribuida, negociación automática, espacios de utilidad complejos.



# Abstract

Negotiation can be defined as the discussion between conflicting parties in order to reach an agreement from an initial situation of interest divergence. During the last years, automated negotiation has been attracting great interest in the artificial intelligence research community. This has been motivated by the increasing presence and importance of autonomous agent systems, managed by different individuals and groups, that must reach an agreement using negotiation. In many of these scenarios, the agreement search is complex and expensive enough so that the automation of negotiation process is justified. Automated negotiation has been successfully applied to different environments such as electronic commerce or task or resource allocation problems, in supply chains or load balancing in computer networks. Automation allows tackling problem that are not affordable to humans, because of its complexity.

In complex scenarios, it is common the appearance of multiple interdependent attributes. In multiattribute negotiation, it is usual that there exist different offers that provide the agent with the same utility level. For a negotiating agent, choose one of those offers is not a trivial task. That selection should be done taking into account the offer that is most likely to maximize the utility of the opponent. For making this selection, similarity criteria are usually employed as a key component in many negotiation models. Similarity is based on evaluating how alike is one offer to the previously received offers from the opponent. It seems reasonable that the most similar the offer we send to the previously received offers, the most likely the offer will be accepted. In non-monotonic or discontinuous preference structures, this criterium weakens because of the lack of information about the opponent's preference structure. As the first contribution, this work proposes a negotiation protocol able to efficiently work in high complexity utility spaces where the similarity-based approaches fail.

This work will focus on high-complexity preference spaces. In the context of complex multi-attribute negotiation, the complexity of the preference space can depend on the number of attributes under negotiation, the interdependence degree among preferences, the possibility of changing in the negotiation context during the process and finally on the method employed for preference description. For instance, a constrain-based preference space can have discontinuities that may deem classical approaches as useless. Even the suitability of many of proposals tailored for non-linear spaces may be restricted to low-complexity scenarios or for certain preference structures.

This work presents negotiation mechanisms for dealing with complex multiattribute negotiation under non-differentiable preference spaces. The proposed protocol builds on some principles from pattern-search optimization methods to perform a distributed search in the solution space. In order to include the basic iterative pattern-search principle, a move from an interaction protocol based on contract exchanges to region exchanges. The protocol defines a recursive joint exploration process. This means that when the agents agree on an offer (in this case, a region proposed by an agent), a new bargaining process is started in lower-sized regions, contained in the previously accepted region. This process can be seen as an iterative contraction of the solution space. Once that the working region is small enough to be seen as an only contract, the agent may finish the negotiation.

The extension of these negotiation mechanisms to a multilateral negotiation environment requires the inclusion of a procedure for aggregating the preferences of the agents. In this context, and taking into account the privacy and scalability requirements, it seems natural to move to a mediated approach. In mediated approaches, the mediator tries to optimize some kind of social welfare metrics. However, few works have included any social welfare criterium in the search process. For this kind of environments, the definition of new social welfare concepts is required. This work presents also negotiation mechanisms that allow to include consensus policies in the search process, which can be defined in linguistic terms, making it easier to specify the kind of consensus needed.

For the validation of the contributions of this work, an extensive experimental evaluation has been performed, using both random and non-random scenarios. These experiments show that this proposal based on pattern-search principles is able to overcome the limitation of similarity-based approaches and reach agreements according to consensus policies defined by the mediator, in an effective way. This opens the door to new line of research for design of mechanisms for multilateral multiattribute automated negotiation in highly-complex utility spaces.

Finally, an exploration of the applicability of negotiation protocols to highly-complex utility spaces is presented. The frequency assignment problem for Wi-Fi networks is studied, where several network providers must agree on the frequency allocation to the access points under its control. This work is, to our knowledge, the first application of this kind of protocol to real-world environments. The results show that it is possible to reach agreements that improved those obtained by enterprise heuristics currently in use and even from complete-information optimizers.

**Keywords:** *artificial intelligence, distributed artificial intelligence, automated negotiation, complex utility spaces.*



# Agradecimientos

El primer y más importante de los agradecimientos va dirigido a mis directores de tesis por todo lo que me han ayudado y aguantado para poder llegar hasta aquí. Es un lugar común el arrancar agradeciendo a los directores, pero en este caso es sincero y de justicia. Me gustaría agradecerles su trabajo conmigo y la tarea de años que ha permitido llevar al grupo de investigación en servicios telemáticos (GIST), al que pertenezco, al lugar en el que está ahora, con un esfuerzo que va mucho más allá de lo profesional. Gracias de corazón.

Esta tesis, como cualquier trabajo de investigación, se enmarca dentro del trabajo de un grupo. Esto es algo que escuché decir hace años al director de mi grupo, Dr. Juan Ramón Velasco Pérez, y que no compartía, convencido como estaba que era una tarea principalmente individual. Muchos años y muchos proyectos después lo entiendo y lo comparto. Me gustaría agradecerle especialmente que hace años se embarcara en arrancar un grupo de investigación en la Universidad de Alcalá y nos ayudara a hacer la larga travesía en el desierto desde una Escuela Universitaria a una Universidad investigadora en el siglo XXI. Sin él, nada de esto sería posible, ni mucho menos esta tesis.

A lo largo de los años el grupo ha ido creciendo y hemos tenido la suerte de incorporar nuevos miembros tan valiosos como José Manuel y David, con los que he pasado tantas horas pensando sobre nuevos problemas que abordar. Ha sido un placer trabajar con vosotros. Nunca os agradeceré bastante que apostarais por subiros a este barco, cuando sólo eran cuatro maderos.

También me gustaría agradecer a todos mis compañeros de la Unidad Docente en Ingeniería Telemática, en especial a Bernardo y Antonio que me dieron la oportunidad de incorporarme a la universidad y que me han arropado y acompañado durante todos estos años, y me han enseñado mucho como profesionales y como personas. Muchas gracias por haber sido tan generosos conmigo.

Durante este tiempo he tenido la oportunidad de trabajar con otros muchos compañeros en proyectos. Especialmente en los últimos años con Diego, Germán y Luis, con distintas desventuras en STIMULO, SITAC y tantos más. Muchas gracias por todo lo que me habéis ayudado, no sólo en los proyectos en sí sino en todo lo que he necesitado. Gracias también por vuestra comprensión.

Me gustaría agradecer de forma especial a mi familia y a mi pareja. A mi pareja, porque este trabajo es difícil de comprender y difícil de explicar, pero de la que nunca he escuchado ningún reproche. A mi familia, porque esto es la culminación de un largo camino, en el que han sacrificado muchas cosas para que yo pudiera estudiar y porque siempre han estado pendientes de mí. A mi madre, porque sin haber podido disfrutar casi de ninguna formación, o quizás por eso, siempre confió en el poder transformador de la educación, más que nadie que haya conocido nunca. Mis padres y abuelos vivieron en la sierra de Cuenca y sufrieron las privaciones, la represión y la violencia de la posguerra. Que yo pueda estar escribiendo este trabajo imagino que les parecería un sueño.

Cuenta Manolo Martínez, actualmente *scholar* y antes cantante de la imprescindible banda Astrud que él tuvo que elegir dos cosas entre ser una estrella de rock, tener una familia y ser *scholar*. Muy humildemente, con este trabajo puedo considerarme *scholar*. De esos tres sueños de juventud, creo haber conseguido el más difícil. Ahora intentaremos perseguir los otros dos. Gracias por esta oportunidad.

# Índice general

<b>Resumen</b>	<b>III</b>
<b>Abstract</b>	<b>VII</b>
<b>Agradecimientos</b>	<b>III</b>
<b>Índice de figuras</b>	<b>IX</b>
<b>Indice de tablas</b>	<b>XIII</b>
<b>Capítulo 1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Antecedentes . . . . .	1
1.2. Planteamiento del problema . . . . .	5
1.3. Objetivos y ámbito de las contribuciones . . . . .	6
1.3.1. Mecanismos de Negociación Bilateral basados en Regiones para Espacios de Utilidad de Alta Complejidad . . . . .	7
1.3.2. Mecanismos de Negociación Multilateral basados en Agregación de Preferencias para Espacios de Utilidad de Alta Complejidad . . . . .	7
1.3.3. Protocolos de Negociación basados en Políticas de Consenso . . . . .	8
1.3.4. Aplicación de Técnicas de Negociación Automática No Lineales a un Escenario Real . . . . .	8
1.4. Esquema de la tesis . . . . .	9
<b>Capítulo 2. Negociación Automática Compleja y Políticas de Consenso</b>	<b>11</b>
2.1. Introducción . . . . .	11
2.2. La Naturaleza de la Negociación . . . . .	16
2.2.1. El Conflicto como Motor de la Negociación . . . . .	16
2.2.2. Partes en la Negociación . . . . .	17
2.2.3. Negociación Multiatributo y Similaridad . . . . .	19
2.3. Negociación en Espacios de Utilidad Complejos . . . . .	21
2.3.1. Caracterización de un Espacio de Utilidad . . . . .	22
2.3.2. Principales Aproximaciones a la Negociación en Espacios de Utilidad Complejos . . . . .	27
2.4. Algoritmos de Búsqueda Local . . . . .	33
2.4.1. Métodos de Búsqueda Directa . . . . .	35
2.4.2. Métodos Búsqueda Basada en Patrones . . . . .	35
2.4.3. Método Generalizado de Búsqueda por Patrones (GPS) . . . . .	43

2.4.4.	Discusión . . . . .	44
2.5.	Políticas de Consenso en Negociación Multilateral . . . . .	44
2.5.1.	Introducción . . . . .	44
2.5.2.	Toma de Decisiones en Grupo . . . . .	45
2.5.3.	Métodos para la Toma de Decisiones en Grupo . . . . .	47
2.5.4.	Toma de Decisiones en Grupo Difusa . . . . .	49
2.5.5.	Operadores de Agregación de Preferencias . . . . .	50
2.6.	Resumen y Consideraciones Finales . . . . .	59
 <b>Capítulo 3. Protocolo de Negociación Multiatributo Basado en Regiones</b>		<b>61</b>
3.1.	Introducción . . . . .	61
3.2.	Escenarios de Negociación Monótonos y no Monótonos . . . . .	64
3.2.1.	Escenarios de Negociación Monótonos . . . . .	64
3.2.2.	Escenarios de Negociación No Monótonos . . . . .	65
3.3.	SBNP en Escenarios Monótonos y No Monótonos . . . . .	67
3.3.1.	El Protocolo SBNP . . . . .	67
3.3.2.	SBNP en Escenarios Monótonos . . . . .	70
3.3.3.	SBNP en Escenarios no Monótonos . . . . .	72
3.4.	Protocolo de Negociación Basado en Regiones (RBNP) . . . . .	73
3.4.1.	Descripción del Problema . . . . .	73
3.4.2.	Descripción del Protocolo de Negociación . . . . .	75
3.4.3.	Mecanismos de Decisión . . . . .	81
3.5.	Evaluación Experimental . . . . .	91
3.5.1.	Configuración Experimental . . . . .	91
3.5.2.	Resultados . . . . .	94
3.5.3.	Análisis Estratégico . . . . .	107
3.6.	Resumen y Consideraciones Finales . . . . .	114
 <b>Capítulo 4. Protocolos de Negociación Multilateral basados en Políticas de Consenso</b>		<b>117</b>
4.1.	Introducción . . . . .	117
4.2.	Marco de Mediación basado en Políticas de Consenso para Negociación Multiagente . . . . .	118
4.2.1.	Modelo de Preferencias de los Agentes . . . . .	118
4.2.2.	Descripción del Protocolo de Negociación . . . . .	118
4.2.3.	Mecanismos de Decisión . . . . .	120
4.3.	Marco de Mediación Jerárquico basado en Políticas de Consenso . . . . .	142
4.3.1.	Descripción del Protocolo de Negociación . . . . .	143
4.3.2.	Mecanismos de Decisión . . . . .	144
4.4.	Evaluación Experimental . . . . .	153

4.4.1. Descripción del Escenario . . . . .	153
4.4.2. Protocolo CPMF . . . . .	156
4.4.3. Protocolo HCPMF . . . . .	159
4.5. Resumen y Consideraciones Finales . . . . .	163
<b>Capítulo 5. Aplicación de Técnicas de Negociación Automática no Lineales a la Asignación de Canales en Redes WiFi</b>	<b>165</b>
5.1. Introducción . . . . .	165
5.2. Modelado del Problema . . . . .	167
5.2.1. Modelado Abstracto basado en Coloreado de Grafos . . . . .	167
5.2.2. Efecto de la Propagación en la Cobertura . . . . .	168
5.2.3. Efecto de las Interferencias . . . . .	169
5.2.4. Utilidad de las Soluciones . . . . .	170
5.3. Técnicas de Negociación Automática para la Selección de Canales . . . . .	172
5.3.1. Dominio de Negociación . . . . .	172
5.3.2. Protocolo de Interacción . . . . .	172
5.3.3. Mecanismos de Decisión . . . . .	174
5.4. Evaluación Experimental . . . . .	176
5.4.1. Escenarios Aleatorios . . . . .	176
5.4.2. Red Inalámbrica Corporativa . . . . .	177
5.4.3. Técnicas Analizadas . . . . .	180
5.4.4. Métricas de grafo para la evaluación del rendimiento . . . . .	181
5.4.5. Resultados . . . . .	182
5.4.6. Evaluación Extensiva en Escenarios Aleatorios . . . . .	186
5.4.7. Red Inalámbrica Corporativa . . . . .	189
5.4.8. Efecto de las Métricas . . . . .	190
5.5. Resumen y Consideraciones Finales . . . . .	191
<b>Capítulo 6. Conclusiones y Líneas de Trabajo Futuro</b>	<b>195</b>
6.1. Conclusiones . . . . .	195
6.2. Difusión de las Contribuciones de la Tesis . . . . .	197
6.2.1. Cooperación Internacional . . . . .	197
6.2.2. Proyectos de Investigación . . . . .	198
6.2.3. Publicaciones derivadas de la tesis . . . . .	201
6.2.4. Líneas de investigación futuras . . . . .	205
<b>Bibliografía</b>	<b>207</b>



# Índice de figuras

1.	Derivación de los pesos OWA a partir de un cuantificador $Q$ para $n = 5$ agentes	57
2.	Algunos Ejemplos de Cuantificadores RIM . . . . .	58
3.	Ejemplo de funciones de utilidad monótonas y no monótonas en un espacio de negociación bidimensional . . . . .	68
4.	SBNP . . . . .	71
5.	Ejemplo de Árbol de Negociación . . . . .	78
6.	Ejemplo de cuatro distribuciones distintas de umbrales y tamaño de regiones. La profundidad de búsqueda es $10 \times 10$ ( $m = 10$ ), el tamaño máximo es $10$ ( $r_1 = 10$ ), el tamaño mínimo es $0$ ( $r_{10} = 0$ ), y los umbrales de aceptación correspondientes son: $ath_3 = 0.35$ , $ath_0 = 1$ . . . . .	82
7.	Ejemplo de Funcionamiento del Mecanismo de Respuesta . . . . .	84
8.	Evolución de la Utilidad de Reserva para Distintas Estrategias de concesión ( $U_i^{th} = 0.1$ , $m = 10$ y $\delta = 0.1$ ) . . . . .	90
9.	Tests de Comparación Múltiples Tukey-Kramer para la distancia de Pareto en escenarios CES estáticos . . . . .	95
10.	Histogramas del Tiempo de Negociación para el conjunto completo de datos (a) y para las negociaciones donde $m = 10$ (b) en escenarios CES Estáticos . . . . .	96
11.	Test de Comparación Múltiple no Paramétrico de la media de los rangos del tiempo negociación frente a la profundidad de búsqueda $m$ en escenarios CES estáticos . . . . .	96
12.	Tests de Comparación Múltiple Tukey-Kramer para el tiempo de negociación en escenarios CES Estáticos y $m = 10$ . . . . .	97
13.	Tests de Comparación Múltiple más significativos para la distancia de Pareto en escenarios BELLc con Estrategia Estática y para el conjunto de datos completo . . . . .	99
14.	Histogramas del tiempo de negociación en escenarios BELLc con estrategia estática: (a) para el conjunto completo de datos; y (b) para $m = 10$ , $ath = \{0.02-1, 0.005-1\}$ , $\tau_a = 1$ . . . . .	100

15.	Histogramas del número de rondas de negociación en escenarios BELLC con estrategia estática: (a) conjunto completo de datos y (b) $m = \{2, 5, 10\}$ , $ath = \{0.02 - 1, 0.005 - 1\}$ , $\tau_a = 1$ . . . . .	101
16.	Test de Comparación Múltiple no paramétrico de la media del número de rondas frente a la profundidad de búsqueda $m$ en escenarios BELLC con estrategia estática y configuración $m = \{2, 5, 10\}$ y $ath = \{0.002 - 1, 0.005 - 1\}$ . . . . .	102
17.	Rendimiento de SBNP, RBNP-Estático, RBNP-Adaptativo y RBNP-Monótono como función de la profundidad de búsqueda y el número de atributos en el escenario BELLS . . . . .	106
18.	Rendimiento de SBNP, RBNP-Estático, RBNP-Adaptativo y RBNP-Monótono como función de la profundidad de búsqueda y el número de atributos en el escenario BELLS . . . . .	108
19.	Rendimiento de SBNP, RBNP-Estático, RBNP-Adaptativo y RBNP-Monótono como función de la profundidad de búsqueda y el número de atributos en el escenario BELLC . . . . .	109
20.	Diagramas de Cajas de las Utilidad para las distintas Parejas de Estrategias en los escenarios CES . . . . .	112
21.	Diagramas de cajas de las utilidades para las distintas parejas de Estrategias en los escenarios BELLS . . . . .	113
22.	Diagramas de cajas de las utilidad para las distintas parejas de estrategias en los escenarios BELLC . . . . .	115
23.	Sistema Generador Coordinado para $\mathbb{R}^2$ . . . . .	122
24.	Ejemplo de Conjunto Heurístico $\mathcal{H}_k$ para $\mathbb{R}^2$ . . . . .	122
25.	Ejemplo de Patrón Generalizado $x^{+o}(k)$ . . . . .	124
26.	Ejemplo de Patrón Extendido Generalizado $x^{*o}(k)$ . . . . .	125
27.	Derivación de los pesos OWA a partir de un cuantificador $Q$ para $n = 5$ agentes . . . . .	129
28.	Algunos Ejemplos de Cuantificadores RIM . . . . .	130
29.	Obtención de Pesos a partir del Cuantificador Lineal para $n = 5$ . . . . .	131
30.	Cuantificador $Q_{z_\beta}$ . . . . .	132
31.	Obtención de los pesos a partir del cuantificador $Q_{z_\beta}$ . . . . .	132
32.	Cuantificador $Q_{Z_\alpha}$ con $\alpha = 0.4$ . . . . .	134
33.	El cuantificador $Q_p$ . . . . .	137
34.	$\sigma$ en función del número de rondas y el valor de la preferencia grupal . . . . .	139
35.	Alternativa 1: Aumento del Tamaño del Región . . . . .	141

36.	Alternativa 2: Reducción del tamaño de la Región . . . . .	142
37.	Conjunto de Direcciones Relativas . . . . .	148
38.	Funciones de Utilidad para el Escenario 'Prueba de Concepto' . . . . .	154
39.	Funciones de Utilidad para el Escenario Complejo . . . . .	155
40.	Funciones de Utilidad para el Escenario Complejo . . . . .	156
41.	Resultados para el Escenario 'Prueba de Concepto' . . . . .	158
42.	Resultados para el Escenario Complejo . . . . .	159
43.	Funciones de Distribución Acumuladas para el Escenario 'Prueba de Concepto' con el protocolo HCPMF . . . . .	161
44.	Funciones de Distribución Acumuladas para el Escenario 'Prueba de Concepto' con el protocolo HCPMF . . . . .	162
45.	Tasa de Optimalidad del Bienestar Social frente a VOID . . . . .	163
46.	Relación entre Utilidad y $SINR$ . . . . .	171
47.	Planta de la Escuela Politécnica de la Universidad de Alcalá . . . . .	178
48.	Grafo de Conectividad $G$ para el Escenario 1 . . . . .	179
49.	Grafo de Interferencia I para el Escenario 1 . . . . .	179
50.	Evaluación de temple simulado (SA) en el Escenario 3 . . . . .	183
51.	Evaluación de temple simulado (SA) en el Escenario 6 . . . . .	184
52.	Evaluación de temple simulado (SA) en el Escenario 9 . . . . .	184
53.	Evaluación de temple simulado (SA) con distinto número de proveedores de red ( $p$ ) 186	
54.	Utilidad Normalizada ( $U_n$ ) para las Técnicas bajo Estudio en Escenarios Aleatorios 188	
55.	Equidad para las Técnicas bajo Estudio en Escenarios Aleatorios . . . . .	189
56.	Utilidad Normalizada para las Técnicas Evaluadas en el Escenario Realista . . . . .	190
57.	Utilidad de SA relativa a ALPSO para distintas métricas de grafo . . . . .	191
58.	Utilidad de SA relativa a ALPSO para distintas métricas de centralidad de los grafos . . . . .	192



## Indice de tablas

1.	Valoraciones de los Expertos . . . . .	55
2.	Valoraciones Globales . . . . .	55
3.	Rendimiento de SBNP en el Escenario CES . . . . .	72
4.	Rendimiento de SBNP en el Escenario BELLs y BELLc. . . . .	72
5.	Tabla ANOVA para la distancia de Pareto en los escenarios CES estáticos . . . . .	94
6.	Tabla ANOVA para la distancia de Pareto en los escenarios CES estáticos . . . . .	97
7.	Profundidad de Búsqueda frente al Número de Rondas en los Escenarios CES con Estrategia Estática . . . . .	97
8.	Tabla ANOVA para la tasa de fallos en los escenarios BELLc estáticos . . . . .	98
9.	Tabla ANOVA para la distancia de Pareto en los escenarios CES estáticos . . . . .	99
10.	Tasa de Fallos para los protocolos RBNP y SBNP . . . . .	103
11.	Distancia de Pareto para los protocolos SBNP y RBNP . . . . .	103
12.	Tiempo de Negociación y Número de Rondas de Negociación para los Protocolos SBNP y RBNP . . . . .	104
13.	Resumen de Configuraciones para los Distintos Escenarios y Estrategias . . . . .	104
14.	Matriz de Ganancia para las Estrategias Adaptativas y Monótonas en el Escenario BELLs con 20 atributos . . . . .	114
15.	Resumen de Parámetros de HCPMF . . . . .	160
16.	Resumen de escenarios. . . . .	177
17.	Resumen de escenarios realistas. . . . .	180
18.	Resumen de parámetros (D, dispositivos) . . . . .	183
19.	Utilidad en escenarios con 50 APs y 350 dispositivos. . . . .	185
20.	Utilidad en escenarios con 50 APs y 500 dispositivos. . . . .	185
21.	Utilidad en Escenarios con 100 APs y 500 dispositivos. . . . .	185
22.	Resultados Relativos al Máximo . . . . .	187

23.	Utilidad normalizada para distinto número de agentes ( $p$ ) en escenarios aleatorios usando $SA$ . . . . .	187
24.	$UF$ relativa a $UF_{SA}$ en Escenarios Aleatorios. . . . .	189
25.	$UF$ relativa a $UF_{SA}$ en el Escenario Realista. . . . .	190

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Antecedentes

Podemos definir la negociación como una interacción entre varias partes que intentan alcanzar un acuerdo en relación a una serie de atributos que les suponen un conflicto de intereses. La negociación forma parte de los procesos cotidianos que empleamos en la toma de decisiones y resolución de conflictos. Podemos encontrar situaciones donde es necesario aplicar la negociación en ámbitos muy diversos como la asignación de recursos o tareas [151, 150], la resolución de conflictos [190] o situaciones de crisis como secuestros [85].

Algunos escenarios de negociación pueden ser totalmente automatizados, beneficiándose así del empleo de técnicas de inteligencia artificial. Ejemplos de este tipo de escenarios son el comercio electrónico [104] o la gestión de recursos [107]. De hecho, existe una gran variedad de estudios acerca de la automatización de los procesos de negociación, desde muy diferentes enfoques y áreas de conocimiento, como la teoría de juegos [145, 31], la inteligencia artificial distribuida [31, 139] y la economía [139].

Los diferentes autores parecen estar de acuerdo en que hay tres componentes fundamentales de todo modelo de negociación [87, 68, 36]:

- Un *protocolo de interacción*, que define las reglas de encuentro entre los agentes implicados. Determina tanto qué secuencias de ofertas entre agentes se permiten como a qué tipo de acuerdos puede llegarse y cómo se establecen éstos.
- Un conjunto de *mecanismos de decisión o estrategias*, que gobiernan la toma de decisiones de los diferentes agentes, permitiéndoles determinar cuál debe ser su siguiente acción para un estado de la negociación dado.
- Los conjuntos de *preferencias* de los diferentes agentes, que les permiten evaluar las posibles soluciones en términos de utilidad y compararlas entre sí.

Un protocolo de negociación establece las reglas que deben seguir los participantes durante el proceso de negociación, en concreto, las acciones que cada agente puede llevar a cabo en cada momento. La forma predominante está basada en el intercambio de ofertas: los agentes se intercambian ofertas por turnos. Un agente propone una oferta, y el otro agente responde con una contraoferta. Este proceso se repite hasta que la negociación termina bien porque

una de las partes acepta la oferta del oponente o porque se alcanza el plazo máximo definido para la negociación. Frente a este modelo, podemos señalar las negociaciones basadas en argumentación, en las que el intercambio de ofertas incluye también metainformación que apoya la postura que el agente refleja en la oferta, lo que permite razonar a partir de ella. En negociaciones multilaterales, es frecuente la utilización de *protocolos de subasta*. En este tipo de protocolos, los agentes envían sus ofertas a un mediador que las evalúa y selecciona un acuerdo a partir de ellas. Si tenemos en cuenta el número de rondas del proceso, podemos distinguir entre protocolos de un solo disparo y protocolos iterativos. En los protocolos de un solo disparo sólo se realiza un intercambio de mensajes entre los agentes mientras que en los protocolos iterativos, los agentes pueden ajustar sus posiciones en las distintas iteraciones.

Los agentes implicados en la negociación emplearán una estrategia de negociación. La estrategia de negociación dicta las acciones que deberán llevar a cabo para un determinado estado de la negociación. Las estrategias de los agentes pueden variar desde estrategias de equilibrio basadas en teoría de juegos hasta las aproximaciones heurísticas. La mayor parte de los trabajos en negociación automática relacionados con estrategias se han centrado en aspectos de competitividad. Desde esta perspectiva, se asume que los agentes persiguen repartirse un recurso fijo por lo que un agente sólo puede ganar a costa del resto. Esta aproximación se conoce como *negociación distributiva*. Frente a esta línea, en el ámbito de las ciencias sociales surgió la negociación basada en intereses o *negociación integrativa* que aborda la problemática de identificar acuerdos que sean de utilidad para todas las partes implicadas. Podemos resumir ambas aproximaciones de la siguiente manera. En la negociación distributiva los agentes emplean estrategias competitivas para conseguir la mayor utilidad posible para ellos mismos mientras que en la negociación integrativa se emplean estrategias cooperativas para buscar una ganancia común. En la práctica, es común que ambos procesos cooperativos y competitivos deban coexistir.

Dentro de las técnicas que se pueden aplicar a la negociación integrativa, podemos señalar el análisis conjunto [156], la satisfacción de restricciones distribuidas [184] y la teoría de utilidad multi-atributo [28]. Todas estas técnicas tienen en común que sólo son aplicables en escenarios de negociación multi-atributo. En este tipo de negociaciones, los agentes deben ponerse de acuerdo sobre distintas características del objeto sobre el que desarrolla la negociación. Cada una de estas características se representa mediante un atributo. Si cada uno de los agentes asigna un valor o ponderación distinta sobre la utilidad global del objeto a cada uno de los atributos, podría plantearse la consecución de soluciones de compromiso donde cada uno de los agentes sacrificara ciertos aspectos que fueran menos valiosos para él, con objeto de facilitar que la oferta sea más atractiva para el resto de agentes, que sí que podrían valorar en mayor grado esos aspectos en concreto. De esta manera, se podría incrementar la utilidad conjunta del acuerdo.

Cada uno de los agentes implicados en la negociación mantendrá una estructura de preferencias propia, que le permite ordenar las distintas propuestas disponibles en el espacio de soluciones. Un escenario de negociación queda definido a partir de una estructura de preferencias y el dominio de negociación. Para poder realizar esta ordenación, debe existir un criterio de ordenación que permita realizar comparaciones entre cualquier pareja de soluciones. Así, hablaremos de la relaciones de preferencia débil, preferencia fuerte y de indiferencia. Cuando un agente asigna el mismo valor a dos ofertas distintas, hablaremos de que ambas ofertas son indiferentes para él. Todas las ofertas que ofrecen un mismo valor para un determinado agente están contenidas en una curva de indiferencia o iso-curva. Por último, se dice que una solución es Pareto-óptima cuando no existe una oferta distinta que le ofrezca al agente un valor mayor que no sea al mismo tiempo peor para algún otro agente.

Si bien las estructuras de preferencias pueden expresarse como una ordenación de las distintas ofertas, es más común que las preferencias de un agente se expresen mediante una función de utilidad. Una función de utilidad asigna a cada posible contrato un valor, que será mayor para aquellas ofertas que sean preferibles para el agente. Cuando el contrato se exprese como un conjunto de valores de distintas variables o atributos, la utilidad del contrato estará en función de los valores de los distintos atributos [73]. Otro enfoque para el modelado de preferencias está basado en la toma de decisiones multi-criterio (*multi-criteria decision making*, MCDM) que también se conoce como optimización multiobjetivo. En este enfoque, se asume que cada agente tiene un conjunto de preferencias sobre los atributos negociados que permiten abordar el problema como un problema de toma de decisiones multi-objetivo. La principal diferencia de esta aproximación frente a la anterior está en el papel de la función de utilidad. Si la función de utilidad es explícita, se habla de un enfoque de teoría de utilidad multi-atributo mientras que si está implícita o no se conoce su existencia, se asume que se está ante un problema MCDM.

Una de las formas más comunes que suele tomar la función de utilidad es el de una función lineal-aditiva. En este caso, la contribución de cada atributo a la utilidad no depende de los valores del resto de atributos. El valor total de utilidad para un determinado contrato se obtiene como una suma ponderada de los valores de los distintos atributos. Sin embargo, este tipo de funciones de utilidad no son apropiadas para aquellos casos en los que existen interacciones o dependencias entre los valores de los atributos. Para esos casos, es habitual el empleo de funciones de utilidad no lineales que permiten representar relaciones más complejas [79, 66, 102, 144]. Este tipo de funciones de utilidad permiten representar de forma más fidedigna y realista las preferencias de los agentes, pero con el precio de trabajar sobre espacios potenciales de soluciones de mayor tamaño. Esta representación más realista debería permitir alcanzar acuerdos más satisfactorios para los usuarios.

Para poder capturar la complejidad de los escenarios del mundo real, las funciones de utilidad deberían ser capaces de capturar relaciones de interdependencia entre múltiples atributos. La mayoría de los trabajos que podemos encontrar en la literatura se centran en procesos de negociación con presencia de un mediador [79, 66, 46] con notables excepciones [144]. También, es interesante tener en cuenta la naturaleza de las dependencias entre las variables. La mayor parte de los trabajos se centran en dependencias entre parejas de atributos, siendo minoría aquellos trabajos que contemplan relaciones de interdependencia no binarias [66, 115].

La introducción de modelos de interdependencia complejos entre los atributos dificulta el cálculo de los acuerdos óptimos. Los modelos heurísticos surgen como una alternativa para aquellos casos en que se renuncia a calcular el acuerdo óptimo y se opta por la búsqueda de acuerdos tan buenos como sea posible. En estos modelos, se parte de suposiciones de conocimiento imperfecto sobre el entorno y el oponente y se trata de abordar la obtención de acuerdos de la mayor calidad posible en una forma computacionalmente abordable.

Dentro de las heurísticas que podemos encontrar en la literatura para la obtención de acuerdos en escenarios como los descritos, se encuentran las heurísticas de similaridad. Las técnicas basadas en la similaridad se basan en tratar de generar ofertas que aproximen las preferencias estimadas del oponente. Las heurísticas basadas en similaridad buscan sacrificar el beneficio de aquellos atributos que sean menos valiosos para el agente pero importantes para el oponente, con el objeto de conseguir que esto suponga un incremento proporcional en aquellos atributos que sí sean importantes para el agente.

Faratin et al. [32] presentan uno de los primeros trabajos que emplean este tipo de heurísticas para negociaciones bilaterales multiatributo. En este trabajo, cuando un agente recibe una oferta con un requisito de utilidad dado, responde con una oferta con dicho nivel de utilidad pero más similar a la oferta previa propuesta por el oponente. El argumento detrás de la heurística es sencillo; se asume que cuando más similar sea la oferta que se propone a la recibida, más aceptable debería ser para el oponente. Este tipo de heurísticas exigen determinar el criterio que se emplea para determinar que dos ofertas están cercanas o son similares. Faratin et al. proponen el uso de un criterio de similaridad borroso, que exige un conocimiento del dominio para poder discernir la similaridad o no entre los valores de los atributos.

Lai et al. [89] proponen un protocolo de negociación bilateral para negociaciones multiatributo en los que los agentes seleccionan  $k$  ofertas distintas por ronda. Estas ofertas se extraen de la curva de indiferencia para el nivel de utilidad sobre el que se esté trabajando. De todas estas ofertas, se selecciona la oferta de la curva de indiferencia para el nivel de utilidad deseado más similar a la mejor de las ofertas que se hayan recibido del oponente. El resto

de  $k-1$  ofertas se seleccionan de forma aleatoria sobre dicha curva de indiferencia. El proceso se itera hasta que se alcanza un acuerdo o se llega al plazo límite que se haya establecido. La heurística de similaridad empleada es la distancia euclídea, que es menos potente que la heurística borrosa propuesta en el trabajo de Faratin et al. pero que no exige un conocimiento del dominio de negociación.

## 1.2. Planteamiento del problema

En la negociación multiatributo, suelen existir distintas ofertas que proporcionan un mismo nivel de utilidad para un determinado agente. Para un agente inmerso en una negociación, la selección de una oferta no es trivial. Dicha selección debería realizarse teniendo en cuenta la oferta que tenga una mayor probabilidad de maximizar la utilidad del oponente. Si un agente, en cada ronda de negociación, selecciona la oferta que maximiza la preferencia del oponente, es más probable que el oponente acepte dicha oferta. Para llevar a cabo esta selección, un criterio que se suele emplear habitualmente como componente clave en muchos modelos de negociación es el criterio de similaridad. Este criterio se ha empleado de forma exitosa fundamentalmente en escenarios de preferencias monótonas [157, 17, 33, 92, 88]. Aunque estos trabajos demuestran la adecuación del criterio de similaridad para preferencias monótonas, en escenarios con preferencias no monótonas y/o discontinuas este criterio se debilita debido a la ausencia de información suficiente acerca de la estructura de preferencias del oponente. Mientras que en espacios de utilidad monótonos (asumiendo que exista una zona de acuerdo) las concesiones monótonas llevan fácilmente a los agentes a la consecución de un acuerdo, en espacios no monótonos y discontinuos la atracción mutua que proporciona el mecanismo de similaridad puede hacer que los agentes queden atrapados en zonas donde no sea posible un acuerdo.

En esta tesis perseguimos proporcionar un conjunto de heurísticas prácticas y tratables tales que el proceso conjunto de negociación sea eficiente y se puedan alcanzar soluciones próximas al frente de Pareto. Un primer objetivo de esta tesis ha sido proponer una familia de protocolos para negociaciones automáticas multiatributo bilaterales no mediadas, que sea capaz de funcionar en espacios de utilidad no monótonos y discontinuos. Nuestra hipótesis de trabajo es que las ofertas intercambiadas en dichos protocolos no serán soluciones específicas (contratos), sino que serán regiones del espacio de negociación sobre los que proseguir la negociación iterando el mismo procedimiento.

La extensión de los mecanismos de negociación descritos en el párrafo anterior a un entorno de negociación multilateral exige que se incorpore un procedimiento para la agregación de las preferencias de los distintos agentes. En este contexto, y teniendo en cuenta los requisitos

de privacidad y escalabilidad de las soluciones, parece natural la utilización de aproximaciones mediadas (i.e. haciendo uso de un agente mediador). Un segundo objetivo de esta tesis ha sido el diseño de una familia de protocolos para negociación automáticas multiatributo multilaterales mediadas basada en la agregación de preferencias que extienda el paradigma de búsqueda basada en regiones anterior al escenario multilateral. Consideramos que este trabajo abrirá una nueva línea de investigación sobre nuevos protocolos de negociación mediada multilateral para espacios de utilidad complejos.

Junto con el planteamiento de nuevos mecanismos de negociación, esta tesis aborda la definición de nuevos conceptos de bienestar social. La investigación en negociación hasta la fecha se ha centrado en la optimización de algún tipo de métrica del bienestar social [79, 88, 167, 113, 101]. Algunos autores [29, 48, 96] han tratado de incorporar estos criterios de bienestar social en el propio proceso de búsqueda. Sin embargo, los criterios de bienestar convencionales pueden llevar a soluciones engañosas en espacios de utilidad de alta complejidad [40]. Por ello, para este tipo de escenarios, se hace necesario definir nuevos conceptos de bienestar social como pueden ser las políticas de consenso. Un tercer objetivo de la tesis será diseñar un mecanismo que permita la búsqueda de acuerdos en espacios de negociación complejos según determinadas políticas de consenso, que podrán ser definidas en términos lingüísticos, a fin de trabajar en situaciones en las que el consenso unánime es o bien imposible o simplemente no deseable.

Por último, otro de los desafíos en la investigación en negociación automática es la evaluación de la aplicabilidad de los diferentes mecanismos a escenarios reales. En la literatura, podemos encontrar trabajos orientados a la construcción de espacios de utilidad que representen los escenarios sobre los que se desean aplicar los mecanismos de negociaciones. Hay dos aproximaciones básicas para la construcción de estos espacios: la generación de funciones de utilidad simuladas pero realistas a partir del modelado estadístico del problema y la captura de funciones de utilidad reales a partir de la especificación de requisitos de la aplicación bajo estudio. Si nos centramos en el segundo caso, un desafío abierto está relacionado con la identificación de aplicaciones reales que resulten en funciones de utilidad no lineales que justifiquen la aplicación de técnicas para espacios de utilidad de alta complejidad, y la evaluación del rendimiento de dichas técnicas sobre esos escenarios. El cuarto objetivo de la tesis será la evaluación de la aplicabilidad estas técnicas al problema de asignación de frecuencias en redes Wi-Fi.

### 1.3. Objetivos y ámbito de las contribuciones

En este punto enunciaremos y describiremos los aspectos en los que la presente Tesis Doctoral supone una contribución a las soluciones actuales de mecanismos de negociación para

espacios de utilidad complejos, protocolos de negociación para búsqueda de soluciones basado en regiones, protocolos de negociación basados en políticas de consenso y al estudio de la aplicación de protocolos para espacios de utilidad complejos en entornos reales.

### **1.3.1. Mecanismos de Negociación Bilateral basados en Regiones para Espacios de Utilidad de Alta Complejidad**

En los escenarios de negociación de alta complejidad, los agentes negocian acerca de múltiples atributos que son dependientes entre sí. Estos escenarios plantean un desafío importante, ya que la interdependencia entre atributos conlleva además la no linealidad de los espacios de utilidad, lo que hace que las aproximaciones convencionales de búsqueda de acuerdos no funcionen adecuadamente [46, 66]. Las propuestas existentes para espacios de utilidad altamente no monótonos están centradas en estructuras de preferencias basadas en restricciones y en soluciones mediadas y basadas habitualmente en criterios de similaridad [32] para la generación de ofertas al oponente. Esto supone una restricción a la aplicabilidad de estas técnicas en entornos reales. Una de las alternativas a explorar pasa por combinar procedimientos de optimización local con la búsqueda no basada en similaridad sino basada en regiones, donde los agentes proponen regiones del espacio de contratos en lugar de contratos específicos.

*El objetivo de esta tesis en cuanto a mecanismos de negociación bilateral en escenarios no monótonos es trabajar en una propuesta de mecanismos de negociación que pueda funcionar de forma eficiente en espacios de utilidad complejos donde las aproximaciones basadas en similaridad fallan, utilizando una aproximación de búsqueda basada en regiones*

### **1.3.2. Mecanismos de Negociación Multilateral basados en Agregación de Preferencias para Espacios de Utilidad de Alta Complejidad**

La extensión de los mecanismos de negociación bilateral en entornos altamente no monótonos lleva aparejada la dificultad añadida de una mayor complejidad en el proceso de identificación de acuerdos. La exploración conjunta del espacio de contratos potenciales es una de las alternativas que se han sugerido para tratar de abordar el problema. En este caso específico, la aplicación de criterios basados en similaridad resulta en protocolos de negociación aún más ineficientes que en el caso bilateral. La aproximación natural a este tipo entornos es la utilización de un mediador. El mediador sería el encargado de la agregación de las propuestas (en forma de regiones) de cada uno de los agentes utilizando para ello una regla de mediación que podría responder a distintos criterios.

*El objetivo de esta tesis en cuanto a mecanismos de negociación multilateral basados en agregación de preferencias es trabajar en una propuesta de mecanismos de negociación multilaterales mediados que permita la obtención eficiente de acuerdos entre múltiples agentes empleando mecanismos de optimización local, búsqueda basada en regiones y agregación de preferencias en el mediador.*

### **1.3.3. Protocolos de Negociación basados en Políticas de Consenso**

La mayor parte de los trabajos en negociación automática multilateral se han centrado en la construcción de mecanismos y protocolos eficientes para la consecución de acuerdos entre los distintos participantes con el objetivo de optimizar alguna medida del bienestar social. Sin embargo, habitualmente este bienestar social no se ha considerado un elemento integral del proceso de negociación. Si bien hay algunos trabajos que tratan de incorporar algún criterio de bienestar social en el proceso de búsqueda de acuerdos, la realidad es que su aplicabilidad es muy limitada y sujeta a revelaciones de información.

*El objetivo de esta tesis en lo que respecta a los protocolos de negociación basados en políticas de consenso es proponer una familia de protocolos de negociación multilateral en el que el tipo de consenso deseado sobre el acuerdo que se desea forme parte del proceso de negociación*

La consecución de este objetivo abriría la puerta a la utilización de estos mecanismos de negociación en escenarios reales donde el consenso unánime no es factible, como la formación de consorcios en eventos organizados para la difusión de convocatorias y creación de grupos para la petición de financiación. En dichos entornos, el organizador podría actuar como mediador y guiaría el proceso de formación de consorcios con el objeto de maximizar la posibilidad de obtener financiación para las diferentes propuestas.

### **1.3.4. Aplicación de Técnicas de Negociación Automática No Lineales a un Escenario Real**

Las redes complejas han atraído un gran interés en la comunidad investigadora, debido tanto al desafío inherente de algunos problemas con estructura de red subyacente de optimización no lineal, que son NP-duros, como al enorme potencial de su aplicación a escenarios reales, dado que existen muchos problemas reales que tienen una estructura de red. Una importante subcategoría de estos problemas implica a entidades autónomas y egoístas (por ejemplo, conductores en una red de transporte) que tienden a causar que la red se desvíe del comportamiento socialmente óptimo. La negociación automática ha mostrado su utilidad en procesos de toma de decisiones en escenarios donde es necesario encontrar un acuerdo de

forma rápida y con intereses en conflicto [141]. Una de las ventajas más importantes de la negociación automática es que tiene en cuenta el conflicto de intereses desde el inicio. la comunidad de negociación no lineal ha realizado pocas incursiones, y muy específicas en problemas basados en redes complejas [23].

La tecnología Wi-Fi, basada en la familia de estándares IEEE 802.11, se ha convertido en omnipresente en nuestra vida cotidiana. La banda de frecuencias de 2.4GHz es la banda más comúnmente empleada en WiFi. Esta banda se divide en 11 canales parcialmente solapados [130]. El gran número de dispositivos Wi-Fi que trabajan en esta banda, junto otras tecnologías que también la usan, obliga a elegir cuidadosamente el canal de frecuencia en que un punto de acceso debería trabajar. Además, hay que tener en cuenta que los dispositivos Wi-Fi cada vez demandan un mayor ancho de banda. Como resultado de lo anterior, es cada vez más difícil que las redes inalámbricas sean capaces de satisfacer las demandas de los usuarios en términos de calidad de servicio. Existe, por tanto, una necesidad real de una gestión más eficiente del espectro radioeléctrico. En este contexto, distintos proveedores Wi-Fi, que se comportan como agentes, tienen que decidir colectivamente cómo distribuir los canales empleados por sus puntos de acceso para minimizar la interferencia entre los nodos y maximizar la utilidad (el caudal de red) para sus clientes.

*Como último objetivo de esta tesis se exploran las posibilidades del uso de tecnología de negociación no lineal para la resolución de problemas de red complejos que impliquen a partes egoístas como el problema de la asignación de frecuencias en infraestructuras de red Wi-Fi.*

Más específicamente, se desea verificar la hipótesis de que las aproximaciones no lineales a la negociación pueden considerar una alternativa eficiente a las herramientas centralizadas de optimización.

## 1.4. Esquema de la tesis

Esta tesis se ha estructurado en 6 capítulos, tal y como se describe a continuación:

**Capítulo 1, Introducción:** En este capítulo se han presentado los antecedentes de la investigación, los objetivos de la tesis y el ámbito de las contribuciones.

**Capítulo 2, Negociación automática en espacios de utilidad complejos:** En este capítulo se presenta una panorámica del problema de la negociación automática y de los diferentes enfoques y aproximaciones más relevantes en la literatura, junto con una revisión de los algoritmos y métodos de búsqueda local basados en patrones y de los operadores de agregación ponderada.

**Capítulo 3, Protocolo de negociación basado en regiones:** Este capítulo cubre la propuesta de un protocolo de negociación bilateral para espacios de utilidad complejos que supera las dificultades de las aproximaciones basadas en similitud mediante una aproximación de exploración recursiva del espacio de soluciones basada en regiones.

**Capítulo 4, Protocolos de negociación basados en políticas de consenso:** En este capítulo, se abordan dos propuestas de protocolos de negociación multilaterales con mediador capaces de incorporar políticas de consenso en las reglas de mediación a partir de expresiones lingüísticas de la misma.

**Capítulo 5, Aplicación de técnicas de negociación automática no lineales:** En este capítulo, se plantea una aplicación de un protocolo de negociación automática no lineal al problema de asignación de frecuencias en redes Wi-Fi y se evalúa su adecuación al problema y su rendimiento.

**Capítulo 6, Conclusiones y trabajo futuro:** La tesis termina con un resumen de las principales contribuciones y de las conclusiones extraídas de su realización. Además, se enumeran las principales acciones de difusión de resultados relacionados con la tesis y las líneas de trabajo futuro que surgen de este trabajo.

## 2

# Negociación Automática Compleja y Políticas de Consenso

## 2.1. Introducción

La negociación es una forma de interacción social que puede ser estudiada desde distintos puntos de vista y desde distintas disciplinas tales como la economía y la psicología social [95, 138]. Existen múltiples definiciones de negociación en cada uno de estos ámbitos [145]. Sin entrar a valorar las distintas definiciones, para el propósito de este trabajo, podemos definir negociación como [137]:

Discusión entre partes en conflicto con el objetivo de alcanzar un acuerdo a partir de una situación inicial de divergencia de intereses.

La negociación puede aplicarse a un amplio abanico de situaciones desde las puramente competitivas, en las que las partes tienen intereses totalmente contrapuestos hasta las puramente cooperativas, en las que las partes tienen intereses compatibles. La mayor parte de las situaciones responde a una mezcla de ambas, apareciendo elementos tanto competitivos como cooperativos. Con independencia de la naturaleza de las partes que negocian, es posible señalar algunas características comunes a la mayor parte de estas situaciones [145]:

- La existencia de dos o más partes.
- La existencia de un conflicto entre las partes: una de las partes tiene unos intereses que no coinciden exactamente con los de las otras partes. El conflicto, en sus distintas formas y complejidades, desempeña un papel central en la negociación [137].
- La preferencia por buscar un acuerdo frente a recurrir a una autoridad superior o romper la búsqueda de soluciones.

En los últimos años, la negociación automática ha constituido un área de gran actividad investigadora en el ámbito de la inteligencia artificial. Esto ha venido motivado por la creciente aparición e importancia de sistemas compuestos por agentes autónomos, gestionados por distintos individuos o grupos, que deben llegar a acuerdos a través de la negociación. En muchos de estos escenarios, la búsqueda de un acuerdo es de la suficiente complejidad e implica un coste tal que está justificada la automatización de los procesos de negociación.

Unos de los primeros ámbitos donde se aplicó la negociación automática fue en la solución de problemas de reparto de tareas y asignación de recursos [27, 22]. Más adelante, se han aplicado técnicas de negociación automática para el soporte de procesos organizativos, especialmente a la distintas fases de la cadena de suministros como la contratación [152], la planificación de la producción [178, 14] o la selección de proveedores [67]. Se ha mostrado también cómo esta tecnología puede ser útil para facilitar la formación de las denominadas empresas virtuales (*virtual enterprises*), alianzas dinámicas de corporaciones pequeñas y ágiles para sacar partido de economía de escala [183, 81]. El comercio electrónico también se ha beneficiado de los avances de la negociación automática [103]. En los últimos años, se ha propuesto la aplicación de técnicas de negociación automática a los sistemas de control distribuidos y a los sistemas de toma automática de decisiones en escenarios como el control automatizado de procesos industriales [165], la administración de redes [170], el control del tráfico aéreo [174].

Bajo el término “Tecnologías para el Acuerdo” (*Agreement Technologies*), se han agrupado todas aquellas tecnologías que pueden servir de ayuda directa o indirecta para la resolución de conflictos en sistemas software. El hecho de que la contribución de una tecnología a la resolución de conflictos suponga una ayuda indirecta hace que sea difícil establecer una frontera clara entre qué tecnologías están dentro de este grupo y cuáles no, si bien existe consenso en que la negociación automática sí que estaría dentro. Sierra et al. [154] han identificado un conjunto de desafíos comunes para todas estas tecnologías que, por ser de interés también para la negociación automática, resumimos a continuación:

- *Semántica*: en la actualidad, la mayor parte de los sistemas software se construyen empleando componentes ofrecidos por distintos proveedores. Garantizar la interoperabilidad entre los distintos componentes pasa por garantizar que existe un alineamiento entre las distintas ontologías. Pese a la existencia de estándares para la representación de ontologías (como OWL [45], por ejemplo), el elevado número de ontologías disponibles en la web así como el gran tamaño de las mismas hace imposible la alineación de las mismas de modo manual. Es, por tanto, necesaria la existencia de sistemas automatizados que se encarguen de dicha tarea.
- *Normas*: el comportamiento de las entidades que interactúan puede variar a lo largo del tiempo como también pueden existir distintos contextos dentro de los cuales llegar a un acuerdo. Una forma de regular estas interacciones, a fin de evitar situaciones conflictivas, es mediante la definición de normas y convenciones que regulen la interacción. El conjunto de normas que se fijen para regular la interacción puede ser un asunto de acuerdo entre las entidades. Esto supone un importante avance con respecto a los sistemas actuales en los que se asume un entorno y una verificación estática.

- *Organizaciones*: la realización de tareas complejas puede requerir de recursos o capacidades que exceden las disponibles por un único agente o entidad. Dentro un sistema multiagente, la determinación de qué agentes deben implicarse y en qué medida para la consecución de un objetivo conlleva una gran complejidad. El carácter dinámico y la incertidumbre que caracterizan a un entorno abierto, en el que los agentes pueden cooperar y dejar de cooperar a voluntad, hace que las aproximaciones clásicas de planificación no se comporten bien en estos escenarios. Es necesaria la aparición de nuevas técnicas para la consecución de acuerdos en la forma de coaliciones estables de agentes.
- *Confianza*: los mecanismos para el establecimiento de confianza, en estrecha relación con los modelos de reputación, permiten a los agentes decidir con qué otros agentes llegar a acuerdos para determinadas tareas. La existencia de experiencias positivas inclinarán al agente a interactuar con la otra parte, mientras que las experiencias pasadas negativas harán que se eviten los acuerdos. La confianza que un agente deposita en sus interlocutores condicionará la estrategia que el agente decida seguir en una negociación.
- *Negociación*: hemos visto anteriormente como el comportamiento de una entidad puede ser regulado mediante normas. No obstante, esto no ofrece garantías totales sobre su comportamiento dado que la autonomía y el interés del agente puede hacer que decida no cumplir con sus compromisos si percibe una ganancia potencial en ello. Por otro lado, la interacción entre entidades es un proceso dinámico, lo que hace que pueda ser necesario establecer nuevos acuerdos. La única forma de establecer nuevos acuerdos que regulen su interacción es mediante la negociación. La negociación es la tecnología clave para alcanzar la conjunción de comportamientos exigida por sistemas software abiertos [68, 86].

A la hora de afrontar la investigación sobre negociación automática, es posible identificar dos aproximaciones al problema, en función de su marco teórico subyacente. Por un lado, tenemos una aproximación desde una perspectiva matemática formal, teórica, y por otro, una aproximación de carácter eminentemente práctico y orientada a la resolución de casos reales.

Los trabajos que se enmarcan dentro de la aproximación teórica a la negociación se basan en resultados de la teoría de juegos y de métodos económicos [145, 146, 87, 126]. La mayor parte de las aproximaciones basadas en teoría de juegos presentan cualidades deseables, como la Pareto-eficiencia y la posibilidad de garantizar la convergencia pero parten de premisas abstractas que frecuentemente limitan su aplicación a problemas reales.

Por otro lado, los investigadores que optan por la perspectiva práctica suelen emplear técnicas adaptadas de las ciencias sociales con objeto de entender el proceso de negociación [138, 68, 76, 32, 83, 69]. Estas aproximaciones suelen carecer de justificaciones teóricas bien

construidas, lo que dificulta la generalización de los mecanismos propuestos a otras situaciones. Igualmente, suelen arrojar soluciones subóptimas y la evaluación de su rendimiento, como consecuencia de no disponer de un marco teórico subyacente robusto, sólo puede llevarse a cabo mediante la realización de una evaluación experimental extensiva. Otros autores como Jennings et al. [68] distinguen entre aproximaciones basadas en teoría de juegos, aproximaciones heurísticas y aproximaciones basadas en argumentación [84, 134, 153].

Con independencia de la aproximación seguida, podemos distinguir en cualquier proceso de negociación un conjunto de fases o estadios. La ventaja fundamental de emplear un modelo de fases es que proporciona una *narración* del proceso de negociación. La mayor parte de los modelos encajan en una estructura de tres fases:

1. Una fase inicial en la que las partes se preparan para la negociación, determinando sus diferencias y posiciones futuras.
2. Una fase de resolución del problema en la que las partes interaccionan con objeto de identificar un acuerdo potencialmente satisfactorio.
3. Una fase final orientada a los detalles e implementación del acuerdo.

Pese a que algunos autores han mostrado su cautela acerca de este modelo y han sugerido que sería necesario investigar más acerca de la naturaleza de las fases y la dinámica del proceso [95], el potencial del mismo para el entendimiento del proceso de negociación justifica su empleo. Tomando como punto de partida esta estructura, en [99] se identifican los siguientes grupos de componentes o dimensiones que deberían estar presentes en un marco genérico para negociación automática:

- Preliminares: aspectos relacionados con la naturaleza de la negociación.
- Prenegociación: preparación y planificación para la negociación.
- Negociación: interacción que tiene por objeto alcanzar un acuerdo.
- Renegociación: análisis y mejora del acuerdo final.

Vamos a describir brevemente las dimensiones presentes en cada uno de los grupos anteriores. El grupo de *preliminares* engloba todos aquellos aspectos relacionados con la naturaleza de la negociación. En primer lugar, se identifica el conflicto como componente fundamental de la naturaleza de la negociación. En segundo lugar, el número de partes que van a participar en la negociación, lo que permite distinguir entre negociaciones bilaterales o multilaterales.

Dentro del grupo de *prenegociación*, se incluyen todos aquellos procesos que tienen por objeto preparar y planificar la negociación en sí. La primera dimensión a tener en cuenta sería la estructuración de la información personal y englobaría la preparación de cada parte negociadora para la negociación, e.g., la identificación y priorización de los distintos atributos a negociar. Una segunda dimensión a tener en cuenta sería el análisis del oponente (u oponentes)

que pasa por recabar toda la información posible del mismo para emplear dicha información a posteriori en la fase de negociación. Finalmente, la dimensión de definición del protocolo y selección de la estrategia inicial se refiere al acuerdo sobre el protocolo de negociación a emplear y la selección individual de esta estrategia. Es importante resaltar que no en todos los protocolos de negociación aparecen estas fases. En muchos de ellos todos estos valores están implícitos en la descripción del protocolo, por lo que no aparecen como procesos independientes que llevar a cabo antes de poder pasar a la fase de negociación propiamente dicha.

El siguiente grupo de componentes se refiere al proceso de *negociación*. Muchas de las propuestas de protocolos de negociación se centran en esta fase y no describen el resto o lo hacen de forma muy superficial. Dentro de este grupo, una primera dimensión se corresponde con el *intercambio de ofertas y de información de realimentación del proceso*. La dimensión de *argumentación* hace referencia a los procesos argumentativos que se llevan a cabo para influenciar la actitud y el comportamiento de las partes con las que se negocia. La dimensión de *aprendizaje* engloba al proceso de adquisición de conocimiento del oponente (u oponentes) con objeto de poder utilizar dicha información en el futuro para obtener acuerdos más satisfactorios. La dimensión de *selección dinámica de estrategias* está relacionada con el procedimiento de selección de estrategias teniendo en cuenta el transcurrir de la negociación y el comportamiento del oponente. Finalmente, se introduce una última dimensión para incluir la *resolución de potenciales puntos muertos* en la negociación, con el objetivo de conseguir que la negociación progrese aún en la presencia de problemas.

Para concluir, el grupo de *renegociación* engloba el proceso de cierre y mejora del acuerdo. Al igual que en las dimensiones anteriores, muchos modelos directamente ignoran este paso o adoptan una versión simplificada del mismo.

Existen otras alternativas para la caracterización abstracta del proceso de negociación. Wurman et al [176] se centran en negociaciones basadas en subasta y presentan un marco en el que reflejan las principales características de estos entornos de acuerdo con tres ejes: reglas de puja, política de cierre y política de revelación de información. Otros autores como He et al. [47] se centran bien en entornos de comercio electrónico mediado bilateral bien en entornos B2C o B2B. Desde el punto de vista de este trabajo, es interesante el estudio que realizan sobre actividades como la formación de coaliciones y de asociaciones. Lomuscio et al. [98] presentan otro *framework* para negociación automática en entornos de comercio electrónico a partir de un trabajo previo de Wurman et al. [175]. Los autores definen cinco grupos de parámetros para clasificar mecanismos de negociación: cardinalidad de la negociación, características de los agentes (roles, racionalidad, conocimiento, compromiso, comportamiento social y estrategias de puja), características del entorno de la negociación, parámetros relativos al intercambio de información (e.g., cómo se organiza el proceso de subasta en el caso de una negociación

que siga ese esquema o qué información se intercambia más allá de ofertas o contratos) y parámetros relativos a la asignación (para determinar quién es el ganador de una subasta en entornos de uno a muchos o de muchos a muchos). Para los autores, una estrategia de negociación quedaría definida a partir de las características anteriores. En este mismo trabajo, los autores aplican esta clasificación para caracterizar un conjunto de trabajos en el estado del arte. Otros autores como Rahwan et al. [138] establecen una distinción entre agentes de negociación clásicos (e.g. agentes en entornos de subastas y de regateo) y agentes capaces de emplear argumentación. En este trabajo, realizan una caracterización de este último grupo y de los entornos donde se desenvuelven. Finalmente, Kersten y Lai [76] realizan un estudio de sistemas software que pueden ser empleados como soporte para la negociación automática así como una clasificación de cara a la categorización del mismo. Estos mismos autores subrayan la necesidad de disponer de un marco para estudiar y comparar distintos sistemas de negociación, algo que han apuntado también otros autores [111].

## 2.2. La Naturaleza de la Negociación

### 2.2.1. El Conflicto como Motor de la Negociación

En la definición de negociación que proporcionábamos al comienzo de este capítulo, aparecía el conflicto como elemento clave en la negociación entendiendo conflicto como la discrepancia percibida entre los intereses de las partes. El conflicto se presenta si cuando una de las partes consigue que lo desea, las otras no pueden satisfacer sus deseos de forma completa [137]. Una definición más amplia sería la imposibilidad de cumplimentar las aspiraciones de todas las partes de modo completo.

En Lewicki et al. [95] se identifican tres niveles de conflicto social:

1. Conflicto interpersonal, por ejemplo, el conflicto que puede surgir entre un superior y sus subordinados.
2. Conflicto intragrupal, como por ejemplo el que puede surgir entre dos corporaciones que forman parte de un mismo consorcio.
3. Conflicto intergrupar, como por ejemplo el que puede surgir entre dos equipos de fútbol a cuenta de las condiciones del traspaso de un jugador.

Es importante resaltar que el conflicto en cada uno de estos niveles tiene unas connotaciones y características distintas. Aunque habitualmente el conflicto se plantea en términos interpersonales o intergrupales, entendemos que en el ámbito de la negociación automática se ha prestado poco interés a su aplicación a la negociación dentro de grupos, con la notable excepción del trabajo de Sanchez-Anguix et al. [148] sobre equipos de negociación. Un equipo de negociación es un grupo de dos o más personas interdependientes que se unen como una

única parte negociadora y que están presentes en la mesa de negociación [4]. Cuando tenemos tres o más miembros en un equipo de negociación, hay que tener en cuenta la aparición de coaliciones. Podemos definir una coalición como dos o más partes que cooperan para obtener un objetivo deseado conjuntamente que satisface más que los intereses del grupo en conjunto, los intereses de las partes que forman la coalición [124]. La identificación de las coaliciones más satisfactorias o la aceptación de las ofertas que emitir y las ofertas que aceptar dentro de un equipo de negociación son áreas que podrían beneficiarse de la aparición de técnicas de negociación intragrupo. En esta tesis se presentan contribuciones que pueden aplicarse para ello.

Las aproximaciones tradicionales en el campo de la inteligencia artificial se han centrado en el proceso de búsqueda de acuerdos, aunque algunos trabajos han resaltado el papel central del conflicto en la negociación [169]. Algunos autores han trabajado en propuestas para la detección de conflictos y su empleo como motor de la negociación. Von Martial [117] propone emplear la negociación para coordinar los planes de agentes en entornos cooperativos. A partir de la detección, tanto de relaciones compatibles entre planes como de relaciones conflictivas (incompatibles, por ejemplo, en cuanto al empleo de recursos) se lleva a cabo la coordinación de los planes mediante negociación para lo que se emplea un agente coordinador que actúa de mediador. Muller [123] propone una arquitectura para un sistema multiagente que incorpora métodos para la detección y validación de conflictos. Los procesos de negociación surgen cuando se detectan conflictos reales y permiten la selección de planes conjuntos a partir de un conjunto de planes candidatos y su envío a las partes.

En resumen, hay dos aspectos básicos a tener en cuenta a la hora de incluir el conflicto como fuerza motriz de la negociación. En primer lugar, es necesario desarrollar mecanismos que permitan la detección de conflictos dentro de un determinado entorno. En segundo lugar, hay que explorar cómo poder emplear el conflicto para guiar la negociación y potenciar los resultados que se pueden obtener. Es en esta línea donde se encuentra una mayor carencia de trabajos dentro del estado del arte.

### **2.2.2. Partes en la Negociación**

En función del número de partes implicadas en la negociación hablaremos de negociaciones bilaterales o negociaciones multilaterales. Las negociaciones multilaterales son más complejas y difíciles de gestionar que las negociaciones bilaterales. De acuerdo con Lewiciki et al. [95], hay cinco motivos fundamentales responsables de que la complejidad de las negociaciones aumente cuando hay más de dos partes involucradas. El primero de los motivos esgrimidos es inmediato: al haber más partes involucradas hay un mayor número de posibles situaciones que hay que contemplar y esto lleva aparejado un mayor tiempo de negociación. En segundo lugar, la existencia de más partes hace que haya que tener en cuenta un mayor número de argumentos

o atributos así como distintos puntos de vista. En tercer lugar, la existencia de más de dos partes hace que tengamos que tener en cuenta también el componente social y que sea más difícil la búsqueda de acuerdos resultado de un consenso unánime, que es el tipo de consenso que se busca que respalde los acuerdos alcanzados. En cuarto lugar, los procedimientos que hay que tener en cuenta para llevar a cabo la negociación se hacen más complejos al tener que introducir en muchas ocasiones mecanismos para conseguir una coordinación eficiente de las acciones de todas las partes. Por último, también aumenta la complejidad en términos estratégicos de la negociación, dado que cada parte debe tener en cuenta a la hora de decidir su siguiente movimiento, las acciones y movimientos de las otras partes implicadas.

La mayor parte de los trabajos en negociación automática se han centrado en negociación bilateral. Hay pocos trabajos que hayan abordado la negociación entre más de dos partes o la negociación dentro de equipos o grupos. Este es debido probablemente al conjunto de desafíos técnicos que plantean, y no a que se consideren menos importantes. Por ejemplo, en el contexto de distribución de tareas o asignación de recursos, los protocolos de negociación bilateral no son lo suficientemente expresivos como para alcanzar asignaciones óptimas, como ilustra el siguiente ejemplo adaptado del expuesto en [30]. Supongamos un escenario con tres agentes y tres recursos. Imaginemos a los agentes sentados en círculo. Todos los agentes disienten en la evaluación de los tres elementos. Inicialmente, cada agente tiene el segundo elemento más valioso para sí, mientras que el agente situado a su izquierda tiene el elemento que el primer agente considera más valioso y el agente situado a su derecha posee el elemento que el primer agente considera menos valioso. Cualquier acuerdo entre dos agentes supondría bien que uno de ellos perdiera todos sus recursos o tener que intercambiar el que considera el segundo elemento más valioso por el peor. Ninguno de estos dos acuerdos sería considerado beneficioso por ese agente, por lo que un agente racional tendría que rechazar ese acuerdo. Por tanto, empleando únicamente acuerdos bilaterales, no es posible que agentes racionales puedan pasar de la asignación inicial a una situación ideal donde cada agente disponga de su recurso preferido. Estas limitaciones pueden superarse mediante la utilización de mecanismos de negociación que permitan que más de dos agentes puedan alcanzar un acuerdo. En el escenario anterior, por ejemplo, un acuerdo multilateral entre los tres agentes sería considerado racional para todos ellos. Existen muchas situaciones en las que la consecución de acuerdos entre más de dos partes en un mismo acto de negociación puede permitir enriquecer las oportunidades disponibles para los negociadores. Sin embargo, hay que tener en cuenta que la negociación multilateral, tal y como hemos señalado antes, es mucho más compleja que la negociación bilateral.

### 2.2.3. Negociación Multiatributo y Similaridad

En escenarios de negociación multiatributo, podemos encontrarnos con que un agente encuentra distintas ofertas que le proporcionan un mismo nivel de utilidad. La selección de qué oferta proponer del conjunto de ofertas disponibles es habitualmente no trivial. Con objeto de maximizar las posibilidades de éxito de la negociación, el agente debería considerar aquellas ofertas que maximicen la utilidad del oponente u oponentes, puesto que esto hará más probable que su oferta sea aceptada. Para este fin, se ha propuesto el empleo de criterios de similaridad [187, 92, 17, 32]. La similaridad se basa en la asunción de que cuanto más similar sea la oferta a ofertas previas recibidas de los oponentes, mayor serán las probabilidades de aceptación de la mismas. Los dos mecanismos de similaridad más ampliamente usados son el razonamiento basado en casos (*Case Based Reasoning*) y las heurísticas de similaridad [108, 93].

Una de las aproximaciones que emplean razonamiento basado en caso es el sistema PERSUADER [158]. Este sistema toma como entrada un conjunto de objetivos conflictivos y produce como salida un plan de acciones negociado. Para la determinación de un nuevo acuerdo, el sistema analiza los acuerdos pasados y determina la situación anterior más similar. El acuerdo alcanzado en esta situación pasada se adapta a la situación bajo negociación, partiendo de que la hipótesis subyacente de esta heurística es que situaciones pasadas de conflicto deberían estar relacionadas con soluciones similares.

Otra aproximación emplea heurísticas basadas en similaridad para buscar soluciones de compromiso (*trade-offs*). Estas soluciones de compromiso consisten en disminuir el beneficio obtenido de algunos de los atributos negociados que no son importantes para nosotros pero que sí son importantes para otros agentes, a cambio de obtener un incremento equivalente en el beneficio que obtengamos de otros atributos que sí que son importantes para nosotros pero no para otros agentes. Faratin et al. [32] emplean esta heurística de similaridad en negociaciones bilaterales multiatributo para calcular similaridad entre parejas de ofertas. Un agente envía una oferta para la que requiere un determinado nivel de utilidad. El agente selecciona de todas las ofertas con utilidad igual a la deseada aquella más similar a la oferta previa recibida del oponente. Tal y como hemos señalado anteriormente, la hipótesis subyacente es que cuanto más parecida sea la oferta que seleccionemos a la última oferta propuesta por el oponente, mayor será la probabilidad de que sea aceptada. Para calcular la similaridad entre ofertas, se emplea un criterio de similaridad borroso a partir de los valores de los atributos. El cálculo de este valor de similaridad exige un conocimiento del dominio de negociación para poder valorar la similaridad entre los valores de los distintos atributos para el oponente. Otra limitación de esta propuesta y otras que emplean mecanismos similares como [18, 101] es que su funcionamiento sólo ha sido verificado en escenarios de preferencias monótonos.

Otro trabajo que emplea los criterios de similaridad es el protocolo de negociación basado en similaridad con ofertas alternantes de Lai y Sycara [88]. Este protocolo divide los mecanismos de decisión de un agente en tres componentes: concesión, propuesta y respuesta. Para los mecanismos de concesión, emplean una estrategia de concesión dependiente del tiempo [31]. De acuerdo con esta estrategia, para cada periodo  $T$  (cada iteración del protocolo), cada agente establece su utilidad de reserva de acuerdo con la expresión:

$$(1) \quad U_i^{rs}(t) = 1 - (1 - U_i^{th}) \left( \frac{t}{T} \right)^{\frac{1}{\beta_i}}$$

Donde  $U_i^{rs}(t)$  es la utilidad de reserva del agente  $i$  en el periodo  $t$ ;  $T$  es el plazo límite de la negociación expresado en número de periodos para el agente;  $U_i^{th}$  es el umbral de utilidad mínima; y  $\beta_i > 0$  es un parámetro que representa la estrategia del agente. Si  $\beta_i < 1$ , el agente  $i$  concederá lentamente al principio pero más rápidamente a medida que el plazo límite se aproxime; y si  $\beta_i = 1$  el agente concederá de forma uniforme durante todo el proceso de negociación.

Con respecto a los mecanismos de propuesta, el agente obtendrá el conjunto de contratos  $s_i^t$  más similares a la última oferta recibida del oponente  $s_j^{t-1}$ . Este conjunto de contratos se seleccionará del conjunto  $C_i$ , formado por todos los contratos disponibles que permiten al agente obtener una utilidad igual a la utilidad de reserva,  $U_i^{rs}(t)$ , dada por la estrategia de concesión. Este problema puede verse como un problema de optimización con restricciones que puede definirse de manera formal como sigue:

$$(2) \quad s_i^t = \underset{s_i \in C_i}{\text{mín}} \|s_i - s_j^{t-1}\| \text{ tal que } U_i(s_i) = U_i^{rs}(t)$$

El objetivo es determinar una oferta, de aquellas comprendidas en la isocurva definida por la actual utilidad de reserva  $U_i^{rs}(t)$ , que minimice la distancia euclídea a la última oferta recibida del oponente. Junto a esta oferta, el agente enviará otras  $k - 1$  ofertas tomadas de esa misma curva de forma aleatoria.

En este caso, el criterio de similaridad es la distancia euclídea que, si bien puede ser menos potente que el criterio de similaridad borroso al que nos referíamos anteriormente, tiene la ventaja de ser más general y de no exigir un conocimiento del dominio para evaluarlo.

Por último, en el mecanismo de respuesta, un agente acepta la oferta del oponente si su utilidad es mayor que su utilidad de reserva actual. En caso contrario, la rechaza.

El principal inconveniente para la utilización de este tipo de aproximaciones con estructuras de preferencias no monótonas estriba en que las características de irregularidad de estos

escenarios hace que la similaridad sea un criterio débil, puesto que no proporciona información acerca de la estructura de preferencias del oponente.

## 2.3. Negociación en Espacios de Utilidad Complejos

Los procesos de negociación suelen consistir en el intercambio de propuestas entre las partes implicadas. Uno de los aspectos clave en las estrategias de negociación es la forma en que se representan las preferencias de los agentes. Este aspecto afecta a la forma en que las propuestas se evalúan y a cómo deberían generarse las ofertas. En aquellos casos en los que se está negociando un único atributo, la forma de generar propuestas es sencilla, basta con enviar el valor de dicho atributo. Sin embargo, cuando hay varios atributos implicados, no es fácil proporcionar una valoración. La teoría de utilidad multiatributo [28] permite modelar este tipo de situaciones. Esta teoría proporciona mecanismos para la evaluación de propuestas compuestas de múltiples atributos. La aproximación clásica a la teoría de utilidad multiatributo considera que los atributos son independientes. Esto implica que el valor de un atributo bajo negociación no afecta al valor de los otros atributos. De acuerdo con esto, una forma de representar estas preferencias es por medio de funciones lineal-aditivas.

Esta forma de representar las preferencias puede funcionar bien en algunos entornos pero claramente resulta inadecuada para otros. Existe la necesidad de proporcionar mecanismos para modelar escenarios en los que existan interdependencias entre los atributos de negociación. Este tipo de escenarios plantea un desafío importante, dado que la existencia de esta interdependencia entre los atributos de negociación lleva aparejada la no linealidad de los espacios de utilidad. Se ha mostrado [66] que las aproximaciones convencionales para la búsqueda de acuerdos no funcionan adecuadamente en este tipo de espacios de utilidad complejos. Esto plantea la cuestión de determinar si una aproximación existente puede funcionar o no en un determinado espacio de utilidad, para lo cual sería conveniente disponer de mecanismos para estimar la mayor o menor complejidad de un espacio de utilidad. Con estos mecanismos, se podría valorar adecuadamente si el escenario bajo estudio excede las capacidades de los mecanismos de negociación tradicionales para, en ese caso, emplear mecanismos alternativos, específicamente diseñados para entornos complejos. Algunos autores [111] van incluso más lejos y plantean la necesidad de poder caracterizar adecuadamente cualquier escenario de negociación para poder determinar la aplicabilidad de un mecanismo de negociación al mismo.

En esta sección presentaremos un conjunto de métricas para la valoración de la complejidad de un espacio de utilidad y a continuación se describirán los trabajos más relevantes en el campo de la negociación automática en espacios de utilidad complejos.

### 2.3.1. Caracterización de un Espacio de Utilidad

En esta sección presentaremos un conjunto de métricas que nos permiten caracterizar un conjunto de propiedades claves de un escenario de negociación. Para ello, seguiremos la clasificación propuesta en [111], que divide las métricas en tres categorías: métricas estructurales, métricas relacionales y métricas contextuales. En este apartado, sólo nos referiremos a las métricas estructurales y relacionales dado que son las que tienen relevancia para los mecanismos de negociación que se analizan y se presentan en esta tesis doctoral.

#### 2.3.1.1. Métricas Estructurales

Las métricas estructurales tratan de capturar las propiedades de las funciones de utilidad de los agentes individuales. Con estas métricas, se intenta obtener una medida del grado de dificultad que presenta la determinación de contratos de alta utilidad en una determinada función de utilidad. Se han definido métricas de este tipo en distintos dominios tales como la inteligencia artificial, la investigación de operaciones o la computación evolutiva [106].

En computación evolutiva, la función a optimizar suele recibir el nombre de paisaje adaptativo (*fitness landscape*). Un paisaje adaptativo puede definirse como una tupla [54]:

$$L = \langle S, f, F, >_F, \phi \rangle$$

Donde:

- $S$  es el espacio de soluciones (*espacio de genotipos*, en el ámbito de la computación evolutiva).
- $f : S \rightarrow F$  es una función de adaptación (*fitness*), análoga a las funciones de utilidad utilizadas en negociación.
- $F$  representa los posibles valores que puede tomar la función de adaptación. En el caso de funciones de utilidad, en general  $F \subset \mathbb{R}$ .
- $>_F$  representa una ordenación parcial sobre  $F$ , que permite comparar dos soluciones  $v, w \in S$  a partir de los valores de  $f(v)$  y  $f(w)$ .  $f(v) >_F f(w)$  implica que la solución  $v$  es preferible ante  $w$ .
- $\phi$  es un operador de vecindad (*neighborhood*), definida como  $\phi : S \times S \rightarrow [0, 1]$  que hace corresponder a cada pareja de puntos  $v, w \in S$ ,  $\phi(v, w)$  la probabilidad de que la función de búsqueda pase del punto  $v$  al punto  $w$ .

Al definir el operador de vecindad  $\phi$ , hablamos de la función de búsqueda. La función de búsqueda se refiere al mecanismo de búsqueda empleado junto con sus parámetros (e.g., temple simulado [77] y temperatura, respectivamente). Esto nos lleva a que la complejidad de un espacio de utilidad puede ser diferente en función del algoritmo de búsqueda que se utilice

y de sus parámetros, lo que justifica que se empleen distintas métricas. En función de este mecanismo, podremos definir soluciones vecinas. Hablaremos de soluciones vecinas  $v, w \in S$  si  $\phi(v, w)$  supera un determinado umbral. Denotaremos el conjunto de soluciones vecinas de una solución  $v$  como  $N(v)$ .

Desde el punto de vista de la complejidad de las búsquedas en el espacio, las propiedades estructurales de un entorno que resultan interesantes vienen determinadas por las propiedades de los óptimos locales del entorno. Una solución  $s \in S$  es un máximo local si su valor de adaptación es mayor o igual que el valor de la función de adaptación en ese punto de todos sus vecinos, es decir,  $f(s) \geq f(v) \forall v \in N(s)$ . Una solución  $s \in S$  es un mínimo local si su valor de adaptación es menor o igual que el valor de la función de adaptación en ese punto de todos sus vecinos, es decir,  $f(s) \leq f(v) \forall v \in N(s)$ .

Una de las métricas más sencillas está basada en observar el *sesgo* (*skewness*) de los histogramas de utilidad de cada uno de los agentes individuales. Estos histogramas representan el número de contratos para cada uno de los niveles de utilidad de una función de utilidad dada. Si una determinada función presenta un sesgo hacia los valores de utilidad más elevados será, probablemente, más fácil de optimizar que si presenta el sesgo en sentido contrario, dado que en este último caso la mayoría de los contratos tendrán utilidades más bajas.

Otra métrica que se puede emplear es la variación de la *modalidad*. La modalidad se define como el número de óptimos locales del espacio. Pese a la concepción intuitiva, la modalidad no está directamente relacionada con la complejidad. Así, un escenario unimodal puede resultar muy complejo para un algoritmo genético si no tiene una estructura de gradientes adecuada. Por el contrario, un espacio maximalmente multimodal en el que la mitad de las soluciones sean máximos locales pero que tenga una estructura monótona puede resultar sencillo desde el punto de vista de la búsqueda evolutiva [55]. La *variación de la modalidad* mide la variación en las alturas de los óptimos locales de la función de utilidad. La intuición detrás de esta métrica es la siguiente: si la variación de la modalidad es cero, la altura de los óptimos locales es la misma, por lo que un agente puede seleccionar cualquier punto de forma aleatoria y ejecutar un algoritmo de subida para encontrar un contrato óptimo, con la seguridad de que cualquier óptimo local será, además, un óptimo global. Sin embargo, si la varianza de la modalidad aumenta, el agente corre el riesgo de quedar atrapado en un óptimo local.

La *rugosidad* mide la distribución de los óptimos locales en un determinado entorno lo que se reflejaría en la variedad de *picos* y *valles* que presente la función de utilidad. Es importante advertir que una elevada rugosidad no tiene por qué ir asociada a una elevada complejidad. Si se puede indicar que, en general, aquellos espacios con distribuciones de rugosidad estructuradas serán menos complejos que los que presenten rugosidades ruidosas. Decimos que el paisaje adaptativo es suave o neutral cuando el número de óptimos locales

es bajo. Esta suavidad de un entorno queda definida a partir de la existencia de cuencas de atracción (*attractions basin*) hacia sus óptimos locales. Una cuenca de atracción hacia una determinada solución  $s_n$  se define como el conjunto de soluciones:

$$(3) \quad B(s_n) = \{s_0 \in S \mid \exists s_1, \dots, s_n \in S \text{ con } s_{i+1} \in N(s_i) \text{ y } f(s_{i+1}) > f(s_i) \forall i\}$$

La cardinalidad del conjunto  $B(s_n)$  determina el tamaño de la cuenca de atracción. Cuanto mayores sean las cuencas de atracción, más suave será el entorno.

La rugosidad de un entorno puede medirse mediante la correlación *fitness-distancia* [70] (*fitness distance correlation*, FDC), que refleja la correlación entre la utilidad de un contrato y la distancia euclídea que le separa del óptimo global. Si hay una correlación fuerte entre ambos parámetros, eso implica que una función de utilidad suave. Si, por el contrario, la correlación es débil, estaremos ante una función de utilidad muy rugosa. Valores bajos de FDC serán indicativos de la existencia de más óptimos locales lo que hará más difícil la determinación de óptimos globales. Una métrica relacionada con la rugosidad es la longitud de correlación o *distancia de correlación*, que se define como la distancia mínima en el espacio de contratos que hace que la autocorrelación caiga por debajo de un determinado umbral, habitualmente 0,5. Esta magnitud da una idea de la distancia que podemos movernos por el espacio de soluciones manteniendo una cierta correlación entre las observaciones. Esta métrica presenta el inconveniente de ser dependiente del concepto de distancia lo que a su vez la hace dependiente del mecanismo de búsqueda que se vaya a utilizar, por lo que la métrica pierde generalidad.

Podemos definir métricas orientadas a medir la cantidad de información del espacio de utilidad. Desde el punto de vista de la estructura, si partimos de la hipótesis de que una mayor cantidad de información en una función de utilidad está relacionada con una mayor complejidad de dicha función, podemos afirmar que cuanto mayor cantidad de información haya contenida, más difícil será realizar una búsqueda en un espacio de utilidad. Hay dos ejemplos extremos que ilustran esto con bastante claridad: una función de utilidad completamente plana, en el cual una sola muestra proporciona toda la información sobre la misma, y un espacio de utilidad completamente aleatorio. Determinar el contrato óptimo en un espacio de utilidad aleatorio es mucho más complejo.

Se pueden emplear también métricas para evaluar cómo de efectivos son distintos optimizadores a la hora de determinar máximos globales en las funciones de utilidad. Un ejemplo de este tipo de métricas es la *proporción de éxito del método de ascenso de colinas* (*hill-climbing*). Esta métrica mide la efectividad de un optimizador basado en ascenso de colinas para encontrar contratos óptimos en la función de utilidad de un agente. Podrían definirse otras métricas

relacionadas con esta como, por ejemplo, la temperatura de temple mínima necesaria para el método de temple simulado (*simulated annealing*) para alcanzar una determinada tasa de éxito. Cuanto más rugosa sea la función, mayor será la temperatura necesaria.

Finalmente, podríamos medir el *grado de interdependencia entre preferencias*. Aquellas funciones de utilidad con dependencias entre preferencias llevan asociadas topografías con múltiples óptimos, lo que las hace más difíciles de optimizar. Podemos emplear medidas como la *epistasis* [166] o un análisis de Walsh [140] de la función de utilidad para determinar relaciones de interdependencia entre atributos.

Para concluir, es importante resaltar que la relevancia de las métricas de tipo estructural está directamente relacionada con la isotropía de la función de utilidad bajo estudio. En aquellas funciones de utilidad anisotrópicas, con variaciones significativas entre unas zonas y otras, será necesario calcular las medidas de tipo estructural de forma separada para cada una de las regiones del espacio donde la función presente un cierto grado de isotropía.

### 2.3.1.2. Métricas Relacionales

Frente a las métricas estructurales, que pretendían capturar propiedades de funciones de utilidad de un único agente, las métricas relacionales se centran en capturar las relaciones existentes entre las funciones de utilidad de los agentes implicados en una negociación. Hay una serie de aspectos relativos a la relación entre dichas funciones que son relevantes a la hora de evaluar la complejidad potencial de un escenario de negociación. Así, podemos encontrarnos con escenarios en los que los agentes tienen funciones de utilidad con alta rugosidad, lo que complica la determinación de regiones de alta utilidad. Sin embargo, si estas regiones de alta utilidad coinciden en los distintos agentes, la consecución de acuerdos es relativamente sencilla. En el otro extremo se encontrarían aquellos escenarios en los que los agentes tienen funciones de utilidad suaves y relativamente sencillas de optimizar pero en los que es difícil encontrar regiones mutuamente aceptables.

Este tipo de métricas sólo son realmente útiles cuando existen dependencias fuertes entre preferencias. En los casos en que no existan dependencias entre preferencias, los diagramas de utilidad presentarán estructuras simétricas con frentes de Pareto convexos y diferirán tan sólo en si las funciones de utilidad presentan correlaciones fuertemente negativas (de suma cero) o fuertemente positivas (escenarios *win-win*), pudiéndose encontrar también situaciones intermedias. En estos casos, las métricas relacionales no permitirán discriminar entre escenarios de negociación.

Sin embargo, en los escenarios de negociación no lineales, las funciones de utilidad sí que presentan dependencias entre preferencias fuertes. Si introducimos dependencias fuertes entre preferencias, los diagramas de de utilidad son más complejos y diversos, con estructuras no

simétricas y frentes de Pareto cóncavos. Esto hace que para discernir entre unos escenarios y otros, tengamos que emplear un conjunto de métricas con mayor expresividad. A continuación, presentaremos un conjunto de métricas que pueden emplearse para este fin, tal y como aparecen en [111].

En una primera aproximación, podemos considerar una métrica que evalúe la proporción de contratos de alta utilidad potencialmente aceptables. Este métrica mediría la *bondad* del escenario. Dentro de este métrica podrían incluirse:

- Proporción de contratos que permiten obtener un bienestar social alto, entendiéndose por alto el arrojado por aquellos contratos que quedan dentro del primer cuartil
- Proporción de contratos mutuamente aceptables, que serían aquellos que permiten obtener un valor de utilidad por encima de la utilidad de reserva de los agentes
- Proporción de contratos pareto-eficientes, que serían aquellos contratos están a una distancia  $\varepsilon$  o menor del frente de Pareto

Cuanto menores sean los valores anteriores, más difícil será identificar un acuerdo satisfactorio para los agentes.

La métrica de *competitividad* trata de medir hasta qué punto es posible en un escenario alcanzar acuerdos que redunden en un bienestar social alto y que al mismo tiempo supongan un trato igualitario para todos los agentes. Esta métrica se puede obtener calculando la equidad (*fairness*) media para aquellos contratos que permitan obtener un bienestar social alto, dado que son los principales candidatos a ser incluidos en el acuerdo final. Aquellos escenarios en los que la equidad sea escasa para la mayoría de estos contratos serán más competitivos que los escenarios en los que sea más elevada, puesto que en este último caso será más fácil para un agente aceptar un acuerdo socialmente deseable.

La métrica de *correlación* mide la correlación entre las funciones de utilidad de los distintos agentes. Si en un escenario hay valores de correlación altos, presumiblemente será más fácil que un protocolo consiga determinar acuerdos *win-win*.

Finalmente, planteo dos métricas que serán de utilidad para evaluar la aplicabilidad de protocolos de negociación basados en similaridad. La métrica de *localidad* mide la correlación entre la distancia de los contratos en los espacios de utilidad y en el espacio de soluciones. Esta métrica es muy significativa para los protocolos basados en similaridad, en los que los agentes proponen ofertas lo más parecidas posibles a la última oferta recibida. Si existe una correlación alta, será más fácil que las ofertas generadas se puedan ajustar a las preferencias del oponente mientras que permiten obtener una utilidad aceptable para el agente. En caso contrario, la aplicabilidad de estos protocolos puede verse cuestionada. La métrica de *cuencas* evalúa la existencia de las llamadas *cuencas de atracción* (*attraction basins*), regiones del

espacio de utilidad en las que los agentes pueden encontrar direcciones dominantes en las que incrementar la utilidad simultáneamente. Este tipo de regiones facilita la aplicabilidad de métodos que usen optimización por ascenso de colinas.

Las métricas relacionales permiten evaluar ciertos aspectos que influyen directamente en la complejidad de escenarios de negociación y que limitan la aplicabilidad de algunos mecanismos concretos, como hemos visto, por ejemplo, para el caso de las aproximaciones basadas en similaridad. La definición de éstas u otras métricas de este tipo lleva asociada la evaluación de alguna función sobre los valores de utilidad de los contratos lo que, en ocasiones, puede resultar computacionalmente inviable. Para tratar de solventar estas limitaciones, se puede optar por evaluar un muestra aleatoria de contratos del dominio, siempre y cuando esta muestra sea lo suficientemente significativa.

### 2.3.2. Principales Aproximaciones a la Negociación en Espacios de Utilidad Complejos

La mayoría de los trabajos en negociación automática asumen que las negociaciones se realizan sobre un conjunto de atributos independientes. Uno de los primeros trabajos que aborda la interdependencia entre atributos es el trabajo de Ehtamo et al. [29] para negociaciones bilaterales. En esta propuesta, el mediador envía una restricción a los agentes. Esta restricción se genera de modo que las ofertas que vayan a generar los agentes a continuación estén cercanas a la optimalidad de Pareto. Cada uno de los agentes realiza una optimización para generar una oferta que satisfaga la restricción anterior y envía la oferta al mediador. Si el mediador identifica que están ofertas están cercanas, se ha encontrado una solución Pareto-óptima. En caso contrario, el mediador emplea una heurística para generar una revisión de la restricción inicial y vuelve a comenzar el proceso. El trabajo de Ehtamo et al. muestra que, bajo ciertas suposiciones con respecto a las funciones de utilidad de los agentes, el método converge a un acuerdo Pareto-óptimo.

El primer protocolo de negociación en la literatura específicamente diseñado para espacios de utilidad complejos está descrito en [78]. Se trata de un modelo de negociación bilateral multiatributo en el contexto de negociación de contratos. En este trabajo, cada contrato se define como un vector de 100 atributos o cláusulas que se representan mediante valores binarios para indicar si la cláusula está incluida o no en el contrato. La representación elegida para el espacio de soluciones nos lleva a una cardinalidad de  $2^{100}$ , lo que hace inviable la búsqueda exhaustiva. Las preferencias de los agentes se modelan mediante matrices de preferencias. Cada celda de la matriz representa el incremento o decremento en la evaluación de la oferta que se deriva de la inclusión de las cláusulas (identificadas por los índices de dicha celda de la matriz) en el contrato final. De esta manera, es posible incluir relaciones de interdependencia

entre las cláusulas. El protocolo de negociación funciona de la siguiente manera. En primer lugar, el mediador propone un contrato inicial a los agentes. Cada agente puede valorar el contrato recibido empleando valoraciones discretas (*aceptación débil*, *aceptación fuerte*, *rechazo débil*, *rechazo fuerte*). El mediador tiene en cuenta las valoraciones para generar un nuevo contrato que envía a los agentes. Si ambos agentes aceptan el contrato, el mediador lo emplea como punto de partida para generar un nuevo contrato, en caso contrario, se toma como punto de partida el último contrato que haya sido aceptado por ambas partes. El proceso continúa hasta que se llega a una condición fijada de antemano (e.g., límite de iteraciones o imposibilidad por parte del mediador de mejorar un contrato). Este trabajo contempla dos posibles estrategias para los agentes. La primera estrategia considerada es el incremento de utilidad. Bajo esta estrategia, un agente sólo acepta ofertas que mejoren su utilidad con respecto a la del último contrato aceptado por ambas partes. La segunda estrategia planteada es una forma de temple simulado con la que los agentes pueden aceptar contratos que supongan una pérdida de utilidad con respecto a la última oferta aceptada con una probabilidad que dependerá de la diferencia de utilidad entre ambos contratos y de un parámetro de temperatura del temple, que va disminuyendo progresivamente en las sucesivas iteraciones del protocolo. El análisis estratégico del protocolo muestra que si bien la estrategia social óptima desde el punto de vista del bienestar social es el *temple simulado*, la estrategia dominante es la de incremento de utilidad. Para tratar de solventar este problema, los autores trasladan al mediador la tarea de aplicar temple simulado a los contratos generados. Para cada contrato propuesto, el mediador calcula un valor de utilidad social a partir de los votos recibidos y decide, mediante una función de temple, si emplear o no ese contrato para la generación de la siguiente oferta. Esta modificación añade al protocolo el problema de la incentivo-compatibilidad [62]. En este caso, la estrategia dominante para un agente pasa a ser realizar valoraciones de aceptación fuerte para todos los contratos que le supongan un aumento de utilidad con el objetivo de acrecentar la probabilidad de que el mediador seleccione dicho contrato para generar la siguiente oferta. Los autores proponen establecer un límite a este comportamiento por parte de los agentes, estableciendo que el mediador tendrá un límite en el número de veces que acepta un contrato favorable a un agente en detrimento de otro. Este procedimiento reduce el problema de la incentivo-compatibilidad.

Basándose en el trabajo de Klein et al., Fink [38] propone un protocolo basado en temple simulado, en el que los agentes tienen que aceptar un cierto porcentaje a lo largo del tiempo, por ejemplo, un 10% de las propuestas recibidas. Este protocolo considera aspectos relacionados con la privacidad y es fácilmente escalable a más de dos agentes. Las cuotas son un mecanismo que permite que los agentes se comporten de forma cooperativa, lo que permite superar el dilema del prisionero. Sin embargo, es difícil analizar la incentivo-compatibilidad

debido a la complejidad de las interacciones estratégicas y, dado que la cuota puede alcanzarse a lo largo del tiempo, la estrategia óptima puede no ser obvia y difícil de ejecutar.

Lang et al. [90] se basan en los trabajos de Klein et al. y Fink et al. proponen un protocolo de negociación basado en el uso de temple simulado y la utilización de cuotas. El protocolo comienza con la propuesta de un contrato inicial, que denominan el contrato activo. Después de la inicialización, arranca el proceso de negociación y se repite durante  $T$  iteraciones. En cada iteración  $t$ , se determina una cuota que indique el porcentaje de cuántas propuestas deben ser aceptadas. Esta cuota de aceptación disminuye con el tiempo. Se generan un conjunto de mutaciones del contrato activo que, junto a este contrato, constituyen el conjunto de propuestas de contrato. A continuación, los agentes deciden si aceptar o rechazar las propuestas, pero teniendo en cuenta que deben aceptar al menos el número de contratos que indique la cuota. Si uno de los contratos candidatos es aceptado por un determinado número de agentes, se convierte en un potencial contrato activo para la siguiente ronda y se añade al conjunto de contratos potenciales. Si no se acepta ningún contrato, el contrato activo seguirá siendo el mismo para la siguiente iteración; si sólo hay un contrato, el contrato se convierte en el contrato activo para la siguiente iteración, y si hay varios contratos, el mediador elige uno aleatoriamente. Tras esto, el proceso comienza de nuevo y se generan nuevas propuestas empleando el nuevo contrato activo. Tras  $T$  iteraciones, se acepta como acuerdo el último contrato activo. La evaluación experimental muestra que el protocolo permite alcanzar acuerdos de alta utilidad y equitativos. Para un número pequeño de agentes, el protocolo permite obtener acuerdos casi óptimos desde el punto de vista del bienestar social, que empeorarán con el aumento del número de agentes, para un mismo número de iteraciones, pero manteniendo un rendimiento beneficioso en términos de limitar los conflictos de intereses que puedan surgir.

Luo et al. [106] presentan un *framework* basado en restricciones difusas para negociaciones multiatributo. En esta propuesta, el agente comprador describe sus preferencias mediante un conjunto de restricciones borrosas. A partir de este conjunto, extrae sus propuestas como un grupo de restricciones fuertes. El agente vendedor puede responder bien con otra oferta, bien con una propuesta de relajación. A continuación, el agente comprador decide si aceptar o rechazar la oferta, o si relajar algunas de las restricciones partiendo de aquellas de menor prioridad hasta las de mayor prioridad. En [100], Lopez-Carmona et al. presentan una mejora al modelo de Luo. En este trabajo, se describe un protocolo de negociación expresivo en el que las propuestas incluyen una valoración de las distintas restricciones y en el que las respuestas de vendedor pueden incluir peticiones de relajación de restricciones concretas. Estas peticiones se deciden a partir de criterios de utilidad y viabilidad, lo que facilita el proceso de negociación. Si bien este modelo basado en restricciones puede servir para modelar espacios de preferencias discontinuos, los operadores empleados para el cálculo de la utilidad y los espacios de utilidad

definidos se corresponden con espacios de preferencias monótonos, por lo que no serían de aplicación a este trabajo.

Otra aproximación para abordar el coste computacional y la complejidad de estos escenarios es la simplificación del espacio de negociación. Hindriks et al. [52] proponen una técnica de promedio ponderado para simplificar el espacio de utilidad. Este método se basa en aproximar cada una de las funciones  $U_i(s_1, \dots, s_n)$ , donde  $U_i$  es la función de utilidad del agente  $i$  y  $s_k$  cada uno de los atributos, por otra función  $U'_i(s_i)$  en la que se ha eliminado la influencia del resto de atributos  $s_j | j \neq i$ . Los autores muestran como para funciones de utilidad suaves la aplicación de esta técnica produce un resultado que aproxima fielmente el resultado basado en la estructura de utilidad de preferencias interdependientes original. A continuación, se evalúa el método para un conjunto de espacios de utilidad generado aleatoriamente con atributos interdependientes. Los experimentos muestran que esta aproximación puede ofrecer buenos resultados en espacios de utilidad con dependencias sencillas. No obstante, no es posible evitar un error de aproximación que desvía los resultados de la negociación de las soluciones óptimas, error que puede incrementarse según las funciones de utilidad aproximadas se hacen más complejas. Los propios autores reconocen que es necesario delimitar qué tipo de funciones pueden aproximarse adecuadamente empleando este mecanismo. Otra limitación de esta aproximación es que es necesario estimar una región del espacio de utilidad en la que se espera poder encontrar el acuerdo final (i.e., se asume que ambos agentes conocen en qué región puede encontrarse dicho acuerdo).

Robu et al. [144] presentan un modelo de negociación bilateral en la que los agentes representan sus preferencias mediante grafos de utilidad. El dominio de negociación está formado por conjuntos de elementos que pueden ser incluidos o no en el acuerdo final. Un grafo de utilidad es un modelo gráfico que relaciona aquellos atributos de negociación que son interdependientes. En el grafo, cada atributo se representa como un nodo que estará unido con aquellos otros nodos que representen atributos que tengan algún efecto conjunto en la función de utilidad, positivo para aquellos atributos complementarios y negativo para aquellos reemplazables. Un atributo contiene la información de si un determinado objeto ha sido incluido o no en la oferta. La utilidad de un contrato determinado para un agente viene dada por la suma de los valores de las mercancías adquiridas más la suma de los valores asignados a los enlaces de dependencia que puedan existir entre los nodos. Por su definición, los grafos de utilidad sólo pueden representar dependencias binarias entre atributos, lo que limita su aplicabilidad. En el modelo de negociación propuesto, las preferencias de comprador y vendedor se representan mediante grafos de utilidad. El agente vendedor realiza una exploración del espacio de negociación para determinar ofertas que puedan satisfacer a ambas partes. A la hora de determinar qué ofertas pueden satisfacer al agente comprador, el agente vendedor mantiene un modelo de las preferencias del agente comprador que alimenta con información procedente

de acuerdos pasados y del conocimiento del dominio de negociación y que actualiza a partir de las pujas recibidas. Finalmente, este trabajo también presenta una estrategia basada en los grafos de utilidad para seleccionar la oferta más adecuada a partir del modelado de las preferencias de ambos agentes. Posteriormente, este trabajo se ha extendido con el desarrollo de un método para la construcción automática de grafos de utilidad [143, 142].

Ito et al. [66] plantean un mecanismo de negociación de contratos basado en subastas para abordar espacios de utilidad no lineales generados empleando restricciones ponderadas. Este mecanismo consiste en tomar muestras aleatorias del espacio de contratos a las que se aplica temple simulado para determinar regiones de alta utilidad. El mediador analiza las regiones que le envían los agentes para detectar solapamientos que pudieran traducirse en acuerdos potenciales. En este trabajo, las funciones de utilidad se modelan mediante restricciones ponderadas. Cada restricción se define estableciendo un valor de utilidad  $u$  para un conjunto de intervalos y para un grupo de atributos. Por cada contrato que satisface una restricción, se añade un valor  $u$  a la utilidad total del acuerdo. La utilidad del acuerdo se obtiene como la suma de las utilidades de todas las restricciones que satisface el contrato. Esta forma de modelar preferencias permite representar dependencias entre más de dos atributos. El protocolo de negociación consta de cuatro fases. En una primera fase, cada agente toma un número fijo de muestras aleatorias del espacio de contratos. A continuación, el agente aplica temple simulado a cada muestra para obtener un máximo local a su alrededor. Como resultado de esta segunda fase, cada agente obtiene un conjunto de contratos de alta utilidad. A partir de estos contratos de alta utilidad, cada agente genera una oferta como intersección de todas las restricciones satisfechas por cada contrato. Estas ofertas, junto con la utilidad asociada a cada una de ellas, son enviadas al mediador. Finalmente, el mediador emplea búsqueda en anchura con poda para determinar los solapamientos existentes entre las ofertas de los diferentes agentes. Aquellas regiones del espacio de contratos que se correspondan con la intersección de al menos una oferta de cada agente se marcan como acuerdos potenciales. El acuerdo final se determinará siguiendo el criterio de maximización de utilidad conjunta. Aunque la evaluación que presentan los autores en el trabajo muestra buenos resultados en términos de optimalidad (definida como la relación entre la utilidad de las soluciones encontradas empleando el protocolo y una solución óptima calculada empleando información completa) y de tasa de fallo (definida como la relación entre el número de negociaciones fallidas y el total de negociaciones), su rendimiento empeora drásticamente en escenarios altamente no lineales, por lo que es necesario abordar soluciones alternativas. También podemos señalar como problema de este protocolo la escalabilidad, puesto que el número de posibles ofertas por agente crece de forma exponencial con el número de agentes en la negociación, y la utilización de un protocolo de un solo disparo, lo que impide que los agentes puedan mejorar sus ofertas en caso de que no se consiga un acuerdo.

Los trabajos de Marsa-Maestre et al. [113, 115] extienden la aproximación basada en un mediador con temple simulado para solucionar los problemas de escalabilidad de la propuesta de Ito. Una diferencia fundamental entre ambas propuestas es que mientras que en la propuesta de Ito el mediador realiza una búsqueda exhaustiva, en la propuesta de Marsa-Maestre se emplea una búsqueda probabilística. Se muestra cómo la búsqueda probabilística permite alcanzar mejores acuerdos así como que el protocolo escala adecuadamente con el número de atributos y participantes en la negociación.

Fujita et al. [39, 41] plantean un escenario de negociación bilateral en el que el mediador reestructura un espacio de utilidad complejo con interdependencia entre atributos, dividiéndolo en varios subespacios tratables para reducir el coste computacional. Para generar estos subespacios o grupos de atributos, en primer lugar los agentes generan grafos de interdependencia para reflejar las relaciones existentes entre atributos en cada una de las funciones de utilidad individuales y generan *clusters* de los mismos. Si bien otros trabajos [159] han abordado anteriormente la interdependencia en el campo de la teoría de la utilidad, la novedad de este trabajo es su empleo para conseguir una descomposición eficiente del espacio de contratos. A continuación, el mediador combina los *clusters* de cada uno de los agentes para identificar grupos de atributos. Una vez ha formado estos grupos, el mediador emplea una variante del protocolo de temple simulado para encontrar subacuerdos en cada grupo de atributos basándose en los votos de los agentes y los combina para obtener el acuerdo final. El sistema de votación propuesto puede ser vulnerable ante un comportamiento estratégico de algunos de los agentes, lo que penalizaría a aquellos agentes cuyos votos fueran sinceros. El trabajo propone una solución parcial a este problema.

Fatima et al. [35] analizan un escenario de negociación bilateral multiatributo con funciones de utilidad no lineales. Los autores plantean un escenario en el que dos agentes  $a$  y  $b$  se reparten de forma binaria  $m$  atributos independientes y donde las preferencias de los agentes varían a lo largo de la negociación [37]. El espacio de soluciones está compuesto por vectores  $S = \{s_i | i = 1, \dots, n\}$  donde  $s_i$  toma valores del conjunto  $\{0, 1\}$ , en función de si la solución implica que el atributo  $i$  esté asignado al agente  $a$  o  $b$ , respectivamente. El modelo de preferencias incluye tanto un límite de tiempo (*deadline*) como un factor de descuento de utilidad en función del tiempo. El protocolo de negociación propuesto es un protocolo iterativo de alternancia de ofertas por turnos. En cada turno, cada agente envía una oferta al oponente, que puede aceptarla o rechazarla. Los turnos se van asignando de forma sucesiva. Cada oferta establece un reparto de todos los atributos bajo negociación y la aceptación o rechazo de una oferta es total, es decir, a diferencia de otras propuestas que hemos analizado, no se puede aceptar o rechazar una oferta de forma parcial o débil. Los autores muestran como es posible alcanzar acuerdos pareto-óptimos de este modo y que encontrar un equilibrio no es computacionalmente asequible si las funciones de utilidad de los agentes son no lineales.

Para tratar de superar esta limitación, los autores exploran dos soluciones posibles: aproximar las utilidades no lineales con funciones lineales, y emplear un procedimiento simultáneo en el que los atributos se negocian en paralelo pero independientemente unos de los otros. El trabajo muestra que este equilibrio puede calcularse en tiempo polinomial. Parte importante de este trabajo es el análisis de la complejidad y del error de aproximación estimado de las estrategias propuestas para la consecución del equilibrio. Las aproximaciones heurísticas propuestas, al carecer de una fundamentación matemática sólida, precisan una evaluación experimental exhaustiva. Las principales limitaciones de la propuesta son que se centra en agentes simétricos donde las preferencias se distribuyen de forma idéntica y en escenarios en los que las funciones de utilidad son separables en polinomios no lineales de una variable, lo que restringe la complejidad del espacio de preferencias.

Las subastas computacionales [43, 61, 149, 147, 168, 177] pueden permitir la toma de decisiones colectiva a gran escala en dominios no lineales, pero sólo de un tipo muy limitado (e.g, negociaciones consistentes únicamente en decisiones de asignación de recursos). Las subastas multiatributo en las que los compradores anuncian sus funciones de utilidad, y los vendedores compiten para ofrecer la puja de mayor utilidad [160, 133, 10] están también orientadas a un problema limitado (una negociación para la adquisición con un único comprador) y precisan de revelación completa de la información de preferencias.

Zheng et al. [188] proponen un protocolo no-mediado para negociaciones multiatributo en un contexto de información imperfecta. Se trata de un protocolo de ofertas alternantes para que el que plantean estrategias heurísticas de generación de ofertas que convergen a un acuerdo en tiempo finito. Para instancias del problema generadas de forma aleatoria, los resultados de la simulación muestran que los acuerdos resultantes quedan próximos a un equilibrio de Nash.

## 2.4. Algoritmos de Búsqueda Local

Entre los elementos que suelen formar parte de los protocolos de negociación se suelen encontrar algoritmos de optimización. Dentro del proceso de negociación, cada uno de los agentes puede realizar una búsqueda local encaminada a identificar contratos de alta utilidad que pudieran ser empleados como ofertas que proponer al resto de agentes miembros de la optimización. Este proceso también es empleado una vez que el agente recibe una oferta a fin de poder sugerir direcciones que le resulten convenientes para orientar la exploración conjunta del espacio de contratos. Dependiendo de la naturaleza de las funciones de utilidad de los agentes implicados en la negociación, será posible la utilización de unas u otras técnicas de optimización. En el caso de esta tesis doctoral, donde se aborda la utilización de preferencias modeladas mediante funciones de utilidad en espacios altamente complejos, cobra especial

interés el estudio de técnicas que no emplean mecanismos basados en el cálculo de la derivada de la función a utilizar.

Podemos definir formalmente este problema como la optimización de una función  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  en un determinado dominio finito  $D$ . La función  $f$  es tal que la derivada de  $f$  no se puede obtener ni en su forma simbólica ni mediante técnicas numéricas y que tampoco es posible acotar la misma mediante el uso de, por ejemplo, constantes de Lipschitz. Otro escenario donde se plantea este problema es en aquellas situaciones donde  $f$  es costosa de obtener o su valor es poco fiable, lo que hace que no podamos confiar en los métodos basados en diferencias finitas. El tipo de algoritmos que consideraremos aquí será el de aquellos algoritmos que no se basan ni en el cálculo de la derivada de  $f$  ni en ninguna estimación de la misma, aunque el algoritmo en sí sí que pueda incluir el cálculo de la derivada de alguna función distinta a  $f$ .

El origen de este tipo de algoritmos se remonta a los trabajos de de Nelder y Mead [127] en los años 60 tomando como base el trabajo de Spendley et al. [155] de un método de exploración de superficies basado en un símplex. La propuesta de Nelder y Mead consistía en un algoritmo iterativo que realiza una exploración en cada iteración empleando un símplex cuya forma se adapta a la zona a explorar en cada iteración. Desde entonces, este tipo de técnicas se han empleado exitosamente a un amplio abanico de problemas que van desde el ámbito de la ciencia pura a problemas médicos, y también en el ámbito de la ingeniería o de ubicación de recursos. Este área ha despertado un interés creciente que se ha concretado no sólo en la proliferación de nuevos métodos sino en una fundamentación más sólida de los métodos existentes, especialmente en lo relativo a pruebas de convergencia de los algoritmos.

Podemos clasificar los algoritmos de optimización libres de derivadas en *algoritmos de búsqueda directa* y *algoritmos basados en modelos*. Un algoritmo de búsqueda directa determina las direcciones de búsqueda a partir del cálculo de la función  $f$  mientras que un algoritmo basado en modelos emplea una versión simplificada de  $f$ , que se suele denominar función sustituta (*surrogate*) de  $f$ , para generar las direcciones de exploración. En función del ámbito donde se realiza la búsqueda, hablaremos de algoritmos locales, cuando la búsqueda está confinada en una región fija y determinada, o globales, cuando se permite al algoritmo redefinir la región de búsqueda a voluntad. Finalmente, podemos hablar de algoritmos deterministas o estocásticos, dependiendo de cómo se asignen los pasos de búsqueda. No obstante, es importante tener en cuenta que existe cierta controversia tanto sobre los criterios de clasificación como sobre la propia clasificación de un algoritmo en cada categoría [80].

### 2.4.1. Métodos de Búsqueda Directa

En el ámbito de la negociación automática en espacios de utilidad altamente complejos, son de especial interés los algoritmos de búsqueda directa. Muchos protocolos de negociación mediados se basan en un mecanismo de negociación iterativo en el que el mediador va sugiriendo sucesivamente a los agentes las regiones donde negociar y va ajustando la zona de negociación en función de las preferencias expresadas por los agentes y de la utilidad que ambos obtienen en los contratos indicados en las regiones. Cada agente explorará las regiones sugeridas por el mediador con objeto de terminar zonas de máxima utilidad dentro de esas regiones. Para la exploración de estas regiones, en escenarios donde las funciones de utilidad de los agentes presentan un nivel de complejidad tal que hace inviable el cálculo del gradiente, es conveniente la utilización de técnicas que permitan determinar dichas zonas sin hacer uso de la derivada. En este apartado exploraremos algunas de las propuestas de búsqueda directa local, con especial interés en los métodos de búsqueda basados en patrones.

Uno de los primeros trabajos donde se hace referencia a la búsqueda directa es [53]. En él, Hooke y Jeeves definen la búsqueda directa como la evaluación secuencial de un conjunto de soluciones que han sido generadas según una determinada estrategia. El método Nelder-Mead [127] se encuadra dentro de este grupo. Este algoritmo arranca con un conjunto de puntos que constituyen un *símplex*. En cada iteración, se reemplaza el vértice del *símplex* en el que la función objetivo tenga un peor valor. Los puntos candidatos a reemplazar este vértice se obtienen a partir de un conjunto de operaciones que involucran al vértice a reemplazar y al centroide del *símplex*. Trabajos posteriores han analizado el problema del estancamiento para este algoritmo [120], y han propuesto soluciones a este problema [74, 163, 19].

### 2.4.2. Métodos Búsqueda Basada en Patrones

Uno de las familias de métodos de búsqueda directa de más interés es la de los métodos de búsqueda basada en patrones. La característica fundamental que diferencia a estos métodos de otros métodos de búsqueda directa estriba en que que la búsqueda se realiza sobre un conjunto de puntos que se distribuyen de acuerdo a un “patrón”, que es independiente de la función objetivo  $f$ . La característica anterior puede servir como definición informal de esta familia de algoritmos.

La definición formal de estos métodos de búsqueda basada en patrones requiere de la existencia de una malla  $T$  tal que si  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  son los  $N$  puntos generados por un método de búsqueda basada en patrones, entonces existe un factor de escalado  $\phi_n$  tal que los pasos  $\{x_1 - x_0, x_2 - x_1, \dots, x_N - x_{N-1}\}$  están contenidos en la malla escalada  $\phi_n T$ . La forma concreta de esta malla dependerá del método concreto y de la elección inicial del parámetro de control de la longitud del paso, pero es independiente de la función objetivo  $f$ .

En las próximas secciones, vamos a proporcionar una definición formal de los métodos de búsqueda basada en patrones.

Un patrón queda definido por dos componentes, una matriz base y una matriz generadora. La matriz base puede ser cualquier matriz no singular  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

La matriz generadora es una matriz  $C_k \in Z^{n \times p}$ , donde  $p > 2n$ . Esta matriz se puede descomponer en los siguientes componentes:

$$(4) \quad C_k = [M_k \quad -M_k \quad L_k] = [\Gamma_k \quad L_k]$$

Donde  $M_k \in M \subset Z^{n \times n}$ , siendo  $M$  es un conjunto finito de matrices no singulares, y  $L_k \in Z^{n \times (p-2n)}$  y contiene al menos una columna, la comuna de ceros.

Un patrón  $P_k$  queda definido por las columnas de la matriz  $P_k = BC_k$ . A las columnas de la matriz  $P_k$  se las denomina patrones. Dado que tanto  $B$  como  $C_k$  tienen rango  $n$ , las columnas de  $P_k$  generan  $\mathbb{R}^n$ . Esta es una condición necesaria para la aplicabilidad del algoritmo dado que necesitamos cubrir todas las direcciones del espacio en nuestra búsqueda.

Por comodidad, emplearemos la partición de la matriz  $C_k$  que hemos definido anteriormente para expresar  $P_k$  como:

$$(5) \quad P_k = BC_k = [BM_k \quad -BM_k \quad BL_k] = [B\Gamma_k \quad BL_k]$$

Dado  $\Delta_k \in \mathbb{R}$ ,  $\Delta_k > 0$ , definimos el paso de prueba  $s_k^i$  como cualquier vector de la forma:

$$(6) \quad s_k^i = \Delta_k Bc_k^i$$

Donde  $c_k^i$  representa una columna de  $C_k = [c_k^1 \cdots c_k^p]$ . De acuerdo con la expresión de  $s_k^i$ , la dirección del paso queda determinada por  $Bc_k^i$  y la magnitud del mismo por  $\Delta_k$ .

En una iteración  $k$ , definimos los puntos de prueba como cualquier punto de la forma  $x_k^i = x_k + s_k^i$ , donde  $x_k$  es el punto que está siendo evaluado en ese momento.

#### 2.4.2.1. Exploración del Espacio

Los métodos de búsqueda por patrones se caracterizan por realizar la exploración del espacio de una forma iterativa, analizando un conjunto de puntos en torno a un punto central en cada iteración. Una vez que esta exploración se ha completado, se actualiza el conjunto de puntos, el punto central o bien ambos y se repite el proceso. Podemos entender este proceso

como la realización de un conjunto de movimientos de exploración en torno a un punto central  $x_k$  en cada iteración, siguiendo un patrón de exploración determinista con objeto de determinar un nuevo punto  $x_{k+1} = x_k + s_k$  que mejore la evaluación del punto actual y que sirva como punto de partida de la exploración en la siguiente iteración. Uno de los aspectos que permiten diferenciar los distintos métodos de búsqueda por patrones es la forma en que se llevan a cabo estos movimientos exploratorios.

Con objeto de permitir el mayor abanico posible de direcciones a evaluar, mientras que a la vez mantenemos las propiedades necesarias para garantizar la convergencia del protocolo, es necesario imponer al menos los siguientes requisitos sobre cualquier método de búsqueda por patrones:

1. La dirección de cualquier paso  $s_k$  en una iteración  $k$  se define por el patrón  $P_k$  y su longitud queda determinada por la longitud del paso  $\Delta_k$ .
2. Si es posible encontrar una mejora en el valor de la función en la presente iteración en cualquiera de los  $2n$  pasos definidos por  $\Delta_k B \Gamma^k$ , el proceso de exploración debe generar un paso  $s_k$  que permita encontrar también al menos una mejora simple en el valor de la función en la presente iteración. Esta condición permite que sean igualmente válidos tanto un algoritmo que evalúe un único punto y se quede con él si produce alguna mejora, como otro algoritmo que evalúe los  $p$  pasos definidos por  $\Delta_k P_k$  y devuelva aquel punto que ofrece una mayor mejora.

### 2.4.2.2. Algoritmo de Búsqueda por Coordenadas

De todos los métodos de búsqueda por patrones, el método más sencillo es el método de variación local también llamado de búsqueda por coordenadas (*coordinate search*).

El método de búsqueda por coordenadas emplea como matriz base la matriz identidad, i.e,  $B = I$ , si bien también sería posible emplear otra opción para la matriz base. Por ejemplo, si se sabe que las variables van a diferir en varios órdenes de magnitud, podría tenerse en cuenta este hecho para la elección de la matriz de identidad. La matriz generadora  $C_k$  es fija en todas las iteraciones del método ( $C_k = C$ ) y contiene todas las posibles combinaciones de los elementos  $\{-1, 0, 1\}$ . Por tanto,  $C$  tiene  $p = 3^n$  columnas, donde  $n$  es la dimensión del espacio que estemos considerando. En particular si descomponemos  $M$  por columnas, podemos ver que contendrá tanto la matriz identidad  $I$ , como  $-I$  y al menos una columna de ceros. Vemos que esta definición de  $C$  permite descomponer  $C$ , en las matrices  $M$  y  $L$ , donde  $M$  sería igual a la matriz identidad y  $L$  estaría formada por las  $3^n - 2n$  columnas restantes, que incluirán al menos una columna de ceros. Para  $\mathbb{R}^2$  la matriz  $C$  quedaría como:

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 1 & -1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Las columnas de la matriz patrón  $P = BC$  permite obtener todas las direcciones  $s_k^i$  en la que se explorará para determinar los puntos de evaluación en una iteración  $k$ . En este caso, al ser  $C$  constante para todas las iteraciones, los patrones siempre serán los mismos. En una iteración  $k$ , se explorarán los puntos  $x_k^i = x_k + \Delta_k s_k^i$ . Si durante el curso de la exploración de los puntos  $x_k^i$  se encuentra algún punto que arroja una mejora en el valor de la función objetivo, ese punto se convierte en el centro del patrón,  $x_{k+1}$  para la siguiente iteración. En el peor de los casos se evaluarán  $2n$  puntos y, si no se encuentra ninguna mejora en la función objetivo, se mantendrá  $x_k$  como centro del patrón para la siguiente iteración,  $x_{k+1} = x_k$  y se reducirá la longitud del paso.

---

**Algoritmo 1:** Algoritmo de Exploración para el Método de Búsqueda por Coordenadas

---

```

Input:
     $x_k$ 
     $\Delta_k$ 
     $B$ 
     $s_k = 0$ 
     $\rho_k = 0$ 
     $max = f(x_k)$ 
for  $i = 1 \dots n$  do
    |  $s_k^i = s_k + \Delta_k B e_i$ 
    |  $x_k^i = x_k + s_k^i$ 
    | if  $f(x_k^i) > max$  then
    | |  $\rho_k = f(x_k) - f(x_k^i)$ 
    | |  $max = f(x_k^i)$ 
    | |  $s_k = s_k^i$ 
    | else
    | |  $s_k^i = s_k - \Delta_k B e_i$ 
    | |  $x_k^i = x_k + s_k^i$ 
    | | if  $f(x_k^i) > max$  then
    | | |  $\rho_k = f(x_k) - f(x_k^i)$ 
    | | |  $max = f(x_k^i)$ 
    | | |  $s_k = s_k^i$ 
    | end
end
end

```

---

La exploración del patrón se realiza secuencialmente. En cada dirección definida por cada uno de los vectores unitarios  $e_i$  se evalúa en primer lugar un punto del patrón  $x_k^i$  situado en uno de los sentidos a una distancia  $\Delta_k$  y sólo si este no mejora el máximo, se evalúa también el sentido contrario. Si bien la matriz  $P$  define hasta  $3^n$  posibles puntos a evaluar, en la práctica se evaluará un máximo de  $2n$  puntos, pudiendo llegarse a evaluar tan sólo  $n$  puntos en el mejor caso. Es importante señalar que el algoritmo busca una mejora simple, es decir un punto que mejore el máximo detectado para la iteración en la que se encuentre, por cada una de las direcciones, determinadas por  $e_i$ , que explora. Esto hace que en el mejor caso, una iteración del algoritmo termine tras evaluar  $n$  puntos, mientras que en el peor caso

evaluará los dos sentidos para cada una de las direcciones a explorar. Estos  $2n$  puntos quedan definidos por la expresión 7:

$$(7) \quad x_k + \Delta_k B \Gamma = \Delta_k B \begin{bmatrix} M & -M \end{bmatrix} = \Delta_k B \begin{bmatrix} I & -I \end{bmatrix}$$

La actualización de la longitud del paso se realiza de acuerdo al modo expuesto en el algoritmo de búsqueda por patrones generalizado, que se presenta en la sección 2.4.3. Se suele optar por mantener la longitud de paso  $\Delta_k$  constante si se encuentra algún punto en el patrón que mejore la evaluación de la función objetivo, reduciéndose a la mitad tras una iteración en que se encuentre dicha mejora. De acuerdo con la expresión general, esto se corresponde a fijar  $\theta = 1/2$  y  $\Lambda = \{1\}$ . Esto implica que  $\tau = 2$ ,  $\omega_0 = -1$  y  $\omega_1 = 0$ .

### 2.4.2.3. Algoritmo de Búsqueda por Patrones de Hooke y Jeeves

Hooke y Jeeves [53] propusieron un variante oportunista del algoritmo de búsqueda por coordenadas. La principal variación que introduce su método es la incorporación de un parámetro, el paso del patrón, que incorpora en el proceso de búsqueda información proveniente de la búsqueda realizada en las iteraciones previas que han sido exitosas. Si la iteración previa ha sido exitosa ( $\rho_{k-1} < 0$ ), la iteración actual no comienza en el punto  $x_k$  sino en un punto  $x_k + (x_k - x_{k-1})$ . La idea subyacente es explorar si, dado que se ha encontrado ya una mejora en la dirección  $x_{k-1} - x_k$ , es posible encontrar alguna mejora adicional. Este paso en esta dirección es lo que se denomina paso del patrón. Este punto intermedio se emplea como centro para la exploración a realizar en la iteración  $k$ , incluso en el caso en que la evaluación en el punto  $x_k + (x_k - x_{k-1})$  no mejore la evaluación de  $x_k$ .

Si la búsqueda en el patrón en torno al punto  $x_k + (x_k - x_{k-1})$  es exitosa, el punto que mejore la evaluación del centro se acepta como el centro de la siguiente iteración,  $x_{k+1}$ . Si no lo es, se desecha el paso intermedio y se realiza la exploración en torno a  $x_k$ . Cuando una iteración no es exitosa,  $x_k = x_{k-1}$  por lo que  $(x_k - x_{k-1}) = 0$  y la iteración se limita a una búsqueda en torno a  $x_k$  actualizando el valor de la longitud del paso,  $\Delta_k = \theta \Delta_{k-1}$ .

La matriz generadora  $C$  para este caso debe cambiar entre iteraciones para reflejar el efecto del posible paso intermedio. Es por ello que en este caso la matriz debe tener  $3^n$  columnas adicionales con objeto poder expresar el patrón con respecto a  $x_k$ , aún en el caso en que este se genere sobre el punto  $x_k + (x_k - x_{k-1})$ . Para acomodar este cambio, emplearemos la matriz  $L_k$  que tendrá  $3^n$  columnas adicionales con respecto al caso de búsqueda por coordenadas. Para el caso de  $n = 2$ , el valor inicial de la matriz sería el siguiente:

$$(8) \quad C_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 1 & -1 & -1 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 1 & -1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Por conveniencia en la representación, se asume que la última columna de  $C_0$ ,  $c_0^p$  es una columna de ceros. En las sucesivas iteraciones, esta columna servirá para acumular el número de pasos intermedios exitosos, tal y como veremos a continuación. El algoritmo para la actualización de la matriz  $C_k$  en cada paso, actualiza las últimas  $3^n$  columnas de  $C_k$ . Con esta actualización se persigue incorporar en el patrón de la siguiente iteración  $k + 1$  el resultado de la búsqueda de la iteración  $k$ . El paso del patrón  $(x_k - x_{k-1})$  se representa mediante el vector  $\begin{pmatrix} 1 & 1 \end{pmatrix}^T$  que se sumará a las  $3^n$  últimas columnas de  $C_k$  tras cada iteración exitosa.

---

**Algoritmo 2:** Algoritmo de Actualización de  $C_k$

---

**Input:**  
 $B_k = [b_k^1 \cdots b_k^i \cdots b_k^n]$   
 escala  
 óptimo  
 $x_k^i$  para  $i = 0 \cdots n$   
**for**  $i = 3^n + 1, \dots, 2 \cdot 3^n$  **do**  
 |  $c_{k+1}^i = c_k^i + (1/\Delta_k)s_k - c_k^p$   
**end**

---

El algoritmo 3 define todos los posibles pasos a partir de  $x_k$ , teniendo en cuenta el paso del patrón  $x_k + (x_k - x_{k-1})$  mediante el patrón  $s_k$  que se incorpora en la generación de los puntos de exploración en cada iteración y que se actualiza teniendo en cuenta la dirección indicada en el paso del patrón de forma indirecta por la actualización de  $C_k$ . Teniendo en cuenta ambos algoritmos, se puede observar como cuando no se encuentra mejora en la iteración en la dirección marcada por el paso del patrón,  $s_k = 0$  por lo que  $c_{k+1}^i = c_k^i - c_k^p$  y se vuelve a evaluar en torno al punto  $x_k$ .

#### 2.4.2.4. Algoritmo de Búsqueda Multidireccional

El algoritmo de búsqueda multidireccional es un algoritmo de optimización de propósito general que presenta algunas características que lo hacen apropiado para la computación paralela. Este algoritmo es un algoritmo basado en *simplex*.

El algoritmo de búsqueda multidireccional se construye alrededor de una familia de matrices base  $\mathbf{B}$  que consiste en todas las matrices que representan las aristas adyacentes a cada vértice en un *simplex*  $n$ -dimensional no degenerado que puede ser introducido por el usuario. Con objeto de presentar el algoritmo, consideramos todas las posibles representaciones de las columnas de las matrices en  $\mathbf{B}$ . Consideraremos también los negativos de esas  $(n+1)!$  matrices

**Algoritmo 3:** Algoritmo de Exploración

---

```

Input:
   $x_k$ 
   $\Delta_k$ 
   $f(x_k)$ 
   $B$ 
   $\rho_{k-1}$ 
 $\rho_k = \rho_{k-1}$ 
if  $\rho_k < 0$  then
  |  $s_k = \Delta_k B c_k^p$ 
  |  $\rho_k = f(x_k) - f(x_k + s_k)$ 
  | for  $i = 1 \dots n$  do
  | |  $s_k^i = s_k + \Delta_k B e_i$ 
  | |  $x_k^i = x_k + s_k^i$ 
  | | if  $f(x_k^i) > max$  then
  | | |  $\rho_k = f(x_k) - f(x_k^i)$ 
  | | |  $max = f(x_k^i)$ 
  | | |  $s_k = s_k^i$ 
  | | else
  | | |  $s_k^i = s_k - \Delta_k B e_i$ 
  | | |  $x_k^i = x_k + s_k^i$ 
  | | | if  $f(x_k^i) > max$  then
  | | | |  $\rho_k = f(x_k) - f(x_k^i)$ 
  | | | |  $max = f(x_k^i)$ 
  | | | |  $s_k = s_k^i$ 
  | | | end
  | | end
  | end
end
else
  |  $s_k = 0$ 
  |  $\rho_k = 0$ 
  |  $max = f(x_k)$ 
  | for  $i = 1, \dots, n$  do
  | |  $s_k^i = s_k + \Delta_k B e_i$ 
  | |  $x_k^i = x_k + s_k^i$ 
  | | if  $f(x_k^i) > max$  then
  | | |  $\rho_k = f(x_k) - f(x_k^i)$ 
  | | |  $max = f(x_k^i)$ 
  | | |  $s_k = s_k^i$ 
  | | end
  | end
end

```

---

base para tener en cuenta el efecto del paso de reflexión que permite el algoritmo de búsqueda multidireccional. Teniendo este en cuenta, el cardinal del conjunto  $\mathbf{B}$  es  $|\mathbf{B}| = 2(n+1)!$ .

Afortunadamente, para iniciar el método, no es necesario construir el conjunto completo. En este algoritmo, frente a los anteriores, la matriz  $B_k$  se actualiza en cada iteración del algoritmo teniendo en cuenta la exploración realizada en la iteración anterior. El procedimiento completo de actualización se detalla en el Algoritmo 4

**Algoritmo 4:** Algoritmo de Actualización de  $B_k$ 


---

```

Input:
   $B_k = [b_k^1 \cdots b_k^i \cdots b_k^n]$ 
  escala
  optimo
   $x_i^k$  para  $i = 0 \cdots n$ 
if  $\rho_k < 0$  then
  | for  $i = 0 \cdots (\text{optimo} - 1)$  do
  | |  $b_{k+1}^{i+1} = \text{escala} * (x_k^i - x_k^{\text{optimo}})$ 
  | end
  | for  $i = (\text{optimo} + 1) \cdots n$  do
  | |  $b_{k+1}^i = \text{escala} * (x_k^i - x_k^{\text{optimo}})$ 
  | end
else
  | for  $i = 1 \cdots n$  do
  | |  $b_{k+1}^i = b_k^i$ 
  | end
end

```

---

La matriz generadora, sin embargo, no varía entre iteraciones y toma el valor  $C = \begin{bmatrix} I & -I & -\mu I & 0 \end{bmatrix}$ . De acuerdo con la definición anterior,  $C$  tiene  $p = 3n + 1$  columnas, y de acuerdo con la definición para el caso general  $M = I$  y  $L = \begin{bmatrix} -\mu I & 0 \end{bmatrix}$  con  $\mu \in \mathbb{Z}$ . Con objeto de que el parámetro de longitud del paso,  $\Delta_k$ , no pierda su significado con la introducción del parámetro paso de expansión, representado por  $-\mu I$ , impondremos que  $\mu \in \Lambda$  con  $\Lambda = \{\tau^{\omega_1}, \tau^{\omega_2}\}$  y  $\mu = \tau^{\omega_2}$ . Esto exige a su vez que  $\tau \in \mathbb{N}$ . La búsqueda multidireccional se suele definir con los parámetros  $\tau = 2$ ,  $\omega_2 = 1$  y, por tanto,  $\mu = 2$ .

Para que toda esta notación sea consistente con la definición general del método generalizado de búsqueda por patrones, representaremos todas las posibles matrices base  $B_v \in \mathbf{B}$  en función de una única matriz de referencia  $B \in \mathbf{B}$  de la siguiente manera:

$$B_v = B\hat{B}_v, \quad v = 1, \dots, |\mathbf{B}|$$

Las aristas de un simplex forman el conjunto de las matrices base y constan sólo de elementos del conjunto  $\{-1, 0, 1\}$ . Por las propiedades del simplex, las matrices  $\hat{B}_v$  son necesariamente no singulares. Vamos a denotar al conjunto de matrices  $\hat{B}_v$  como  $\hat{\mathbf{B}}$ . Dado que  $\mathbf{B}$  es finito,  $\hat{\mathbf{B}}$  también debe ser finito. Teniendo en cuenta estos resultados podemos expresar  $P_k$  de la siguiente forma:

$$(9) \quad P_k = B_k C = B_k \begin{bmatrix} I & -I & -\mu I & 0 \end{bmatrix} \equiv B \begin{bmatrix} \hat{B}_k & -\hat{B}_k & -\mu \hat{B}_k & 0 \end{bmatrix} = BC_k$$

Escribir  $P_k$  de esta manera, nos permite redefinir el patrón en términos de una única matriz  $B$  de referencia y de una matriz de generación redefinida:

$$(10) \quad C_k \equiv \begin{bmatrix} \hat{B}_k & -\hat{B}_k & -\mu\hat{B}_k & 0 \end{bmatrix}$$

Donde  $M_k \equiv B_k$  y  $\mathbf{M} \equiv \hat{\mathbf{B}}$  y  $L_k \equiv \begin{bmatrix} -\mu\hat{B}_k & 0 \end{bmatrix}$ .

### 2.4.3. Método Generalizado de Búsqueda por Patrones (GPS)

Torczon propuso los métodos generalizados de búsqueda por patrones [161] para optimización sin restricciones. GPS generaliza los métodos de búsqueda directa anteriores. En el comienzo de cada iteración, el algoritmo define un conjunto de movimientos exploratorios. En cada iteración se evalúa un conjunto de puntos que constituyen el patrón que se obtienen a partir del centro de la iteración empleando la matriz generadora y un conjunto de vectores que generan todas las direcciones del espacio.

---

#### Algoritmo 5: Método Generalizado de Búsqueda por Patrones (GPS)

---

**Input:**  
 $x_0 \in \mathbb{R}^n$   
 $\Delta_0 > 0$   
**for**  $k = 0 \dots n$  **do**  
  Calcular  $f(x_k)$   
  Obtener  $s_k$  empleando un algoritmo de exploración  
   $\rho_k = f(x_k) - f(x_k + s_k)$   
  **if**  $\rho_k < 0$  **then**  
    |  $x_{k+1} = x_k + s_k$   
  **else**  
    |  $x_{k+1} = x_k$   
  **end**  
  Actualizar  $C_k$  y  $\Delta_k$   
**end**

---

Cada método específico de búsqueda por patrones, debe especificar la matriz base  $B$ , la matriz generadora  $C_k$  y el algoritmo que rige los movimientos exploratorios que permiten generar los pasos  $s_k$ , así como los algoritmos para actualizar tanto  $C_k$  como  $\Delta_k$ . Es, por tanto, también igualmente necesario establecer los requisitos para actualizar la longitud del paso  $\Delta_k$ . La actualización de la longitud del paso es necesaria para que el algoritmo siga mejorando en cada iteración. Se dice que una iteración es exitosa cuando se encuentra un punto en la malla que mejora la evaluación de la función en el punto central. Por contra, se considera que una iteración es fallida cuando la evaluación de los puntos de la malla (todos o algunos, dependiendo del algoritmo en cuestión) no mejora la evaluación del centro en esa iteración.

El algoritmo 6 muestra el procedimiento general para la actualización del parámetro de longitud del paso.

**Algoritmo 6:** Actualización del Parámetro de Longitud del Paso  $\Delta_k$ **Input:**

$$\tau \in \mathbb{Q}$$

$$\theta = \tau^{\omega_0}$$

$$\lambda_k \in \Lambda = \{\tau^{\omega_1}, \dots, \tau^{\omega_L}\}$$

Donde  $\tau > 1$  y  $\{\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_L\} \subset \mathbb{Q}$ ,  $L \equiv |\Lambda| < +\infty$ ,  $\omega_0 < 0$ ,  $\omega_i \geq 0$  e  $i = 1, \dots, L$

**if**  $\rho_k \geq 0$  **then**

$$| \Delta_{k+1} = \theta \Delta_k$$

**end**

$$\Delta_{k+1} = \lambda_k \Delta_k$$

Las condiciones impuestas sobre  $\theta$  y  $\Lambda$  aseguran que  $0 < \theta < 1$  y  $\lambda_i \geq 1$  para todo  $\lambda_i \in \Lambda$ . Por tanto, si una iteración es exitosa puede ser posible aumentar el parámetro de longitud del paso  $\Delta_k$ , lo que no puede nunca en ese caso es disminuir.

El algoritmo para la actualización de  $C_k$  depende del método de búsqueda concreto.

#### 2.4.4. Discusión

Una de las hipótesis de trabajo de esta tesis doctoral es profundizar en mecanismos de negociación capaces de funcionar eficientemente en espacios de utilidad complejos donde las aproximaciones basadas en similaridad fallen. Para ello, se plantea la búsqueda iterativa y recursiva mediante regiones. Se plantea el problema de la exploración de las distintas regiones del espacio para la identificación local, por parte de los agentes de forma independiente o de un mediador, de contratos candidatos de alta calidad. Esta exploración puede resultar problemática si estamos en espacios de utilidad de alta complejidad, en los que las aproximaciones basadas en gradiente fallan. Para superar esta limitación, se ha analizado el campo de los métodos de optimización que no empleen derivadas, en concreto, los métodos de búsqueda directa y los basados en patrones. Se trata de métodos probados y bien conocidos, de fácil implementación, que podrían incorporarse dentro de los procesos de identificación de acuerdos en distintas fases del protocolo de negociación. Se han presentado las principales características y fundamentos de este tipo de técnicas y se ha seleccionado como técnica candidata el método de búsqueda generalizada por patrones. Se plantea la utilización de esta técnica, o de estrategias inspiradas en esta técnica en los protocolos que se propondrán para la consecución de los objetivos de esta tesis.

## 2.5. Políticas de Consenso en Negociación Multilateral

### 2.5.1. Introducción

La mayor parte de los trabajos en negociación automática multilateral se han centrado en la construcción de mecanismos y protocolos eficientes para la consecución de acuerdos entre

los distintos participantes con el objetivo de optimizar alguna medida del bienestar social. Sin embargo, habitualmente este bienestar social no se ha considerado un elemento integral del proceso de negociación. En esta tesis se plantea proponer una familia de protocolos de negociación multilateral en el que el tipo de consenso deseado sobre el acuerdo que se desea forme parte del proceso de negociación. Por este motivo, es necesario explorar las principales aproximaciones existentes en la literatura sobre políticas de consenso y toma de decisiones en grupo con el objeto de poder evaluar la viabilidad de incorporar estos mecanismos en la regla de mediación de un protocolo de negociación automática, que permite incorporar consideraciones relativas al consenso buscado en la fase de identificación de acuerdos en el mediador.

### 2.5.2. Toma de Decisiones en Grupo

Podemos definir la toma de decisiones en grupo (*Group Decision Making*, GDM) como el proceso mediante el cual se alcanza un juicio o una solución para un problema de decisión basado en la opinión de múltiples individuos que se recibe como entrada. Este proceso exige que el grupo trabaje de forma cooperativa para alcanzar una solución satisfactoria más que la mejor solución, que podría no existir. Una solución será satisfactoria para un grupo cuando es aceptable para el grupo visto como un conjunto. La mayor o menor eficiencia de este proceso afecta de forma directa al funcionamiento de la organización o colectivo donde se realiza, por lo que es crucial que este proceso sea eficiente y efectivo. Es, por tanto, muy importante determinar qué aspectos hacen que un determinado mecanismo de toma de decisiones sea efectivo y qué factores influyen en que una determinada solución aumente el nivel de satisfacción global.

Formalmente, podemos definir el proceso de toma de decisiones en grupo de la siguiente manera. En primer lugar, existe un conjunto finito de alternativas  $A = \{A_1, A_2 \dots A_n\}$  y un conjunto de expertos  $E = \{E_1, E_2 \dots E_n\}$ . Cada experto  $E_k \in E$  presentará sus preferencias  $p_k$  sobre el conjunto de alternativas  $A$ . Para la formulación de estas preferencias, los expertos pueden emplear un conjunto  $C$  de  $m$  criterios,  $C = \{C_1, C_2, \dots C_m\}$ . La formulación de las preferencias en muchos casos se realiza mediante un conjunto ordenado de etiquetas lingüísticas  $S = \{s_0, s_1, \dots, s_T\}$ ,  $s_i > s_j$  si  $i > j$ .

Podemos distinguir entre toma de decisiones no cooperativa y toma de decisiones cooperativa. En el primer caso, los participantes se comportan como antagonistas u oponentes. El conflicto y la competición son formas habituales de esta toma de decisiones no cooperativa. En un entorno de toma de decisiones en grupo, cada miembro del colectivo reconoce la existencia de un problema común, intenta alcanzar una decisión conjunta de una forma amigable y confiable y la responsabilidad en la toma de decisiones es compartida. Ejemplos de este tipo de toma de decisiones son el consenso, la negociación, los esquemas de votación y el empleo de

una tercera parte para mediar en la resolución de conflictos. Dentro de la categoría de toma de decisiones en grupo, podemos distinguir dos escenarios distintos. En un primer escenario, ubicaríamos la situación en que la decisión se toma de acuerdo con una estructura de equipo. Por ejemplo, un responsable tiene la autoridad para tomar una determinada decisión, pero para la toma de la misma trabaja en cooperación con un conjunto de asistentes. Frente a este escenario, se encontraría una estructura de decisión grupal. En este caso, los miembros del grupo comparten un interés en la decisión resultante y un voto común para la misma.

Se pueden diferenciar tres modelos principales [63] para la toma de decisiones en grupo. El primero de ellos es el *modelo racional*. Este modelo se fundamenta en objetivos, alternativas, consecuencias y optimalidad. Se asume que se dispone de información completa acerca de la decisión a tomar y que es posible encontrar una solución correcta en términos de una solución. Cada miembro del grupo es capaz de evaluar las ventajas y desventajas de cada una de las alternativas considerando para ellos los objetivos que se persiguen. Aquella alternativa que ofrezca la máxima utilidad será seleccionada. Frente al modelo racional, en el *modelo político* los individuos implicados no alcanzan una solución a partir de una elección racional según los objetivos de la organización. En este caso, los actores del proceso de toma de decisiones se mueven de acuerdo a sus propias necesidades y percepciones. El proceso lleva aparejado un ciclo de negociación y discusión entre los miembros del grupo con objeto de que cada uno pueda convencer al resto para que adopten su solución. Finalmente, podemos distinguir también un *modelo basado en teoría de juegos*, en el que se asume un conflicto o competición entre los miembros del grupo, que se modela empleando los principios de esta teoría. El empleo de esta aproximación como una herramienta de decisión trata de maximizar alguna función de utilidad para los actores del proceso de toma de decisiones bajo incertidumbre. Si bien teóricamente presenta interesantes características, en términos prácticos está bastante limitada al carecer, por ejemplo, de la posibilidad de considerar múltiples criterios para la selección de alternativas.

Los otros dos modelos presentan también ventajas e inconvenientes. El modelo racional emplea una aproximación lógica y secuencial a la toma de decisiones mediante la evaluación de alternativas teniendo en cuenta la información disponible. Sin embargo, las suposiciones pueden no ser completamente realistas. En entornos reales, la toma de decisiones tiene que abordar muchos condicionantes. Debido a diferencias en las opiniones y experiencia en lo referente a objetivos criterios de evaluación, los actores implicados en el proceso pueden incorporar sus propias percepciones y modelos mentales al proceso de decisión. Además, pueden disponer de distinta cantidad de información y compartir los objetivos únicamente de forma parcial. La información incompleta, los conflictos de interés y la inconsistencia de los criterios de evaluación son inevitables. En este contexto, el proceso de toma de decisiones tiene que avanzar mediante negociación y discusión entre los miembros del grupo atendiendo a objetivos

y la relevancia real relativa de cada integrante. Estas condiciones dificultan la aplicabilidad de un modelo estrictamente racional. El modelo político es apropiado para aquellas situaciones de información incompleta y en las que las preferencias de los agentes pueden ser inciertas o imprecisas. El riesgo de esta aproximación estriba en no seleccionar la mejor solución posible. En la práctica, se suele emplear una mezcla de ambos modelos, en especial cuando se asume un grado de incertidumbre en el entorno.

### **2.5.3. Métodos para la Toma de Decisiones en Grupo**

Es posible emplear distintos mecanismos para la toma de decisiones en grupo. De forma general, puede afirmarse que cada familia de mecanismos sigue una regla o principio. En este apartado describiremos brevemente algunos de los más ampliamente utilizados mencionando sus principales ventajas e inconvenientes.

#### **2.5.3.1. Regla de Autoridad**

La mayor parte de colectivos tienen un líder que dispone de la autoridad necesaria para tomar la última decisión en un grupo. El grupo puede generar ideas y mantener discusiones abiertas, pero la decisión final recae únicamente en el líder. La efectividad de esta familia de mecanismos depende en gran medida de que el líder sea capaz de recabar la suficiente información a partir de la cual poder tomar la decisión correcta. Por la propia naturaleza de este mecanismo, es posible alcanzar una decisión final con rapidez pero no aprovecha de forma óptima las fortalezas y capacidades de los miembros del grupo.

#### **2.5.3.2. Regla de Mayoría**

Existen ciertas decisiones en un colectivo que pueden adoptarse a partir del resultado de una votación entre las alternativas o las opiniones individuales tras una fase de discusiones. La opinión de la mayoría se acepta como la solución del grupo al problema de decisión. Este método puede servir para tomar una decisión con rapidez y sigue una regla clara de emplear una participación democrática en el proceso. Existe el peligro de que las decisiones alcanzadas mediante este mecanismo no se implementen adecuadamente debido a un periodo de discusión insuficiente.

#### **2.5.3.3. Regla de Minoría Negativa**

Este mecanismo se base en la realización de votaciones sucesivas sobre el conjunto de alternativas que llevan a la eliminación en cada ronda de la alternativa con menor apoyo. El proceso termina cuando sólo queda una alternativa en el conjunto. Mantiene el carácter democrático del mecanismo anterior y es especialmente apropiada para aquellos casos en los que hay muchas alternativas y pocos votantes. Como desventajas, podemos señalar que se

trata de un mecanismo lento que, además, puede generar malestar entre aquellos participantes cuyas ideas quedan señaladas como impopulares.

#### 2.5.3.4. Regla de Clasificación

Existen distintos mecanismos de clasificación que se han empleado en la práctica. Todos ellos parten de que el grupo tiene un conjunto de alternativas posibles. Un posible mecanismo consiste en que los miembros del grupo pueden asignar individualmente una puntuación a cada alternativa. Supongamos que el grupo tiene cinco alternativas, y que cada miembro puede valorar cada alternativa entre 1 (nivel de apoyo mínimo) y 10 (nivel de apoyo máximo). A continuación, se recogen todos los votos y la alternativa con una mayor puntuación global se selecciona. Este mecanismo es fácil de implementar mediante un proceso de votación y ofrece a los participantes la impresión de que la decisión final representa la opinión de todos. No obstante, hay que tener en cuenta que un proceso de estas características puede resultar en una decisión que nadie apoya por completo y que alcanzar la decisión puede no ser rápido.

#### 2.5.3.5. Regla de Consenso

Para finalizar, vamos a abordar la regla de consenso. En toma de decisión, consenso define la situación en que todos los participantes acuerdan de forma genuina una decisión que les resulta aceptable. No es común que todos los integrantes de un grupo compartan la misma opinión acerca de las alternativas. Según esta regla, la decisión se discute dentro del grupo hasta que todos los afectados muestren su conformidad con la misma. Con este procedimiento, todos los participantes sienten que han dispuesto de las mismas oportunidades de influir en la decisión final y continuarán apoyando al grupo. Dado que en los casos reales hay restricciones temporales e imperfecciones en los sistemas, la toma de decisión por consenso se erige como uno de los métodos más efectivos. Es necesario, como indicábamos antes, disponer de un mecanismo de comunicación lo suficientemente expresivo y abierto como para que cada miembro del grupo perciba que ha tenido la misma influencia que el resto en la solución alcanzada. No obstante, en ocasiones es difícil alcanzar un consenso dentro de un grupo.

El objetivo de un mecanismo de toma de decisiones en grupo es básicamente la consecución de un consenso, entendiendo por consenso un *acuerdo estricto y unánime entre los todos los miembros del grupo sobre todas las posibles alternativas*. Debido a esto, el consenso ha constituido un área fundamental de investigación en el campo de la toma de decisiones en grupo [50, 51, 71, 7]. Las aproximaciones al concepto de consenso en la literatura han sido fundamentalmente dos. Una primera aproximación aborda el consenso desde un punto de vista de agregación matemática [129]. Este tipo de consenso no precisa de la convergencia de las opiniones de los participantes sino que emplea un intermediario para obtener este consenso agregado. En la mayoría de los trabajos que emplean esta aproximación, el consenso se

alcanza variando los pesos asignados a cada participante [94]. Bajo la segunda aproximación, el consenso se alcanza sugiriendo a los expertos que modifiquen su opinión para alcanzar una mayor proximidad en sus opiniones para poder alcanzar un acuerdo [60].

#### 2.5.4. Toma de Decisiones en Grupo Difusa

El primer trabajo que aplicó la teoría de conjuntos difusos a la toma de decisiones fue [9]. En este trabajo, los autores subrayan que “*gran parte de la toma de decisiones en el mundo real tiene lugar en un entorno en el que los objetivos, las restricciones y las consecuencias de posibles acciones no se conocen con exactitud*”. La teoría de conjuntos difusos puede emplearse para manejar la incertidumbre en la toma de decisiones, que proviene tanto de la propia naturaleza humana como de la inexactitud de la información que se maneja.

Un trabajo clásico en la toma de decisiones difusa es el trabajo de Baas y Kwakernaak [7]. En este trabajo, plantean algoritmos de evaluación y clasificación para clasificar alternativas con respecto a múltiples aspectos mediante la utilización de conjuntos difusos. En 1983, Zadeh [186] sugiere la utilización de un modelo computacional basado en lógica difusa para gestionar la incertidumbre en sistemas expertos. Otros trabajos como [71, 189] exploraron también la toma de decisiones difusa en ese ámbito. La mayor parte de estos trabajos están centrados en la aplicación y gestión de la información difusa en estos entornos.

Trabajos posteriores como [49] proponen un procedimiento general con dos etapas: la etapa de agregación y la etapa de explotación. En la fase de agregación, se obtienen las evaluaciones de acuerdo a los distintos criterios para determinar una valoración colectiva para cada una de las alternativas. A partir de esta valoración colectiva para cada una de las alternativas, se lleva a cabo una ordenación o selección entre las mismas en la fase de explotación. La fase de agregación parte de valoraciones de tipo lingüístico sobre las que realiza una agregación para cada alternativa de acuerdo con un operador de agregación. Es en función de estos valores agregados sobre los que se realiza la ordenación y selección en la fase de explotación para determinar las mejores alternativas. La arquitectura de dos etapas propuesta en este trabajo es de utilidad para el diseño de protocolos de negociación multilateral, si bien en el dominio de la negociación, los agentes expresarán sus preferencias sobre un conjunto de alternativas no fijo, sino dependiente de la iteración del protocolo de negociación. Además, los agentes no expresarán sus preferencias empleando etiquetas lingüísticas sino mediante su función de utilidad.

Más cercano a los objetivos que se persiguen en esta tesis doctoral, es el trabajo de Wang et al. [171]. En este trabajo, los expertos proporcionan tanto la valoración como el grado de importancia que asignan a cada criterio mediante etiquetas lingüísticas que se agregan empleando mediante un operador de agregación ordenado ponderado. La familia de operadores

de agregación ordenada ponderada (OWA, *Ordered Weighted Averaging*) [181] permite modelar agregaciones de preferencia complejas, lo que abre la puerta a la representación criterios de decisión complejos. El trabajo propone dos alternativas para seleccionar la solución final, una directa, en la que la solución depende de las relaciones de preferencia individuales y otra indirecta, en la que la solución depende de la relación de preferencia agregada del grupo.

De acuerdo con el modelo propuesto en [49], la fase de agregación de las preferencias de los distintos miembros del grupo sobre cada una de las distintas alternativas desempeña un papel clave. Junto con los operadores OWA tradicionales, se han propuesto otros operadores de agregación como los operadores de agregación basados en normas triangulares [11], las combinaciones de operadores OWA lingüísticos (*Linguistic OWA*) [49], operadores *neat-OWA* [109] y los operadores OWA inducidos (basados en preferencia, importancia y consistencia de las fuentes de información) [180, 15], entre otros muchos.

### 2.5.5. Operadores de Agregación de Preferencias

Hemos señalado en el apartado anterior que la agregación es un paso clave en un proceso de toma de decisiones. El paso de agregación tiene como objetivo aglutinar las opiniones de todos los miembros del grupo y obtener una decisión grupal. Este procedimiento de agregación tiene una aplicación directa en un protocolo de negociación multilateral mediado. En ese caso, el mediador podría remitir a los agentes negociadores un conjunto de contratos, que serían el equivalente a las alternativas en un proceso de toma de decisiones en grupo, y estos enviarían las valoraciones sobre los mismos. Una vez que el mediador hubiera recibido estas valoraciones, obtendría una valoración grupal para cada una de ellas, agregando las valoraciones individuales recibidas desde los agentes. En este apartado, exploraremos los principales operadores de agregación que se emplean en entornos de toma de decisiones en grupo difusa y valoraremos su utilidad y aplicabilidad a un escenario de negociación multilateral mediado.

Un *operador de agregación* o función de agregación  $F$  es una función que proporciona un mapeo entre un conjunto de elementos  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  donde  $x_i \in \mathbb{R}$ , y el conjunto de los números reales  $\mathbb{R}$ . En este trabajo, consideraremos operadores de agregación que toman valores reales contenidos en el intervalo cerrado  $[0, 1]$  y produce valores en ese mismo intervalo  $[0, 1]$ .

**DEFINICIÓN 1.** Operador de Agregación.

Un operador de agregación es una función de  $n > 1$  argumentos que mapea el cubo unidad de dimensión  $n$  en el intervalo unidad  $f : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$  y que verifica las siguientes propiedades:

1.  $f(0, 0, \dots, 0) = 0$  y  $f(1, 1, \dots, 1) = 1$
2.  $x \leq y$  implica que  $f(x) \leq f(y)$  para todo  $x, y \in [0, 1]^n$

El objetivo de los operadores de agregación es combinar los valores que se reciben a la entrada. Estos valores de entrada pueden corresponderse con grados de pertenencia a conjuntos difusos, grados de preferencia, robustez de una determinada evidencia o apoyo a una determinada hipótesis. Vamos a analizar algunos ejemplos:

**EJEMPLO 1.** Problema de Toma de decisiones multicriterio.

Supongamos un problema de toma de decisiones en el que hay dos alternativas  $x$  e  $y$ , y  $n$  criterios para evaluar cada alternativa. En este caso tendríamos el conjunto de las preferencias expresadas de acuerdo con los criterios para cada una de las dos alternativas, sean  $x_1, x_2, \dots, x_n$  e  $y_1, y_2, \dots, y_n$ . Mediante el operador de agregación  $f$  podríamos combinar las preferencias individuales para cada una de las alternativas y comparar ambos valores agregados,  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  y  $f(y_1, y_2, \dots, y_n)$ , para determinar cuál es la alternativa ganadora.

**EJEMPLO 2.** Problema de Toma de Decisiones en Grupo.

Tenemos dos o más alternativas y un conjunto de  $n$  participantes en el proceso de toma de decisión que expresan su valoración sobre cada alternativa  $x$  como  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . En este caso, el objetivo es emplear una función de agregación  $f$ , cuya forma exacta dependerá del mecanismo de toma de decisión elegido, para obtener una valoración global  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  para cada alternativa  $x$ .

Cuando se utiliza un operador de agregación en un determinado contexto, se persigue que el operador responda a la semántica del tipo de agregación buscada. Así, habrá casos en que se desee que los valores altos y bajos se compensen entre sí, otros casos donde se desee que las funciones de agregación modelen operaciones lógicas (conjunción y disyuntiva) de forma que las entradas se refuercen entre sí, y algunos otros casos en los que se desee que la agregación dependa de la relación entre los valores de entrada. De acuerdo, con esto podemos distinguir las siguientes familias de operadores de agregación [26]:

**DEFINICIÓN 2.** Agregación Promediada. Se dice que una función de agregación  $f$  tiene un comportamiento de promediado cuando para cada valor de entrada  $\mathbf{x}$ , la agregación está limitada por:

$$\min(\mathbf{x}) \leq f(x) \leq \max(\mathbf{x})$$

**DEFINICIÓN 3.** Agregación Conjuntiva. Se dice que una función de agregación  $f$  tiene un comportamiento conjuntivo o conectivo si para cada valor de entrada  $\mathbf{x}$ , la agregación está limitada por:

$$f(x) \leq \min(\mathbf{x}) = \min(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

**DEFINICIÓN 4.** Agregación Disyuntiva. Se dice que una función de agregación  $f$  tiene un comportamiento disyuntivo si para cada valor de entrada  $\mathbf{x}$ , la agregación está limitada por:

$$f(x) \geq \max(x) = \max(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

**DEFINICIÓN 5.** Agregación Mixta. Se dice que una función de agregación tiene un comportamiento mixto cuando no pertenece a ninguna de las clases anteriores. Estas funciones presentan un comportamiento distinto para cada una de las partes del dominio de entrada.

### 2.5.5.1. Operadores de Promedio Ponderado Ordenado (OWA)

Para incorporar reglas de mediación expresadas mediante lenguaje natural, proponemos el empleo de agregación guiada por cuantificadores (*quantifier guided aggregation*), técnica que aplicaremos para posibilitar la expresión en lenguaje natural de la proporción de agentes que deben estar satisfechos con un contrato para poder considerarlo un acuerdo. Para modelar este tipo de cuantificadores, emplearemos operadores de promedio ponderado ordenado (*Ordered Weighted Averaging*, OWA) [181].

**DEFINICIÓN 6.** Un operador OWA de dimensión  $n$  es una aplicación  $OWA_W : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$  con un vector de ponderación asociado  $W = [w_1 w_2 \dots w_n]$ , donde  $w_i \in [0, 1]$ ,  $\sum_i w_i = 1$  y que define una agregación de la siguiente manera:

$$(11) \quad OWA_W(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j$$

Donde  $b_j$  es el  $j$ -ésimo mayor valor de los elementos  $a_i$ .

Es importante resaltar que cada peso  $w_i$  no está asociado con un elemento determinado sino con una posición determinada de acuerdo al criterio de ordenación decreciente sobre  $a_i$ . Así, el peso  $w_i$  está asociado con el  $i$ -ésimo mayor valor en  $a_1, \dots, a_n$ . Por ejemplo, si los valores  $a_i$  se corresponden con los valores de satisfacción de los agentes, entonces  $w_1$  es el peso que se aplicará al agente más satisfecho,  $w_2$  el que se aplicará al segundo agente más satisfecho y así sucesivamente.

**EJEMPLO 3.** Suponga que tenemos un operador OWA con los siguientes pesos:  $w_1 = 0.2$ ,  $w_2 = 0.1$ ,  $w_3 = 0.4$  y  $w_4 = 0.3$ . El resultado de aplicar el operador OWA definido por el vector de pesos anterior al conjunto de valores  $F = \{0.7, 0.8, 0.4, 0.5\}$  es igual a:

$$(12) \quad OWA_w(F) = 0.2 \times 0.8 + 0.1 \times 0.7 + 0.4 \times 0.5 + 0.3 \times 0.4 = 0.55$$

**EJEMPLO 4.** Para ilustrar la aplicabilidad de los operadores OWA a un caso real se presenta este ejemplo, adaptado de [13]. Se plantea el problema de la selección de un estudiante, de entre 6 candidatos, para una posición para la realización de una tesis doctoral. Este problema de selección se puede descomponer en tres componentes distintos.

El primero de ellos es el conjunto  $X$  de solicitantes:

$$(13) \quad X = \{x_1, \dots, x_6\}$$

El segundo componente es el listado de criterios que se han fijado para la selección del candidato. En este caso, se ha determinado un conjunto de seis criterios que deben tenerse en cuenta: perfil investigador, currículum investigador, temática, universidad de procedencia, nota media del expediente académico y tiempo empleado para la obtención del título que de acceso a doctorado.

Finalmente, hay un conjunto de 11 expertos que serán consultados para evaluar las solicitudes presentadas.

El problema así planteado constituye en un problema de toma de decisiones colectiva con múltiples criterios. El proceso de selección se estructura en dos fases. En una primera fase, se pide a los expertos que proporcionen para cada una de las distintas solicitudes presentadas, una valoración en términos de los criterios enunciados anteriormente. Esta valoración podrá tomar únicamente los valores  $\{3,2,1\}$  donde 3 significa “excelente”, 2 significa “media” y 1 significa “deficiente”. Cada experto deberá proporcionar una tupla de 6 valores  $(a_1, \dots, a_6)$  donde los valores  $a_i \in \{1, 2, 3\}$ .

El siguiente paso en el proceso es definir un mecanismo que representa la evaluación global de un experto sobre un determinado candidato. Podemos utilizar los operadores OWA para este fin. Para determinar qué operador emplear, es importante fijar unos criterios consensuados para dicha evaluación. Por medio de entrevistas con los distintos expertos, se han acordado los siguientes criterios:

- Si un solicitante tiene evaluaciones deficientes en más de dos criterios, su evaluación global debe ser inferior a 2.
- Si un solicitante tiene evaluaciones deficientes en un máximo de dos criterios, su evaluación global debe ser superior a 2.
- Si un solicitante tiene evaluaciones extraordinarias para todos los criterios excepto uno, su evaluación global debe estar sobre 2.75.
- Si un solicitante tiene tres evaluaciones deficientes y al menos una de ellas es en el criterio ‘temática’, su evaluación global debe ser inferior a 1.5.

Para reflejar estos criterios, se elige un operador OWA con los siguientes pesos:

$$(14) \quad (0.116, 0.151, 0.168, 0.180, 0.189, 0.196)$$

Este primer operador OWA nos permite obtener la valoración global que un experto da a un candidato. Cada candidato tendrá asociado un vector que contiene la agregación de las evaluaciones que cada uno de los expertos ha hecho sobre los distintos criterios que se han fijado:

$$(15) \quad (b_1, \dots, b_{11})$$

Las valoraciones se han organizado en orden descendente, de modo que la valoración  $b_1$  se corresponde con la puntuación máxima asignada, la valoración  $b_2$  con la segunda puntuación más elevada y así sucesivamente. Tras un proceso de discusión, se llega al acuerdo de que para la selección de un aspirante es necesario el consenso de al menos cuatro expertos. Por tanto, cara a tomar una decisión sobre una solicitud, se examinarán las cuatro valoraciones más elevadas, que, por definición, se corresponden con:

$$(b_1, b_2, b_3, b_4)$$

Necesitamos un segundo operador OWA que tome estos cuatro valores y nos permita obtener la valoración global para cada candidato. Si esta valoración global es igual o superior a 2.5, se acepta la solicitud. Si está entre 2 y 2.5, se evalúa en función de disponibilidad económica y si es inferior a 2, se rechaza. Para realizar esta agregación, se eligen los pesos (0.526, 0.199, 0.150, 0.125). Una vez más, se dirige al lector a la sección donde se explica la derivación de operadores OWA para una justificación de estos pesos.

Veamos un ejemplo completo desde la derivación de las valoraciones de cada experto hasta la obtención de la valoración global. Supongamos que la tabla con las valoraciones de los expertos queda como se refleja en la tabla 1.

El siguiente paso consiste en obtener la valoración global de cada candidato por cada experto. Si aplicamos el primero de los operadores OWA, obtenemos los valores que se reflejan en la tabla .

A partir de esta valoración, vemos que para el candidato en cuestión, las cuatro mejores puntuaciones son (2.615, 2.435, 2.239, 2.239). Podemos derivar la valoración global como:

<i>Criterios</i>	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_6$
Experto 1	3	2	3	2	3	1
Experto 2	2	3	3	2	3	2
Experto 3	2	2	3	2	2	1
Experto 4	3	2	3	3	3	2
Experto 5	2	2	3	2	3	1
Experto 6	3	2	3	2	3	1
Experto 7	1	2	3	2	3	2
Experto 8	1	2	3	2	3	1
Experto 9	1	2	2	2	3	2
Experto 10	1	2	2	3	3	1
Experto 11	1	2	2	2	2	1

Tabla 1. Valoraciones de los Expertos

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	$C_6$	Valoración
Experto 1	3	2	3	2	3	1	2.239
Experto 2	2	3	3	2	3	2	2.435
Experto 3	2	2	3	2	2	1	1.920
Experto 4	3	2	3	3	3	2	2.615
Experto 5	2	2	3	2	3	1	2.071
Experto 6	3	2	3	2	3	1	2.239
Experto 7	1	2	3	2	3	2	2.071
Experto 8	1	2	3	2	3	1	1.882
Experto 9	1	2	2	2	3	2	1.920
Experto 10	1	2	2	3	3	1	1.882
Experto 11	1	2	2	2	2	1	1.615

Tabla 2. Valoraciones Globales

$$(16) \quad 2.615 \times 0.526 + 2.435 \times 0.199 + 2.239 \times 0.150 + 2.239 \times 0.125 = 2.475$$

Por lo que el candidato tendría muchas posibilidades de ser aceptado.

El ejemplo anterior ilustra un caso de uso habitual donde se utilizan las capacidades de agregación proporcionadas por los operadores OWA. Los operadores OWA se emplean habitualmente en mecanismos de toma de decisiones colectiva y con múltiples criterios. En estos mecanismos, para obtener el nivel de preferencia colectiva sobre un conjunto de alternativas, es necesario asignar distintos pesos a los valores que pretendemos agregar.

### 2.5.5.2. Agregaciones Guiadas por un Cuantificador

A la hora de definir los criterios que se emplearán para determinar las preferencias, suele ser habitual partir de una expresión lingüística del criterio de preferencia colectiva. Por

ejemplo: “la mayoría de los agentes deben quedar satisfechos por el acuerdo”, “al menos  $p$  agentes deben estar satisfechos por el acuerdo”,...

Las reglas anteriores son ejemplos de agregaciones guiadas por un cuantificador. Zadeh [185] propuso una representación formal de estos cuantificadores lingüísticos empleando conjuntos borrosos. Zadeh distingue entre dos tipos de cuantificadores: absolutos y relativos. Cualquier cuantificador lingüístico relativo puede expresarse como un subconjunto borroso  $Q$  del intervalo unidad  $I = [0, 1]$ . De acuerdo con esta representación, para cualquier proporción  $y \in I$ ,  $Q(y)$  indica el grado en que  $y$  satisface el concepto expresado en el término  $Q$ . Estos cuantificadores pueden emplearse para representar políticas de agregación y permiten capturar la noción de *soft consensus* de Kacprzyk [71]. Por ejemplo, dado el término  $Q = \text{“la mayoría”}$ , si  $Q(0.8) = 1$ , podemos decir que una proporción del 80 % satisface de forma completa la idea de “mayoría” representada por el cuantificador, mientras que si  $Q(0.6) = 0.5$ , concluiríamos que la proporción 60 % tiene una compatibilidad media (tan sólo 0.5) con ese concepto.

Yager [179] propone una clasificación de los cuantificadores relativos lingüísticos en tres categorías:

1. Cuantificadores crecientes monótonos regulares (*Regular Increasing Monotone*, RIM)
2. Cuantificadores decrecientes monótonos regulares (*Regular Decreasing Monotone*, RDM)
3. Cuantificadores unimodales regulares (*Regular UniModal*, RUM).

Para su aplicación a la implementación de la regla de mediación, vamos a emplear los cuantificadores crecientes monótonos regulares (*Regular Increasing Monotone*, RIM) [179]. La principal característica de este tipo de cuantificadores reside en que si la proporción  $y$  aumenta, el valor del cuantificador  $Q(y)$  no puede disminuir. Los cuantificadores RIM presentan las siguientes propiedades:

1.  $Q(0) = 0$
2.  $Q(1) = 1$
3.  $Q(x) \geq Q(y)$  si  $x > y$

Para tratar de clarificar el funcionamiento de estos cuantificadores, vamos a presentar un ejemplo. Asociado al concepto “todos”, podemos definir un cuantificador RIM que lo refleje. Sea  $Q_*$  el cuantificador asociado al concepto “todos”. Podemos definir el cuantificador como:

$$(17) \quad Q_* = \begin{cases} Q_*(1) = 1 & \text{si } x = 1 \\ Q_*(x) = 0 & \text{si } x \neq 1 \end{cases}$$

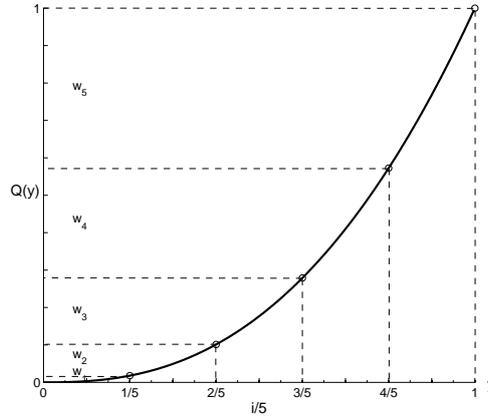


Figura 1. Derivación de los pesos OWA a partir de un cuantificador  $Q$  para  $n = 5$  agentes

Es necesario definir un mecanismo para obtener el operador OWA que se corresponde con la agregación guiada por un cuantificador determinado. En [182], Yager propone el siguiente procedimiento para calcular los pesos OWA mediante cuantificadores RIM:

$$(18) \quad w_t = Q\left(\frac{t}{n}\right) - Q\left(\frac{t-1}{n}\right), \quad i = 1, \dots, n$$

A continuación se muestra cómo los coeficientes calculados de este modo son pesos OWA válidos, es decir, positivos y de suma unidad. En primer lugar, debido a la naturaleza no decreciente de los cuantificadores RIM, se cumple que  $w_t \geq 0$ . En segundo lugar, la regularidad de  $Q$ , que  $Q(0) = 0$  y que  $Q(1) = 1$ , nos garantiza la segunda condición:

$$(19) \quad \sum_t w_t = w_1 + \dots + w_{n-1} + w_n = \left(Q\left(\frac{1}{n}\right) - Q\left(\frac{0}{n}\right)\right) + \left(Q\left(\frac{2}{n}\right) - Q\left(\frac{1}{n}\right)\right) + \dots \\ + \left(Q\left(\frac{n-1}{n}\right) - Q\left(\frac{n-2}{n}\right)\right) + \left(Q\left(\frac{n}{n}\right) - Q\left(\frac{n-1}{n}\right)\right) = Q(1) - Q(0) = 1$$

En la figura 1 se presenta un ejemplo del proceso de derivación de los pesos a partir de un cuantificador RIM. Es importante resaltar que los pesos dependen tanto del cuantificador  $Q$  elegido como del número de entidades para las que queremos definir la regla. En nuestro caso, este valor se corresponderá con el número de partes en la negociación.

En la figura 2, se muestra la forma funcional de los cuantificadores “*todos*”, “*alguno*”,  $Q_*$ ,  $Q^*$ , “*al menos la proporción  $\alpha$* ”, lineal,  $Q_{Z_\beta}$  y  $Q_{Z_\alpha}$ . Los cuantificadores “*todos*”, “*alguno*” o “*al menos la proporción  $\alpha$* ” representan una política de consenso expresada en términos de lenguaje natural. Sin embargo, hemos visto anteriormente que cualquier cuantificador RIM

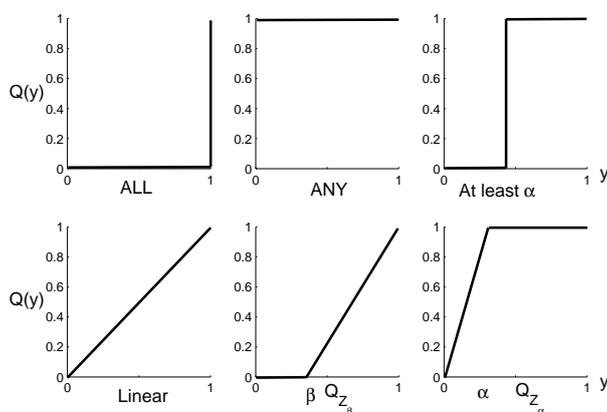


Figura 2. Algunos Ejemplos de Cuantificadores RIM

permite derivar un operador OWA válido y, por tanto, podría emplearse para generar reglas de mediación válidas.

La figura 2 presenta diferentes ejemplos de cuantificador. El primero de ellos se corresponde con el cuantificador “*todos*” del que ya hemos hablado. Se puede observar que salvo que la proporción  $y$  sea igual a 1, en cuyo caso la salida del cuantificador es también 1, se obtiene un valor igual a cero. Esto es consistente con la definición del cuantificador: salvo que la proporción de apoyo al concepto sea completa, la agregación es nula. En el otro extremo se sitúa el cuantificador “*algún*”. En este caso, es suficiente con que exista una proporción  $y$  no nula de soporte del concepto expresado en el cuantificador para que la agregación sea completa. El siguiente cuantificador que se muestra, “*al menos  $\alpha$* ”, ofrece una agregación intermedia entre los dos anteriores. Así, para un nivel de soporte del concepto inferior a una proporción  $\alpha$ , la agregación que proporciona es 0, mientras que para cualquier valor igual o superior a  $\alpha$ , la agregación es igual a la unidad. Este cuantificador puede entenderse como un proceso de votación en que se exige un apoyo de al menos una proporción  $\alpha$ . El cuantificador lineal ofrece una agregación proporcional al nivel de apoyo. Los dos últimos,  $Q_{Z_\beta}$  y  $Q_{Z_\alpha}$ , son variaciones sobre el cuantificador lineal resultantes de introducir umbrales.  $Q_{Z_\beta}$  impone un umbral mínimo de apoyo para comenzar el crecimiento lineal, mientras que  $Q_{Z_\alpha}$  impone un umbral, inferior al máximo de apoyo, en el que ya se alcanza la agregación máxima. Uno y otro cuantificador sirven para filtrar niveles de apoyo muy bajos y muy altos, respectivamente.

### 2.5.5.3. Discusión

En este apartado hemos estudiado las técnicas más importantes para la toma de decisiones en grupo, con especial atención a aquellas que podrían emplearse para la definición de reglas de mediación de acuerdo con distintos tipos de consenso. Una de las técnicas más interesantes para este fin es el empleo de técnicas de agregación ponderada. Los operadores de promedio

ponderado ordenador presentan varias cualidades que los hacen candidatos deseables para la implementación de la regla de mediación. En primer lugar, la sencillez de los mismos. En segundo lugar, la posibilidad de establecer una relación entre el operador y una regla de agregación definida en forma lingüística, siguiendo la línea expuesta en los distintos trabajos de Zadeh. Esta posibilidad nos permite pasar de forma casi directa de una expresión del tipo de consenso buscado para los agentes a una cuantificación de la agregación equivalente. No obstante, esto además no impide la utilización de otras formas de agregación, que pudieran corresponderse con reglas más complejas, empleando la posibilidad de derivar los pesos de un cuantificador. Profundizaremos en este aspecto en el capítulo 4. Por tanto, podemos concluir que una aproximación viable para la implementación de las reglas de mediación de acuerdo con el objetivo deseado podría construirse a partir de la utilización de operadores OWA.

## 2.6. Resumen y Consideraciones Finales

En este capítulo se ha realizado un estudio de los principales trabajos presentes en la literatura relacionados con los distintos objetivos que se han planteado para la tesis doctoral. En una primera parte, se ha analizado el problema de la negociación automática partiendo de una caracterización de los principales aspectos de la misma. A continuación, se han analizado los orígenes de la complejidad de los espacios de preferencias, para lo cual se ha presentado un estudio de las principales métricas que nos permiten caracterizar los espacios de utilidad. Por último se ha realizado una revisión de las principales aproximaciones a la negociación en espacios de utilidad complejos.

A continuación, se han descrito los principios básicos que siguen las técnicas de exploración para la optimización de funciones, partiendo de las técnicas clásicas basadas en *símplex* hasta llegar a las técnicas basadas en patrones. Una de las hipótesis de trabajo de esta tesis doctoral es que la utilización de técnicas de exploración local, guiadas por un mediador o en un diálogo bilateral no mediado, podrían permitir la obtención de contratos de calidad en aquellos entornos en los que no es viable o deseable la obtención de técnicas basadas en el cálculo de la derivada, por la naturaleza de las funciones de utilidad. El objetivo último de este estudio es seleccionar técnicas candidatas para ser empleadas en protocolos de búsqueda recursiva e iterativa en el espacio de soluciones, como el algoritmo generalizado de búsqueda por patrones (GPS).

Para finalizar, se ha realizado una revisión de las principales técnicas de toma de decisiones en grupo. El objetivo de este estudio es apoyar el objetivo que se fija en esta tesis doctoral de poder incorporar distintos tipos de consenso a la búsqueda e identificación de soluciones en protocolos de negociación multilaterales y mediados. Para ello, se ha prestado especial interés a las técnicas para la toma de decisiones en grupo difusa y se han analizado los

operadores de agregación de preferencias ordenados ponderados (OWA). Una característica deseable de estos operadores es la posibilidad de derivar la forma concreta del operador a partir de una expresión lingüística del tipo de consenso deseado e incluso a partir de un cuantificador cualquiera. Si entendemos la regla de mediación como el tipo de consenso que se persigue en una negociación, la utilización de estos operadores nos permitiría expresar la regla de mediación mediante un operador OWA, lo que facilitaría su incorporación al proceso de búsqueda e identificación de acuerdos en el mediador.

En el siguiente capítulo, se presenta el primero de los protocolos de negociación para espacios de utilidad complejos propuesto en esta tesis doctoral, el protocolo de negociación basado en regiones (RBNP).

## 3

# Protocolo de Negociación Multiatributo Basado en Regiones

### 3.1. Introducción

Tal y como hemos visto en el capítulo anterior, los escenarios de negociación multiatributo pueden implicar espacios de preferencias no monótonos y complejos [66], en los que alcanzar acuerdos pareto-óptimos puede ser computacionalmente costoso [115]. Por ejemplo, en un escenario de redes de sensores podemos tener un robot que lleva a cabo tareas de agregación de información para distintos proveedores de servicio. Estas tareas de agregación dependen de los datos recogidos por los diferentes sensores que pueden estar repartidos sobre un determinado entorno. En un bosque podemos tener sensores de humo, de humedad o de temperatura, de velocidad del viento o de intensidad de lluvia, por nombrar unos cuantos. Podríamos pensar en otros tipos distintos de sensores. Distintos proveedores de servicio pueden confiar en distintos tipos de sensores para proveer sus servicios. En el ejemplo del bosque al que nos referíamos antes, las brigadas de protección medioambientales pueden confiar en sensores de detección de humo, de humedad o de temperatura mientras que las estaciones meteorológicas pueden usar sensores de temperatura, de viento o de lluvia. Si asumimos que los sensores están lo suficientemente alejados unos de otros como para que no sea posible la comunicación entre ellos, el robot de agregación sólo podrá recopilar datos de un subconjunto de sensores, los más cercanos. Por tanto, es razonable pensar que cada proveedor tendrá distintas preferencias sobre la ubicación óptima del robot de agregación, dado que la distancia del mismo a los distintos sectores afecta a la calidad de los servicios que proporciona. Este escenario define un espacio de preferencias no lineales en tres dimensiones. Para un proveedor de servicios dado, la cercanía del robot de agregación a un sensor específico será más o menos útil, y por tanto cada posible ubicación del robot ofrecerá una utilidad dada al proveedor dependiendo de la combinación de sus distancias a los diferentes sensores. Es posible incluso incluir más dimensiones en el problema si consideramos, por ejemplo, variaciones temporales de la utilidad (debidas a variaciones en la demanda del servicio o al tiempo que lleva el sensor activo o la batería restante).

En escenarios de negociación multiatributo, pueden existir distintas ofertas que proporcionan un mismo nivel de utilidad al agente. Decidir qué oferta enviar al oponente no es trivial y debería basarse en seleccionar la oferta que maximice la utilidad del oponente, de modo que sea más fácil para él aceptar la oferta. Para seleccionar esta oferta, en muchos modelos de negociación se ha propuesto la utilización de criterios de similitud para aproximar las preferencias de los oponentes [91, 187, 17, 32]. Cuando se emplea esta aproximación, se espera que cuanto más similar sea una oferta a las ofertas previas del adversario, mayor será la probabilidad de que la oferta sea aceptada. Esta idea ha sido probada previamente en escenarios de preferencias monótonos [32, 18, 101]. En este trabajo, nos planteamos la hipótesis de que el rendimiento de la similitud baje drásticamente en escenarios no monótonos, y que una aproximación basada en regiones sea más efectiva, por poder asumir cierto grado de monotonía en términos estadísticos dentro de una región.

Es esperable que la no monotonía de las preferencias haga que la similitud sea un criterio débil debido a la falta de información sobre la estructura de las preferencias del oponente. Uno de los objetivos de esta tesis es proponer un protocolo de negociación que pueda trabajar de forma eficiente en espacios de utilidad complejos donde la aproximación basada en similitud falla. Nuestra propuesta, que hemos denominado *Region-Based Negotiation Protocol* (RBNP), pretende superar estas limitaciones. RBNP se inspira en los métodos de optimización basados en búsqueda mediante patrones (*pattern search*) [161]. Estos métodos de búsqueda se basan en la evaluación de la función objetivo en un conjunto de puntos, dispuestos en forma de patrón en torno a un punto de referencia. Esta evaluación se realiza mediante un conjunto de movimientos exploratorios de acuerdo a una estrategia sistemática para recorrer los puntos de la malla en torno al punto de referencia en cada iteración. Tras este proceso de sondeo, el algoritmo modifica el tamaño de la malla. Por defecto, se dobla el tamaño actual de la malla tras una evaluación exitosa (esto es, cuando se encuentra algún punto en el que la evaluación de la función mejora con respecto al punto de referencia) y se reduce a la mitad en caso contrario. Se considera que un sondeo es exitoso cuando existe al menos un punto dentro la malla en el que la evaluación de la función objetivo mejora el del punto de referencia. En este caso, el punto de referencia para la próxima iteración pasa a ser el punto de la malla que proporcione una mayor mejora en el valor de la función objetivo. El proceso de optimización se da por finalizado cuando el tamaño de la región es menor que un determinado valor de tolerancia fijado. La principal ventaja de estos métodos de búsqueda directa es que no necesitan calcular derivadas, por lo que su rendimiento es bueno con funciones no monótonas y no diferenciables.

En nuestra propuesta, hemos decidido extender algunos de los principios de la búsqueda basada en patrones para su aplicación al dominio de la negociación automática. RBNP aplica la idea de expansión y contracción de la malla para llevar a cabo una búsqueda distribuida basada en regiones en el espacio de soluciones. No obstante, es importante señalar que el

problema a resolver en un escenario de negociación no mediado es significativamente diferente de los problemas clásicos optimización mono o multiobjetivo. En un escenario de negociación no mediada, las funciones objetivo (las funciones de utilidad de los agentes) no se revelan a los oponentes, por lo que no podemos hablar de un proceso de optimización centralizado. Para incorporar el principio básico de exploración iterativa basada en patrones en nuestro protocolo, se propone pasar de un protocolo de interacción basado en el intercambio de contratos (puntos del espacio de soluciones) a un protocolo basado en el intercambio de regiones. El protocolo define un proceso de exploración conjunta de forma recursiva. Esto quiere decir que cuando los agentes alcanzan un acuerdo en una oferta (una región propuesta por un agente), se lanza un nuevo proceso de regateo empleando regiones de menor tamaño incluidas en la región previamente acordada. Podemos entender este proceso como una contracción iterativa del espacio de soluciones. Una vez que la región sobre la que se realiza la búsqueda es lo suficientemente pequeña como para ser interpretada como si fuera un único contrato, los agentes deciden que la negociación ha terminado. En el caso de que los agentes no sean capaces de encontrar una solución que les satisfaga en una determinada región, pueden optar por ampliar el tamaño de la región para evitar zonas de no acuerdo y reiniciar de este modo el proceso de regateo en regiones distintas de mayor tamaño.

Tal y como hemos señalado en el capítulo anterior, podemos encontrar algunas similitudes con el protocolo de estrechamiento iterativo propuesto en [46]. Sin embargo, esta propuesta depende de que se emplee un espacio de preferencias basado en restricciones y no ofrece mucha flexibilidad, dado que el número de rondas no se adapta al progreso de la negociación y los volúmenes de las regiones en cada ronda vienen dados por la estructura del espacio de preferencias de los agentes. RBNP no impone restricciones al espacio de preferencias de los agentes, lo que permite su aplicación a escenarios genéricos. RBNP adapta el número de iteraciones a las circunstancias de la negociación para maximizar la calidad del acuerdo. Además, RBNP permite fijar distintos parámetros que gobiernan el funcionamiento del protocolo como la profundidad de búsqueda y el tamaño de las regiones lo que permite que el mecanismo de negociación se adapte a las singularidades de los distintos escenarios específicos con los que se tenga que trabajar.

El resto del capítulo está organizado de la siguiente forma. En la sección 3.2 se presenta el modelado de los escenarios de preferencia monótonos y no monótonos. En la sección 3.3 se presenta el protocolo de negociación basado en similaridad (SBNP) que vamos a utilizar como referencia con la que compararnos. En la sección 3.4 se introduce el protocolo de negociación basado en regiones (RBNP) que es una de las principales aportaciones de esta tesis doctoral. Finalmente, se presentan los resultados experimentales y las conclusiones.

## 3.2. Escenarios de Negociación Monótonos y no Monótonos

En esta sección se presenta cómo se han modelado los escenarios de preferencias monótonos y no monótonos. En ambos escenarios, se consideran dos agentes, cada uno con su función de utilidad privada propia, que negocian automáticamente un acuerdo sobre dos o más atributos.

### 3.2.1. Escenarios de Negociación Monótonos

Para la representación de escenarios de negociación monótonos se ha optado por el empleo de funciones de utilidad del tipo de elasticidad de sustitución constante (*Constant Elasticity of Substitution*, CES) [118]. La forma funcional de estas funciones se emplea frecuentemente en economía (función de producción) y en teoría del consumo como una función de utilidad.

**DEFINICIÓN 7.** Las funciones de utilidad para dos agentes  $A_b$ , y  $A_s$  y un espacio de contratos de  $n$  atributos, quedan definidas como:

$$(20) \quad U_b(s) = \left( \sum_{i=1}^n \alpha_{b,i} \cdot x_i \right)^{1/\beta_b}$$

$$(21) \quad U_s(s) = \left( \sum_{i=1}^n \alpha_{s,i} (100 - x_i)^{\beta_s} \right)^{1/\beta_s}$$

donde  $s = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  es un contrato y  $x_i$  el atributo  $i$ -ésimo,  $\alpha_{x,i}$  es el parámetro de reparto, y  $\beta_x$  representa la elasticidad del parámetro de sustitución. Las funciones de utilidad CES que empleamos verifican que:

$$(22) \quad \sum_{i=1}^n \alpha_{x,i} = 1$$

$$(23) \quad 0 \leq \alpha_{x,i} \leq 1$$

$$(24) \quad 0 < \beta_x \leq 1$$

Para asegurarnos intereses en conflicto, sin perder generalidad, se asumen preferencias crecientes en los atributos para el agente  $A_b$ , y decrecientes para el agente  $A_s$ .

Si observamos la definición anterior, podemos advertir que no hay posibilidad de que existan atributos compatibles, es decir que ambos agentes tengan preferencias crecientes o decrecientes de forma simultánea sobre el mismo atributo, por lo que todos los atributos se encuentran en oposición. Aunque sería posible incorporar atributos compatibles, los experimentos preliminares muestran que cuando no hay interdependencia entre las preferencias de los agentes para los atributos, los atributos compatibles no influyen en los resultados de la negociación.

Con objeto de proporcionar diversidad para la instanciación de un escenario monótono, la estrategia que se ha empleado es generar cuatro pares de funciones de utilidad diferentes seleccionando aleatoriamente los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$ :

$$(25) \quad \text{Escenario CES} = \begin{bmatrix} U_b^1(s) & U_s^1(s) \\ U_b^2(s) & U_s^2(s) \\ U_b^3(s) & U_s^3(s) \\ U_b^4(s) & U_s^4(s) \end{bmatrix}.$$

La evaluación de un escenario CES implica la ejecución de un número predefinido de negociaciones sobre cada par de funciones de utilidad  $(U_b^k(s), U_s^k(s))$ .

### 3.2.2. Escenarios de Negociación No Monótonos

Los escenarios de negociación no monótonos se crean mediante la agregación de funciones *bell*. La elección de este tipo de funciones de utilidad se debe a que capturan la intuición de que las utilidades de los agentes usualmente decrecen gradualmente, más que de forma abrupta, con la distancia al contrato ideal. Las funciones *bell* son idóneas para el modelado de, por ejemplo, preferencias temporales o espaciales. Junto a lo anterior, nos proporcionan también la capacidad de configurar distintos escenarios de negociación en términos de distintos grados de no monotonía. Específicamente, podemos modelar un espacio de negociación en términos de distintos grados de no monotonía. Podemos definir la distancia de correlación como la distancia mínima entre muestras en el espacio de utilidad que hace que la correlación entre muestras caiga por debajo de 0.5. De acuerdo con esta definición, una distancia de correlación baja implica un espacio de preferencia muy rugoso. Esta medida se ha empleado para evaluar la adecuación de la complejidad de escenarios en computación evolutiva [173].

**DEFINICIÓN 8.** Una función *bell* queda definida por un centro  $c$ , una altura  $h$ , y un radio  $r$ . Sea  $\|s - c\|$  la distancia euclídea del centro  $c$  a un contrato  $s$ , en ese caso la función *bell* se define como:

$$(26) \quad f_{bell}(s, c, h, r) = \begin{cases} h - 2h \frac{\|s-c\|^2}{r^2} & \text{if } \|s-c\| < r/2, \\ \frac{2h}{r^2} (\|s-c\| - r)^2 & \text{if } r > \|s-c\| \geq r/2, \\ 0 & \|s-c\| \geq r \end{cases}$$

A partir de estas funciones puede definirse la utilidad del agente como:

$$(27) \quad U_{b,s}(s) = \sum_i^{nb} f_{bell}(s, c_i, h_i, r_i),$$

donde,  $c_i \in [0, 100]^n$ ,  $h_i \in [h_{min}, h_{max}]$  y  $r_i \in [r_{min}, r_{max}]$ , se generan de forma aleatoria dentro de intervalos predefinidos para construir cada instancia de la función de utilidad. La distancia de correlación del espacio de negociación puede modularse variando los diferentes intervalos y el número de funciones *bell*, *nb*. Puede mostrarse de forma empírica que para el caso de funciones *bell*, la distancia de correlación depende principalmente del rango elegido  $[r_{min}, r_{max}]$ .

De acuerdo con la definición anterior, puede observarse que para generar una función de utilidad *bell* se generan aleatoriamente *nb* centros y se asigna a cada centro una altura y un radio obtenidos de los intervalos uniformemente distribuidos  $[h_{min}, h_{max}]$  y  $[r_{min}, r_{max}]$ , respectivamente.

Sin pérdida de generalidad y por simplicidad, las funciones *bell* definen hipersferas que limitan los contratos dentro de la campana. Sería posible emplear distintas formas geométricas, por ejemplo elipses, o restringir la dependencia de la función *bell* a un subconjunto de los atributos. Dado que podemos simular los mismos efectos mediante la variación de los parámetros de generación de las funciones *bell*, asumiremos la aproximación de las hipersferas.

Para generar escenarios no monótonos con distintos niveles de complejidad, fijaremos *nb* y el intervalo  $[h_{min}, h_{max}]$  y variaremos el intervalo  $[r_{min}, r_{max}]$ . Para conseguir que la complejidad relativa de los distintos escenarios sea invariante con el número de atributos, el rango  $[r_{min}, r_{max}]$  debe modificarse con el número de atributos.

Se considera un espacio de una única dimensión con un rango  $[\rho_{min}|D|, \rho_{max}|D|]$  para el radio, donde  $|D|$  representa la longitud del dominio,  $\rho_{min}$  y  $\rho_{max}$  son dos factores que verifican que  $0 < \rho_{min} < \rho_{max} \leq 1$ . La cuestión es cómo extender este modelo para obtener los intervalos correspondientes que permitan mantener un determinado nivel de complejidad en espacios de dimensiones altas. La respuesta pasa por mantener constante la relación entre el volumen del espacio de negociación (que en el caso unidimensional era simplemente  $|D|$ ) y las hipersferas definidas por el intervalo de generación de radios. El volumen de un espacio

n-dimensional, si asumimos una longitud igual para cada dimensión, viene dado por  $|D|^n$ . Para poder obtener la relación a la que nos referíamos antes, necesitamos obtener también el volumen de una hiperesfera. El volumen de una hiperesfera en un espacio n-dimensional viene dado por:

$$(28) \quad V_n(r) = \frac{r^n \pi^{n/2}}{\Gamma(n/2 + 1)}$$

Donde  $r$  es el radio de la hiperesfera, y  $\Gamma()$  es la función Gamma [21]. Si queremos mantener constante la relación entre el volumen del espacio y el volumen de las esferas, con un radio comprendido en el intervalo de generación de radios, los radios deberían satisfacer la expresión 29:

$$(29) \quad \rho_{min,max} = \frac{|D|^n}{V_n(\rho_{min,max}|D|)}$$

A partir de 29, podemos definir la función  $r(n, \rho_{min,max})$  que se emplea para calcular los intervalos para el radio:

$$(30) \quad r(n, \rho_{min,max}) = \left( \frac{\rho_{min,max} |D|^n \Gamma(n/2 + 1)}{\pi^{n/2}} \right)^{1/n}$$

La figura 3 muestra cuatro funciones de utilidad distintas para el caso particular de un espacio de negociación bidimensional. Como se puede apreciar, la utilización de funciones de utilidad a partir de funciones *bell* permite generar escenarios más complejos que con las funciones de tipo CES.

### 3.3. SBNP en Escenarios Monótonos y No Monótonos

#### 3.3.1. El Protocolo SBNP

El protocolo de negociación basado en similaridad (*Similarity-Based Negotiation Protocol*, SBNP) para negociaciones bilaterales se propone en [88]. Se basa en un mecanismo de optimización iterativo con restricciones y está orientado a funciones de utilidad monótonas, pero tanto el protocolo como el mecanismo de negociación propuesto pueden ser aplicados también a escenarios no monótonos. Para ello, el único requisito es el empleo de un optimizador adecuado. Así, mientras que para preferencias monótonas se pueden usar técnicas basadas en gradiente, en escenarios de preferencias discontinuos o no monótonos es más conveniente el empleo de técnicas de optimización que no hagan uso de derivadas. Es importante advertir

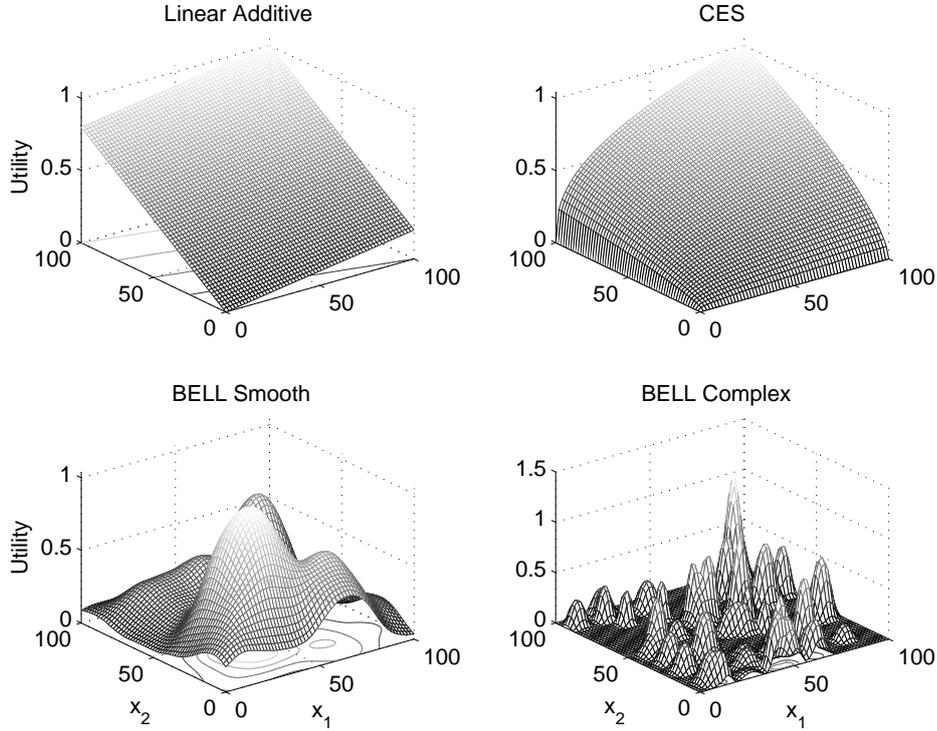


Figura 3. Ejemplo de funciones de utilidad monótonas y no monótonas en un espacio de negociación bidimensional

que se plantea la optimización de un agente individual, esto es, cada agente lleva a cabo un proceso de optimización local en su espacio de utilidad para encontrar contratos potenciales.

SBNP divide los mecanismos de decisión de un agente en tres componentes: concesión, proposición y respuesta. Para los mecanismos de concesión, empleamos la estrategia dependiente del tiempo [31] que queda definida como:

$$(31) \quad U_i^{obj}(t) = 1 - (1 - U_i^{th}) \left(\frac{t}{T}\right)^{\frac{1}{\beta_i}},$$

Donde  $U_i^{obj}(t)$  es la utilidad objetivo del agente  $i$  en el periodo  $t$  (i.e., la oferta del oponente en este periodo debe proporcionar al menos este nivel de utilidad),  $T$  es el plazo límite de la negociación en término de periodos para el agente (entendiendo por periodo una iteración del protocolo de alternancia de ofertas);  $U_i^{th}$  es la utilidad de reserva (o utilidad umbral); y  $\beta_i > 0$  representa el parámetro de la estrategia del agente  $i$ . Si  $\beta_i < 1$ , el agente  $i$  concederá lentamente al comienzo de la negociación pero rápidamente según se aproxime el plazo límite; si  $\beta_i > 1$  el agente concederá rápidamente al comienzo pero lentamente una vez el plazo límite se aproxime; y si  $\beta_i = 1$ , el agente concederá de manera uniforme durante todo el curso de la negociación.

Con respecto a los mecanismos de proposición, el agente obtiene el contrato  $s_i^t$  más próximo a la última oferta recibida desde el oponente,  $s_j^{t-1}$ , del conjunto de contratos disponibles  $C_i$  que garantizan la utilidad objetivo dada por la estrategia de concesión. Esto es básicamente un problema de optimización con restricciones, que podemos definir de manera formal de la siguiente forma:

$$(32) \quad s_i^t = \underset{s_i \in C_i}{\text{mín}} \|s_i - s_j^{t-1}\|$$

Donde  $U_i(s_i) = U_i^{obj}(t)$

Para preparar un oferta, el agente examina los contratos situados en la isocurva definida por su utilidad objetivo actual y selecciona el que minimice la distancia euclídea a la última oferta del adversario. Dependiendo del escenario de negociación, se emplean dos técnicas de optimización distintas. Para aquellos escenarios con funciones de utilidad continuas, que además también tienen una primera derivada continua, se emplea un método basado en el gradiente. En concreto, se ha empleado un método de programación cuadrática secuencial (*Sequential Quadratic Programming*, SQP) [10]. Esta era la técnica de optimización utilizada en escenarios monótonos (i.e., en los que los agentes tienen funciones de utilidad de tipo CES). En escenarios no monótonos (i.e., donde los agentes tienen sus propias funciones de utilidad de tipo *bell*) se propone la utilización de un algoritmo de búsqueda basado en patrones, un método de optimización que no hace uso de derivadas. Esto es necesario porque los escenarios no monótonos que hemos considerado no tienen primeras derivadas continuas.

Por último, en los mecanismos de respuesta, un agente acepta la oferta del oponente si la utilidad de esta oferta es mayor que su utilidad objetivo en esa iteración:

$$(33) \quad \text{respuesta}_i^t(s_j^{t-1}) = \begin{cases} \text{aceptar,} & \text{si } U_i^{obj}(t) \leq U_i(s_j^{t-1}) \\ \text{rechazar,} & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

La Figura 4 muestra el funcionamiento de SBNP para el caso de dos agentes que negocian un acuerdo en espacio de contratos bidimensional. En la figura (a) las funciones de utilidad de los agentes (un agente comprador y un agente vendedor) son monótonas, mientras que en la figura (b) las funciones de utilidad son claramente no monótonas. En ambos casos, se refleja también el conjunto de isocurvas correspondientes a los distintos niveles de utilidad, y las

isocurvas que se corresponden con los valores de reserva de los agentes (con trazo más grueso). En el escenario monótono, puede observarse como la frontera de Pareto queda definida por el conjunto de puntos que se corresponden a las tangentes conjuntas de una pareja de isocurvas. La negociación parte de un intercambio de propuestas para un nivel aspiracional, en el que los agentes han dejado unas utilidades objetivo muy elevadas. A medida que el intercambio de propuestas progresa, y debido al proceso de optimización basado en similaridad y a la naturaleza de las funciones de utilidad, la negociación va aproximándose con facilidad al frente de Pareto y culmina alcanzando un acuerdo. En el escenario no monótono, la distribución de las isocurvas hace mucho más difícil que la negociación converja. La Figura 4 refleja como las ofertas iniciales se ubican en distintas cuencas de atracción con respecto a la región donde finalmente se alcanza el acuerdo. Afortunadamente para este caso, el intercambio de ofertas ha conducido a la negociación a cuencas de atracción donde existe una zona de acuerdo. Sin embargo, SBNP no garantiza que la atracción mutua impuesta por los mecanismos basados en similaridad lleve a los agentes a zonas de acuerdo. Intuitivamente, puede observarse que la elección de las ofertas iniciales desempeñará un papel clave a la hora del éxito de la negociación con SBNP en espacios complejos.

Es importante subrayar que no existen estudios del rendimiento de los protocolos de negociación basados en similaridad en escenarios de preferencias no monótonos. A continuación, se presenta una evaluación del rendimiento de SBNP en escenarios monótonos y no monótonos, con las funciones tipo CES y las funciones bell Simples (en adelante BELLs) y Complejas (en adelante, BELLc) , respectivamente.

### 3.3.2. SBNP en Escenarios Monótonos

Se ha evaluado el comportamiento de SBNP en escenarios con 2, 5, 10 y 20 atributos. En cada negociación, los parámetros de los agentes se han modificado aleatoriamente de acuerdo con las siguientes distribuciones uniformes:

- $U_b^{th} = \text{unifrnd}[0.1, 0.3]$
- $U_s^{th} = \text{unifrnd}[0.1, 0.3]$
- $T_b = \text{unifrnd}[10, 20]$
- $T_s = \text{unifrnd}[10, 20]$
- $\beta_b = \text{unifrnd}[0.5, 1.5]$
- $\beta_s = \text{unifrnd}[0.5, 1.5]$

Se ha medido la distancia media de las utilidades resultantes al frente de Pareto, el tiempo de negociación, la tasa de fallos y el número de rondas de negociación. Para el cálculo de la frontera de Pareto, se ha empleado un algoritmo de optimización genético multiobjetivo. Se

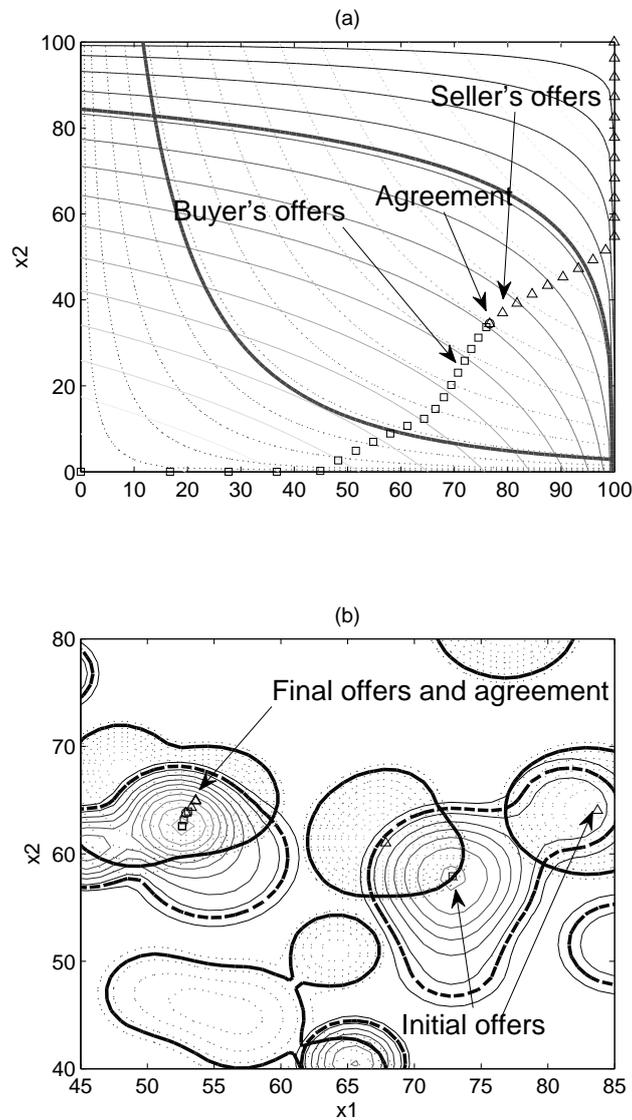


Figura 4. SBNP

han ejecutado 25 negociaciones para cada pareja de funciones de utilidad CES, lo que implica la ejecución de 100 negociaciones por cada escenario.

La Tabla 3 resume los resultados de los experimentos, que son estadísticamente significativos para  $p < 0.05$ . Los resultados muestran que las utilidades resultantes están cercanas a la frontera de Pareto y que la tasa de fallos es del 0%. El tiempo de negociación aumenta con el número de atributos, lo que hace que SBNP sea un protocolo escalable en términos del número de atributos negociados. Los resultados no muestran dependencia de las rondas de negociación en el número de atributos.

Tabla 3. Rendimiento de SBNP en el Escenario CES

	Número de Atributos			
	2	5	10	20
<b>Tiempo de Negociación</b>	2.9519	9.4568	18.604	23.324
	[2.6531, 3.2508]	[8.9272, 9.9864]	[17.495, 19.714]	[22.164, 24.485]
<b>Distancia</b>	0.0047265	0.023099	0.042401	0.0673
	[0.0036356, 0.058173]	[0.01303, 0.033168]	[0.027863, 0.05694]	[0.059867, 0.074732]
<b>Rondas</b>	7.83	8.17	8.64	7.64
	[7.5223, 8.1377]	[7.8177, 8.5223]	[8.0519, 8.8681]	[7.2538, 8.0262]
<b>Fallos</b>	0 %	0 %	0 %	0 %

Tabla 4. Rendimiento de SBNP en el Escenario BELLS y BELLc.

	Número de Atributos			
	2	5	10	20
<b>BELLS</b>				
<b>Tiempo de Negociación</b>	21.412	34.721	54.829	-
	[19.396, 23.427]	[32.824, 36.618]	[51.824, 57.835]	-
<b>Distancia</b>	0.058359	0.18114	0.4598	-
	[0.043328, 0.07339]	[0.15789, 0.2044]	[0.3899, 0.5297]	-
<b>Rondas</b>	4.69	7.26	4.34	-
	[4.2141, 5.1659]	[6.7784, 7.7416]	[2.742, 5.938]	-
<b>Fallos</b>	0 %	2 %	60 %	100 %
<b>BELLc</b>				
<b>Tiempo de Negociación</b>	43.429	64.771	-	-
	[39.124, 47.735]	[60.518, 69.025]	-	-
<b>Distancia</b>	0.21115	0.21174	-	-
	[0.18021, 0.24209]	[0.15378, 0.26971]	-	-
<b>Rondas</b>	8.61	6.04	-	-
	[7.9147, 9.3053]	[4.7613, 7.3187]	-	-
<b>Fallos</b>	5 %	28 %	96 %	100 %

### 3.3.3. SBNP en Escenarios no Monótonos

Para evaluar el comportamiento de SBNP en escenarios BELLS y BELLc, se ha ejecutado un total de 10 negociaciones para cada pareja de funciones Bell, lo que implica la ejecución de 100 negociaciones por cada escenario. En cada negociación los parámetros de negociación de los agentes varían tal y como se ha detallado para los escenarios monótonos. Los resultados se muestran en la Tabla 4. Puede observarse que el rendimiento de SBNP es muy pobre para más de dos atributos. Incluso para dos atributos, en el escenario BELLc, la distancia media a la frontera de Pareto es 0.21, y el tiempo de negociación aumenta hasta 43 segundos. Para más de cinco atributos, la tasa de fallos aumenta drásticamente, y para 20 atributos la tasa de fallos es del 100 %.

## 3.4. Protocolo de Negociación Basado en Regiones (RBNP)

En esta sección, se presenta el protocolo de negociación basado en regiones (*Region-Based Negotiation Protocol*, RBNP), que constituye una de las aportaciones fundamentales de esta tesis doctoral. En primer lugar, se plantea un visión general del problema de negociación que se pretende resolver, a través de una descripción de la estructura de preferencias del espacio de negociación. A continuación, se describe el protocolo de negociación, los mecanismos de decisión y se proponen tres estrategias de concesión distintas para los agentes.

### 3.4.1. Descripción del Problema

Se pueden definir los atributos negociados como un conjunto finito de variables  $X = \{x_i | i = 1, \dots, n\}$ , donde cada atributo  $x_i$  se puede normalizar en el intervalo continuo o discreto  $d_i = [0, 100]$ . Sin pérdida de generalidad, se puede asumir que se emplea un intervalo continuo. De acuerdo con esto, se define el dominio de negociación como  $D = [0, 100]^n$ , donde un contrato estaría definido como un vector  $S = \{s_i | i = 1, \dots, n\}$  a partir de los valores de los distintos atributos. El objetivo de los agentes es acordar un contrato.

Cada agente  $A_{i \in \{b, s\}}$  tiene su propia función de utilidad  $U_i : D \rightarrow \mathbb{R}$ , que proporciona el valor que cada agente asigna a un contrato. La mayor parte de trabajos en la literatura asumen que los agentes tienen una estructura de preferencias relativamente sencillas sobre los atributos, lo que se traduce en que las preferencias pueden ser caracterizadas por funciones de utilidad estrictamente cóncavas. Frente a esta aproximación, en este trabajo realizaremos la suposición más genérica de que las preferencias del agente pueden ser no monótonas y no diferenciables. El único requisito que impondremos sobre las preferencias del agente es que sean racionales.

**DEFINICIÓN 9. Racionalidad de la Preferencia Ordinal de un Agente.** Se dice que la preferencia ordinal de un agente  $A_i$ , que se denota como  $\preceq_i$ , en el dominio de negociación es racional si satisface las siguientes condiciones:

1. La preferencia estricta es asimétrica: no existe ningún par de  $x$  y  $x'$  en  $X$  para el que se verifique simultáneamente que  $x \prec_i x'$  y que  $x' \prec_i x$ .
2. Transitividad: para toda terna  $x, x', x''$  en  $X$ , si  $x \preceq_i x'$  y  $x' \preceq_i x''$ , entonces  $x \preceq_i x''$ .
3. Completitud: para toda pareja  $x, x'$  en  $X$ , se verifica bien que  $x \preceq_i x'$  o que  $x' \preceq_i x$ .

La dos primeras condiciones aseguran la consistencia de las preferencias de los agentes en el dominio de negociación, mientras que la tercera condición asegura que cualquier pareja de puntos en el dominio de negociación se puede comparar. Cuando se emplean funciones de

utilidad estrictamente cóncavas, para cualquier solución  $x$ , el conjunto de soluciones que un agente prefiere a  $x$  es estrictamente cóncavo. Esto implica que cada solución Pareto-eficiente de una negociación multiatributo consiste en el hiperplano tangente mutuo de una pareja de curvas o superficies de indiferencia de los dos agentes. Una curva (o superficie) de indiferencia o isocurva (isosuperficie) consiste en el conjunto de puntos que son indiferentes para un agente, esto es, que le proporcionan el mismo valor de utilidad. Esta condición hace que el problema de encontrar soluciones Pareto-óptimas sea tratable [75]. Sin embargo, esta asunción no se verifica para funciones de utilidad no monótonas por lo que la aproximación de soluciones Pareto-óptimas bajo información incompleta se vuelve más compleja.

### 3.4.1.1. Definición de Región y Grado de Satisfacción Global de una Región

Tal y como hemos planteado anteriormente, el protocolo de negociación propuesto se basa en el intercambio de ofertas, que se definen como regiones del espacio de negociación. En aras de alcanzar una mayor simplicidad y eficiencia, se definen las regiones como hipercubos. La principal ventaja de emplear hipercubos frente a cualquier otro volumen es que con los hipercubos sólo tenemos que realizar una optimización local limitada, mientras que cualquier otro hiperpoliedro o hiperesfera requeriría de realizar una optimización no lineal con restricciones, mucho más costosa computacionalmente.

**DEFINICIÓN 10. Región del Espacio de Negociación.** Una región  $R_i$  de un espacio del espacio de negociación  $n$ -dimensional del agente  $A_i$  está formado por el conjunto de contratos contenidos en el hipercubo definido como la dupla  $R_i = \langle c, r \rangle$ , donde  $c \in D$  y  $r \in \mathbb{R}$  definen el centro y la longitud de la arista del hipercubo, respectivamente. Se dice que la región  $R_i = \langle c, r \rangle$  es una región de tamaño  $r$ .

En el protocolo de negociación que se plantea, las ofertas de los agentes son regiones dentro del espacio de contratos. Dado que no son contratos individuales, es necesario definir un mecanismo para la evaluación de regiones. Para ello, se propone el grado de satisfacción global (*Overall Satisfaction Degree*, OSD) como medida de evaluación de cada oferta.

**DEFINICIÓN 11. Grado de Satisfacción Global.** El grado de satisfacción global (OSD) de una región  $R_i$  para un agente  $A_i$  se define como el cociente del número de contratos con un valor de utilidad por encima de una utilidad de reserva. Sea  $S^{R_i} = \{s_k \in D \mid k = 1 \dots, nsc\}$  un conjunto de  $nsc \in \mathbb{N}$  contratos muestreados de forma aleatoria en  $R_i$ ,  $U^{rs}$  la utilidad de reserva y  $S_{rs}^R$  el subconjunto de los contratos aceptables en  $S^{R_i}$  que satisfacen que  $U_i(s_k) \geq U_i^{rs}$ . Un agente  $A_i$  calcula el grado de satisfacción global de una región  $R_i$  como:

$$(34) \quad OSD(R_i) = \frac{|S_{rs}^R|}{|S^{R_i}|}.$$

En un escenario de incertidumbre completa acerca de las preferencias del oponente, y desde la perspectiva individual de un agente, el OSD de una región  $R_i$  para un agente  $A_i$  se puede entender como una estimación de la probabilidad de encontrar acuerdos dentro de esta región. El razonamiento detrás de esto reside en que la probabilidad de encontrar un acuerdo en una región propuesta por un agente en la que el agente tiene muchos contratos aceptables será mayor que si hay un número menor de contratos aceptables para él

### 3.4.2. Descripción del Protocolo de Negociación

El protocolo de negociación se basa en un mecanismo de regateo recursivo que se desarrolla de forma concurrente y síncrona por ambos agentes. Desde el punto de vista de los actos comunicativos [12], este protocolo puede ser descrito como un protocolo con dos canales de comunicación de la siguiente forma. Los dos agentes,  $A_b$  y  $A_s$ , se comunican empleando dos canales. Un primer canal es empleado por  $A_b$  para enviar ofertas (regiones del espacio de contratos) al agente  $A_s$  y para transportar las respuestas del agente  $A_s$ . El agente  $A_s$  puede aceptar la oferta, rechazarla oferta o responder con un acto comunicativo más elaborado. De forma similar, existiría otro canal para que el agente  $A_s$  envíe propuestas y el agente  $A_b$  responda. Con esta configuración, ambos canales pueden funcionar de forma concurrente. Uno de los agentes puede explorar una región del espacio de negociación mientras que el otro agente explora un área completamente distinta. El protocolo establece una regla de sincronización que obliga a ambos agentes a que ambas ofertas (una por cada canal) sean respondidas antes de que sea posible generar una nueva pareja. Gracias a este juego de ofertas simultáneas, se consigue equilibrar la potencia negociadora de ambos agentes. Existe también la posibilidad de trabajar de forma paralela en ambos canales sin ninguna regla de sincronización. En ese caso, se podría tener canales trabajando con distintas tasas de mensajes. También podría ser posible omitir uno de los canales en la implementación del protocolo y configurar un protocolo asimétrico, en el que uno de los agentes es el encargado de realizar las propuestas y el otro agente únicamente responde.

#### 3.4.2.1. Descripción de Alto Nivel

Podemos formalizar el protocolo mediante un diálogo de negociación compuesto de hilos de regateo (*bargaining threads*, BTHs).

**DEFINICIÓN 12. Hilos de Regateo (*Bargaining Threads*, BTH).** Un BTH que comienza en un periodo  $t_n$  sobre una región  $r_{im}$  se define como:

$$(35) \quad b_{r_{im}}^{t_n} = \{(R_b, R_s)_{r_{im}}^{t_n} \rightarrow (res_b, res_s)_{r_{im}}^{t_n+1} \rightarrow \dots \rightarrow (R_b, R_s)_{r_{im}}^{t_{n+1}-2} \rightarrow (res_b, res_s)_{r_{im}}^{t_{n+1}-1}\}$$

**DEFINICIÓN 13. Diálogo de Negociación.** Un diálogo de negociación  $NegD = \{b_{r_{i1}}^{t_0} \rightarrow b_{r_{i2}}^{t_1} \rightarrow \dots\}$  es una secuencia de BTHs, donde cada hilo comienza en un periodo  $t_n$ .

Cada BTH es un intercambio secuencial de ofertas y respuestas a dichas ofertas. El par  $(R_b, R_s)_{r_{im}}^{t_n+a}$  representa el intercambio de ofertas (regiones) de tamaño  $r_{im}$  en el periodo  $t_n+a$ , mientras que el par  $(res_b, res_s)_{r_{im}}^{t_n+a+1}$  representa las respuestas a dichas ofertas. El diálogo admite tres tipos de respuestas: *Aceptar*, *Rechazar* y *Solicitar*, y cada BTH está restringido al intercambio de ofertas de tamaño  $r_{im}$ . Por simplificar, me referiré a BTH de tamaño  $r_{im}$  para los hilos donde se intercambian ofertas de tamaño  $r_{im}$ .

De acuerdo con la configuración de los canales de comunicación definida, el intercambio de cada pareja  $(R_x, res_x)$  emplea sólo uno de los dos canales de comunicación disponibles: uno de los agentes envía  $R_x$  y el otro responde con  $res_x$ . Con anterioridad al comienzo de la negociación, se asume que ambos agentes se han puesto de acuerdo en un conjunto finito de tamaños de regiones,  $RegS$ .

$$(36) \quad RegS = \{r_i | i = 1, \dots, m; \forall l < k, r_l > r_k\}$$

Donde  $r_m$  y  $r_1$  representan los tamaños mínimo y máximo, respectivamente. El valor  $m$  es la profundidad de búsqueda de la negociación. Para simplificar la caracterización de  $RegS$ , definimos la función  $F_{RegS}(x)$ :

$$(37) \quad F_{RegS}(x) = \left(\frac{1}{e^{\tau_r} - 1}\right) \cdot (e^{\tau_r \cdot x} - 1) \cdot (r_1 - r_m) + r_m,$$

Esta función permite generar distintas distribuciones de los tamaños de las regiones en un rango que va desde un tamaño mínimo  $r_1$  a un tamaño máximo  $r_m$ . Como entrada la función tomará  $n$  puntos equiespaciados en el intervalo  $[0, 1]$ . Podemos modular la distribución del tamaño de las regiones mediante el parámetro de curvatura  $\tau_r$ . Si este parámetro de curvatura se aproxima a cero, la distribución será más lineal. Para valores de  $\tau_r$  positivos, tendremos una mayor densidad de regiones de menor tamaño y para valores de  $\tau_r$  negativos, tendremos mayor densidad en las regiones de mayor tamaño. Teniendo en cuenta que ambos agentes emplearán la misma función para generar los tamaños de las regiones a usar en los BTHs, sólo tendrán que ponerse de acuerdo en el número de regiones a generar  $m$ , en el intervalo en

el que generarlas  $(r_1, r_m)$  y en el parámetro de curvatura  $\tau_r$ . Para acordar estos parámetros, se define un mecanismo de prenegociación de un sólo disparo mediante el cual los agentes intercambian sus valores preferidos, y aplican las siguientes reglas para la selección:

- (a)  $m = \text{media}(m^b, m^s)$
- (b)  $r_1 = \max(r_1^b, r_1^s)$
- (c)  $r_m = \min(r_m^b, r_m^s)$
- (d)  $\tau_r = \text{media}(\tau_r^b, \tau_r^s)$

### 3.4.2.2. Proceso de Negociación

Si observamos el funcionamiento del protocolo se puede observar como las ofertas intercambiadas por los agentes son regiones del espacio de contratos cuyo tamaño se va reduciendo hasta que finalmente se alcanza un acuerdo. La negociación arranca con un BTH de tamaño  $r_1$  (el máximo acordado). El objetivo final de los agentes es alcanzar un acuerdo final en una región del menor tamaño posible,  $r_m$ . Este tamaño mínimo queda definido por la tolerancia establecida para que una región se considere lo suficientemente pequeña para aceptarse como un contrato. Cada vez que una región es aceptada por el oponente en cualquiera de los dos canales simultáneos, termina el BTH actual y se crea un nuevo BTH o, lo que es lo mismo, la negociación se traslada a una región de menor tamaño. Esta nueva región ha de estar inscrita en la región donde se ha alcanzado previamente un acuerdo en el BTH anterior. Si uno de los agentes, ante la imposibilidad de encontrar un acuerdo en esa región, detiene el diálogo en un BTH, se vuelve a negociar en regiones de mayor tamaño.

A continuación se va a describir en detalle el proceso de transición entre BTHs. Las transiciones entre BTH están controladas por un diagrama de estado que guía la exploración del espacio de negociación. Este diagrama de estados se denomina *árbol de búsqueda de negociación*. La topología de este árbol se acuerda entre los agentes con antelación a la negociación y depende del conjunto de tamaños de las regiones  $RegS$  y de un conjunto  $NumB = \{nbt_{r_1}, nbt_{r_2}, \dots, nbt_{r_{m-1}}\}$ , que define el número de BTH de tamaño  $r_{im}$  que pueden generarse a partir de cualquier BTH padre de tamaño  $r_{im-1}$ . No es necesario acordar el valor del número de BTH de tamaño  $r_{im}$  puesto que siempre tomará el valor 1, tal y como veremos más adelante.

El procedimiento para la definición de una topología de árbol de búsqueda compartido se basa en la minimización de las topologías de los árboles revelados por los agentes antes de la negociación:

$$(38) \quad NumB = \left\{ \min(nb_{r_1}^b, nb_{r_1}^s), \min(nb_{r_2}^b, nb_{r_2}^s), \dots, \min(nbt_{r_{m-1}}^b, nbt_{r_{m-1}}^s) \right\}$$

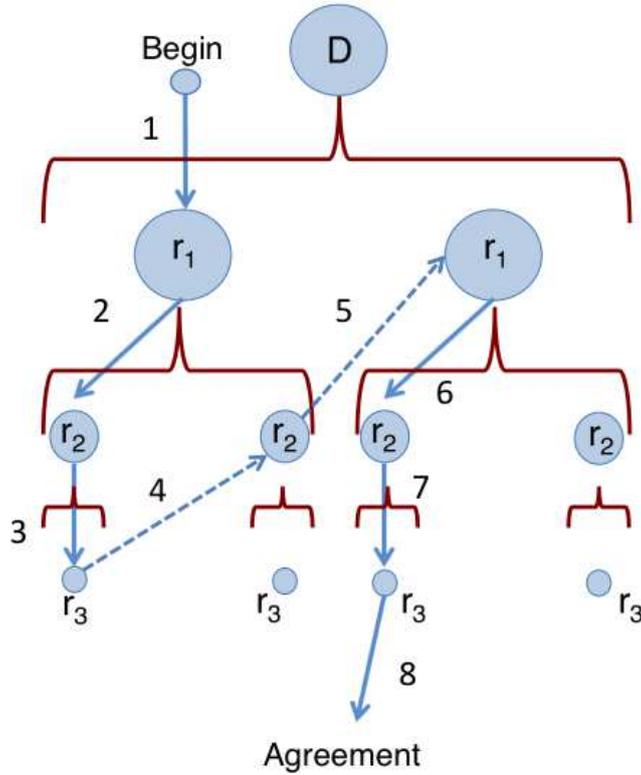


Figura 5. Ejemplo de Árbol de Negociación

La Figura 5 muestra un ejemplo de un árbol de búsqueda para un conjunto de tamaños de regiones  $RegS = \{r_1, r_2, r_3\}$  y  $NumB = \{2, 2\}$ . El nodo  $D$  representa el dominio de negociación global y los nodos  $r_{im}$  representan los BTH de tamaño  $r_{im}$ , que son los hilos de regateo en los que los agentes tratan de encontrar un acuerdo en regiones de tamaño  $r_{im}$ . La figura 5 también refleja las relaciones entre BTH con respecto al dominio original y en función de las regiones sobre las que se negocia. En el ejemplo, y de acuerdo con los parámetros  $NumB$  que hemos fijado, podrá haber un máximo de dos BTH de tamaño  $r_2$  derivados de un BTH de tamaño  $r_1$ . Las líneas continuas representan las transiciones descendentes que se disparan cuando los dos agentes se ponen de acuerdo en una determinada región mientras que las líneas discontinuas muestran las transiciones ascendentes que se activan cuando no es posible encontrar un acuerdo aceptable en la región actual. La regla general que rige el desplazamiento por el árbol de negociación es que cada nodo en el árbol sólo puede ser visitado en una ocasión. Esto, unido a la reglas del protocolo, hace que no exista una razón por la que tenga que existir más de un nodo hijo por nodo de tamaño  $r_2$ , motivo por el cual no se incluye el número de BTH de tamaño  $r_3$  en  $NumB$ . De forma genérica, ya habíamos señalado antes que no era necesario incluir el valor  $nbtr_m$  en  $NumB$  puesto que siempre iba a tomar el valor 1. Veamos la explicación de esto sobre el ejemplo que estamos considerando. Supongamos que los agentes se encuentran en un BTH de tamaño  $r_2$ , y que se ha agregado un nuevo hijo de

tamaño  $r_2$  a cada nodo. Una vez que los agentes hayan encontrado un acuerdo en dicho BTH de tamaño  $r_2$ , se generará una transición que llevará la negociación a un nodo de tamaño  $r_3$ . En este punto, existen dos posibilidades: los agentes pueden alcanzar un acuerdo en dicha región de tamaño  $r_3$ , lo que nos llevará al final de la negociación, o los agentes no son capaces de encontrar un acuerdo en esa región y pasan a negociar en un nuevo BTH de tamaño  $r_2$ . Este último caso hace que si existiera otro nodo de tamaño  $r_3$ , no sería alcanzable. Por este motivo, el número de regiones de tamaño mínimo en el que se negocia siempre será uno.

Con ánimo de clarificar el funcionamiento del proceso de negociación, se examina el ejemplo que se refleja en la figura 5. La negociación arranca con los agentes negociando sobre regiones de tamaño  $r_1$ . Una vez que se ha encontrado un acuerdo en una región de tamaño  $r_1$ , se dispara la transición etiquetada como '2', y los agentes inician un nuevo BTH de tamaño  $r_2$ , donde encuentran un nuevo acuerdo (transición '3'). A continuación, los agentes pasan a negociar en un BTH de tamaño  $r_3$  en el que no son capaces de encontrar un acuerdo, por lo que pasan a negociar en otra región de tamaño inmediatamente superior  $r_2$ , pero que se deriva de la región de tamaño  $r_1$  en la que comenzó la negociación. Los agentes siguen sin ser capaces de encontrar un acuerdo, por lo que inician un nuevo BTH de tamaño  $r_1$  (transición '5'). Los agentes son capaces de encontrar un acuerdo en el BTH de tamaño  $r_1$ , y consecutivamente en los BTH descendientes de tamaños  $r_2$  y  $r_3$ , lo que se refleja en las transiciones '6', '7' y '8', respectivamente. Finalmente, los agentes alcanzan un acuerdo en una región de tamaño  $r_3$  y la negociación se da por terminada de manera exitosa.

### 3.4.2.3. Reglas del Proceso de Negociación

En este apartado se describen de forma detallada las reglas que definen como la negociación puede avanzar por los distintos BTH de distintos tamaños. Para toda la descripción que incorporamos a continuación, se asume que los dos agentes emplean el mismo árbol de búsqueda de negociación.

1. *BTHr1. Regla de Comienzo*: una negociación comienza con el BTH  $b_{r_1}^{t_0}$ , en el que los agentes negocian sobre regiones que únicamente están limitadas por el dominio global  $D$ .
2. *BTHr2. Regla de Transición General*: para cualquier transición entre dos hilos, que denotaremos como  $b_{r_l}^{t_n} \rightarrow b_{r_k}^{t_{n+1}}$ ,  $r_l$  y  $r_k$  deben cumplir que  $|l - k| = 1$ . Esto implica que las transiciones sólo se pueden producir entre regiones de tamaños consecutivos, de acuerdo con el orden que define *RegS*.
3. *BTHr3. Regla de Aceptación de las Transiciones*: una transición descendente  $b_{r_{im}}^{t_n} \rightarrow b_{r_{im+1}}^{t_{n+1}}$  se dispara cuando en un periodo en el BTH  $b_{r_{im}}^{t_n}$ ,  $R_b^{t_{n+1}-2}$ ,  $R_s^{t_{n+1}-2}$ , o tanto

$R_b^{t_{n+1}-2}$  como  $R_s^{t_{n+1}-2}$  son aceptadas como solución por  $A_s$ ,  $A_b$  o por ambos, respectivamente. Una vez que la oferta de un agente en  $b_{r_{im}}^{t_n}$  ha sido aceptada por el oponente, la oferta se acepta como descendiente de la última región de tamaño  $r_{im-1}$  en  $b_{r_{im-1}}^{t_{n-1}}$ . En el caso de aceptación simultánea de propuestas, sólo una región se acepta como acuerdo válido. Para equilibrar la potencia negociadora de los agentes, el protocolo fuerza que cada agente seleccione alternativamente la región que quiere que se considere como acuerdo válido (su propia oferta o la recibida del oponente).

4. *BTHr4. Regla de Transición por Inviabilidad de Acuerdo:* una transición ascendente  $b_{r_{im}}^{t_n} \rightarrow b_{r_{im-1}}^{t_{n+1}}$  se dispara cuando para cualquier periodo en un BTH  $b_{r_{im}}^{t_n}$ , bien  $A_b$ , bien  $A_s$  o bien tanto  $A_b$  como  $A_s$  deciden que no es posible encontrar un acuerdo en el BTH de tamaño  $r_{im}$  actual. En el apartado 5.3.3 describiremos en detalle las condiciones que se deben cumplir para que un agente considere que un acuerdo es inalcanzable en una región.
5. *BTHr5. Regla del Dominio de Negociación:* el intercambio de ofertas en un BTH  $b_{r_{im}}^{t_n}$  está limitado a la región del espacio de negociación definida por la última oferta aceptada en el BTH de tamaño  $r_{im-1}$  ( $b_{r_{im-1}}^{t_{n-a}}$ ). Esta regla fuerza a que la búsqueda se realice de forma recursiva sobre el espacio de negociación. Para BTH de tamaño  $r_1$ , la búsqueda sólo queda delimitada por el dominio global  $D$ .
6. *BTHr6. Regla de Finalización:* Si asumimos que la duración de los BTH está limitada, las reglas de transición *BTHr2*, *BTHr3*, *BTHr4* y *BTHr5* junto con la topología del árbol de búsqueda, que queda definida por *RegS* y *NumB*, garantizan que la negociación alcanzará el final. La negociación termina una vez que los agentes alcanzan un acuerdo en un BTH de tamaño  $r_m$ ,  $b_{r_m}^{t_n}$ . En este caso, la negociación termina antes de que se termine la exploración completa del árbol de búsqueda. Si los agentes recorren el árbol por completo sin alcanzar un acuerdo en algún  $b_{r_m}^{t_n}$ , se considera que la negociación ha fracasado, dado que los agentes han sido incapaces de alcanzar un acuerdo satisfactorio para ambos.

Las reglas de transición anteriores determinan el funcionamiento de la estrategia de exploración conjunta del espacio de negociación. Hemos visto que el protocolo de negociación se basa en una secuencia de hilos de regateo, y que esta secuencia constituye un proceso recursivo de exploración. La descripción que hemos presentado constituye una visión de alto nivel del protocolo. Los criterios que se siguen para determinar la aceptación de una región o el reconocimiento de la imposibilidad de llegar a acuerdos constituirían la visión de bajo nivel del protocolo. En el apartado 5.3.3 se aborda cómo se definen estos criterios dentro de un hilo de regateo. En concreto, analizaremos los mecanismos mediante los cuales un agente genera una oferta, decide si acepta o rechaza una oferta y cómo se analiza una oferta recibida para

generar una nueva oferta. El objetivo de estos mecanismos es facilitar la búsqueda de regiones socialmente deseables.

En cualquier proceso de negociación, un acuerdo exitoso y socialmente deseable surge de las distintas concesiones que permiten a los agentes compensar los valores de los distintos atributos del contrato para tratar de satisfacer las preferencias de los oponentes y al mismo tiempo las suyas propias. RBNP aplica este principio mediante la inclusión de los mensajes de solicitud de movimiento (*MovementRequest*). Un agente  $A_b$  envía una región, y el agente  $A_s$  tras evaluarla, responde sugiriendo a  $A_b$  que desplace la región en una dirección específica, en la cual  $A_s$  estima que tiene mejores posibilidades para encontrar contratos aceptables. El agente  $A_b$  evalúa la petición y si es capaz de encontrar buenos contratos en la misma, decide aceptar la solicitud y le envía una nueva oferta (región) en la dirección propuesta por  $A_s$ . De este modo, ambos agentes van desplazándose hacia una zona mutuamente satisfactoria en el espacio de negociación.

### 3.4.3. Mecanismos de Decisión

En esta sección se describen los mecanismos de decisión que deben incorporar los agentes. Estos mecanismos se pueden dividir en tres grupos: respuesta, proposición y concesión. El mecanismo de respuesta determina si un agente debería aceptar, rechazar o sugerir el movimiento de una oferta propuesta por el oponente. El mecanismo de proposición determina qué ofertas debe proponer un agente a su oponente. El mecanismo de concesión determina como un agente debería modificar el valor de su utilidad de reserva  $U_i^r$  durante el diálogo de negociación. A continuación, pasamos a describir cada uno de estos tres componentes en detalle.

#### 3.4.3.1. Mecanismo de Respuesta

Este mecanismo se basa en la evaluación del OSD de la oferta enviada por el oponente. De acuerdo con el valor del OSD estimado, la respuesta del agente  $i$  depende de dos conjuntos de umbrales, el umbral de aceptación (*acceptance threshold*,  $ATH^i$ ) y el umbral de calidad (*quality threshold*,  $QTH^i$ ). En aras de una mayor simplicidad, el umbral de calidad se derivará del umbral de aceptación por medio de un factor de conversión  $qthf \in \mathbb{R}$ . Para cada uno de los tamaños definidos para las regiones  $RegS$  el agente  $i$  definirá los correspondientes umbrales de aceptación y de calidad:

$$(39) \quad ATH^i = \{ath_{r_1}^i, ath_{r_2}^i, \dots, ath_{r_m}^i\},$$

$$(40) \quad QTH^i = qthf \cdot ATH^i.$$

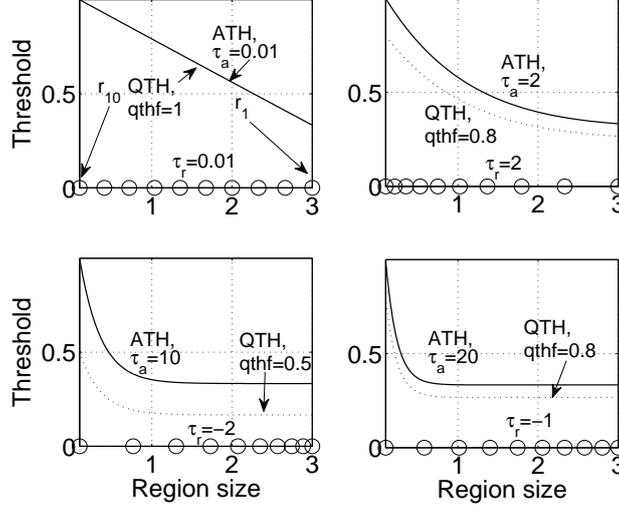


Figura 6. Ejemplo de cuatro distribuciones distintas de umbrales y tamaño de regiones. La profundidad de búsqueda es 10 (10) ( $m = 10$ ), el tamaño máximo es 10 ( $r_1 = 10$ ), el tamaño mínimo es 0 ( $r_{10} = 0$ ), y los umbrales de aceptación correspondientes son:  $ath_3 = 0.35$ ,  $ath_0 = 1$ .

Del mismo modo que se hizo para  $RegS$ , y con objeto de simplificar la definición de los umbrales  $ATH^i$ , se define en la Ecuación 41 la función  $F_{ATH}^i(r)$  que permitirá al agente  $i$  obtener los valores de los umbrales a partir del tamaño de la región,  $r$ :

$$(41) \quad F_{ATH}^i(x) = ath_{r_1}^i - (ath_{r_1}^i - ath_{r_m}^i) \cdot \left(1 - \frac{x - r_m}{r_1 - r_m}\right) \cdot e^{\frac{(r_m - x) \cdot \tau_a^i}{r_1 - r_m}},$$

Esta función permite obtener los valores de los umbrales de aceptación a partir de  $ath_{r_1}^i$ ,  $ath_{r_m}^i$  y de un factor de curvatura  $\tau_a^i$ , donde  $x$  irá tomando sucesivamente los valores del tamaño de las distintas regiones definidos en  $RegS$ . El parámetro  $\tau_a^i$  introduce la curvatura de la distribución; la distribución será lineal si toma el valor 0, será convexa para valores positivos y por tanto con mayor curvatura para regiones de menor tamaño, y será cóncava para valores negativos, con curvatura mayor para las regiones de mayor tamaño. La Figura 6 muestra distintos ejemplos de umbrales y distribuciones del tamaño de las regiones.

Para la definición del mecanismo de respuesta, se asume que la negociación se encuentra en el BTH  $b_{rim}^{tn}$ , y que el intercambio actual de ofertas es  $(R_b, R_s)_{rim}^{tn+a}$ . La estrategia de respuesta para el agente  $A_b$  será:

$$(42) \quad \left\{ \begin{array}{ll} \textit{Aceptar} & \text{Si } OSD((R_s)_{r_{im}}^{t_n+a}) \geq ath_{r_{im}}^b \\ \textit{Solicitar Movimiento} & \text{Si } OSD((R_s)_{r_{im}}^{t_n+a}) < ath_{r_{im}}^b \text{ AND} \\ & OSD((R_s)_{r_{im-1}}^{t_n+a} - (R_s)_{r_{im}}^{t_n+a}) \geq qth_{r_{im}}^b \\ \textit{Rechazar} & \text{En cualquier otro caso} \end{array} \right.$$

Un agente acepta la oferta de un oponente si el valor de OSD para dicha oferta es mayor que el umbral de aceptación para el tamaño de región en el que se encuentra. En ese caso el BTH termina y de acuerdo con la regla *BTHr3*, la negociación se mueve a un nuevo BTH de menor tamaño. Si la oferta del oponente no satisface el umbral de aceptación, el agente evalúa la calidad de la oferta y si la estimación de la calidad de la oferta está por encima del umbral de calidad, se genera una solicitud de desplazamiento de la oferta. La evaluación de la calidad de la oferta recibida consiste en una estimación del OSD de las zonas del espacio de negociación adyacentes a la oferta actual, en concreto de la zona comprendida entre el contorno de la oferta actual y la región padre de la que deriva. Si la calidad estimada está por debajo del factor de calidad para regiones de ese tamaño ( $qth_{r_{im}}$ ), la oferta se rechaza. Podemos entender, por tanto, el factor de calidad  $qthf$  como la tendencia de un agente a sugerir al oponente el movimiento de sus ofertas.

Esta solicitud de movimiento de las ofertas se envía en forma de la dirección en la cual un agente sugiere a su oponente que mueva la región actual. La solicitud de movimiento de la oferta se define como un vector  $\bar{v}q_{(R_s)_{r_{im}}^{t_n+a}}$ . Para la obtención de este vector, emplearemos el centro de masas del conjunto de muestras,  $S_{r_s}^{R'}$ , que arrojan una utilidad por encima de la utilidad de reserva. Estas muestras son las que ha empleado el agente para la evaluación de la calidad de la oferta del oponente:

$$(43) \quad vq_{(R_s)_{r_{im}}^{t_n+a}} = norm \left( \frac{\sum_{s_k \in S_{r_s}^{R'}} (U_b(s_k) \cdot s_k)}{\sum_{s_k \in S_{r_s}^{R'}} (U_b(s_k) \cdot s_k)} \right)$$

El primer término es la expresión del centro de masas, y el segundo término,  $c_s^{t_n+a}$  es el centro de la región,  $(R_s)_{r_{im}}^{t_n+a}$  que hemos recibido del oponente. La función  $norm()$  simplemente calcula un vector unitario en dicha dirección.

La Figura 7 muestra un ejemplo del funcionamiento del mecanismo de respuesta. Por simplicidad, tan sólo se muestran las propuestas del agente  $A_b$ . Se asume que la utilidad de reserva  $U_i^{r_s}$  es igual que la utilidad umbral  $U_i^{th}$ , y que permanece constante durante la negociación. En la Figura 7.a, todos los contratos dentro de  $R_b^{t_n+1}$  dan al agente  $A_s$  una utilidad por debajo de su utilidad de reserva. Además,  $R_b^{t_n+1}$  está lejos de la isocurva de la

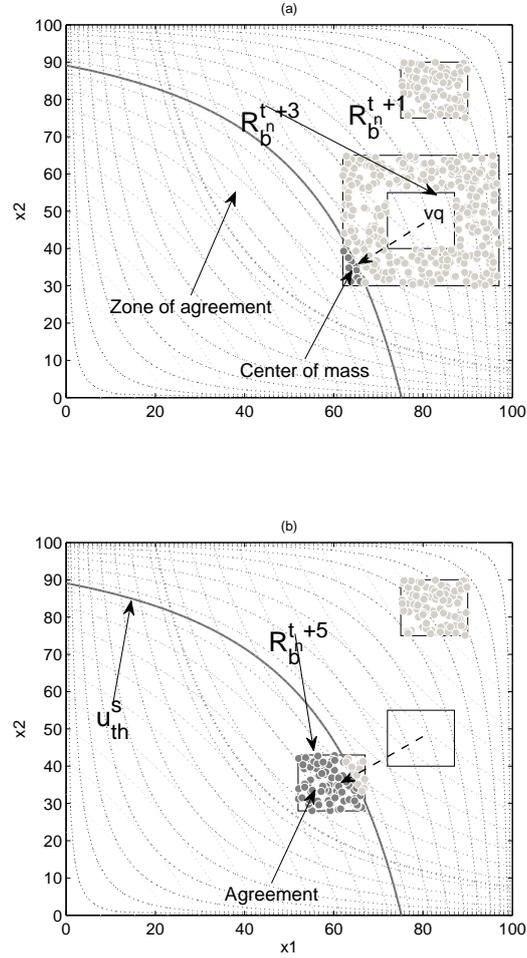


Figura 7. Ejemplo de Funcionamiento del Mecanismo de Respuesta

utilidad de reserva  $U_i^{rs}$ . Por tanto,  $A_s$  rechaza la oferta  $R_b^{t_n+1}$ . En el periodo  $t_n + 3$ , el agente  $A_b$  envía la oferta  $R_b^{t_n+3}$ . Esta oferta proporciona a  $A_s$  un OSD inferior a  $ath_r^s$ . Sin embargo, una vez que  $A_s$  evalúa la calidad de la oferta, hay algunos contratos en las proximidades de  $R_b^{t_n+3}$  que le proporcionan una utilidad superior a su utilidad de reserva. Si asumimos que el OSD estimado es mayor que  $qth_r^s$ , entonces se considera que la oferta es de buena calidad por lo que se calcula el vector  $\bar{v}q$  y se envía a  $A_b$  como una solicitud de desplazamiento. La Figura 7.b muestra cómo el agente  $A_b$  ha tenido en cuenta la petición de movimiento solicitada por  $A_s$ , al proponer una nueva oferta  $R_b^{t_n+5}$ . Esta oferta es finalmente aceptada por el agente  $A_s$ .

### 3.4.3.2. Mecanismos de Proposición

Para hacer una oferta, un agente  $i$  genera una o más regiones hasta que es capaz de encontrar una región cuyo OSD está por encima de su umbral de aceptación  $ath^i$ . La generación de estas regiones se rige por un conjunto de reglas locales que controlan la búsqueda de las mismas. Para la generación de regiones en un BTH, se toma como base la historia de las ofertas pasadas. El mecanismo de proposición se basa en tres submecanismos mediante los cuales un agente genera regiones derivadas de una oferta previa, la oferta de referencia (en caso de que exista), y por un conjunto de reglas que definen el movimiento sobre la historia de las ofertas previamente enviadas. Es importante advertir que estamos diferenciando entre ofertas y regiones. Una región es una candidata a convertirse un oferta, mientras que una oferta es una región que ha sido o va a ser propuesta al oponente.

Sea  $b_{rim}^{t_n}$  el hilo actual, y asumamos que analizamos el mecanismo de proposición desde el punto de vista del agente  $A_b$ . Los tres submecanismos se definen a continuación.

**DEFINICIÓN 14. Generación de la Región Base.** Este submecanismo se aplica cuando no se dispone de ofertas que puedan ser usadas como referencia para generar una nueva región. En este caso, el agente  $A_b$  aplica temple simulado a su función de utilidad para encontrar un óptimo local  $s^{t_n+a}$ , y genera una región de la siguiente manera:

$$(44) \quad (R_b)_{rim}^{t_n+a} = \langle s^{t_n+a}, r_{im} \rangle$$

Esta región recibe el nombre de región base. Dependiendo de la temperatura de temple empleada en el optimizador, el agente puede controlar el proceso de búsqueda de óptimos locales. Si se emplea una temperatura alta, aumenta la posibilidad de encontrar regiones con alto OSD. Sin embargo, esto también puede llevar a que la búsqueda quede confinada en una zona de óptimos locales, provocando que se se generen sucesivamente las mismas propuestas al oponente. Si, además, esta zona se corresponde con una zona de no acuerdo, la negociación fracasará. Para evitar que este problema aparezca, el agente debe procurar que sus ofertas sean lo suficientemente variadas mediante la aplicación de una estrategia de concesión con respecto a la generación de la región base. Cuando se aborde la descripción de los mecanismos de concesión, se detallará más este mecanismo.

**DEFINICIÓN 15. Generación Dirigida de Regiones Hijas.** Para este submecanismo se asume que los agentes disponen una oferta previa que puede ser empleada como referencia para la generación de una nueva región. En este contexto, *dirigida* se refiere a que

los agentes generarán una nueva región tomando como punto de partida la oferta de referencia en la dirección propuesta por el oponente en el mensaje *Solicitud de Desplazamiento*. Por tanto,  $A_b$  generará una región hija:

$$(45) \quad (R_b)_{r_{im}}^{t_n+a+2} = \langle s^{t_n+a+2}, r_{im} \rangle$$

Donde:

$$(46) \quad s^{t_n+a+2} = s^{t_n+a} + \max(r_{im}, 0.1r_{im-1})vq_{(R_b)_{r_{im}}^{t_n+a}}$$

De acuerdo con la expresión anterior, la región hija se genera en la dirección  $\bar{v}q$  propuesta por el oponente, a una distancia igual al máximo entre el tamaño de la región que estamos considerando,  $r_{im}$ , y un 10 por ciento del tamaño de la región padre. La región  $(R_b)_{r_{im}}^{t_n+a+2}$  es una región hija dirigida de la región  $(R_b)_{r_{im}}^{t_n+a}$ . El operador máximo nos garantiza que el movimiento al menos será igual a la longitud de la arista de la región. Para regiones de pequeño tamaño, nos garantiza que el movimiento será al menos de un 10 por ciento del tamaño de la región padre. Es importante subrayar que en el contexto de los mecanismos de proposición, por región hija entendemos una relación distinta al que aparece en el contexto de los hilos de regateo. En el contexto de los BTH, el padre de una región hija es el dominio que restringe el regateo dentro un BTH. En este mecanismo, una región hija es una región que se ha generado a partir de otra región de igual tamaño.

**DEFINICIÓN 16. Generación Aleatoria de Regiones Hijas.** Este submecanismo asume que los agentes disponen de una oferta previa que pueden emplear como referencia para generar nuevas regiones. La diferencia con el submecanismo anterior estriba en que en este caso la nueva región se genera en una dirección aleatoria a partir del centro de la oferta de referencia. El agente  $A_b$  genera la siguiente región:

$$(47) \quad (R_b)_{r_{im}}^{t_n+a+2} = \langle s^{t_n+a+2}, r_{im} \rangle$$

Donde:

$$(48) \quad s^{t_n+a+2} = s^{t_n+a} + \max(r_{im}, 0.1r_{im-1})vq_{random}$$

La generación de la región hija es análoga al caso anterior con la diferencia de que en este caso, la dirección de generación no sigue las indicaciones del oponente sino que se genera en una dirección aleatoria.

El agente será capaz de generar una región empleando alguno de los tres mecanismos presentados anteriormente. Una vez que el agente ha generado una región  $(R_i)_{r_{im}}$ , ha de evaluar la calidad de la misma antes de poder enviarla como una oferta. Para ello, se estima el OSD y se comprueba si se encuentra por encima del umbral de aceptación correspondiente a regiones de tamaño  $r_{im}$ ,  $ath_{r_{im}}$ . Este umbral de aceptación es el mismo que se emplea para evaluar las ofertas enviadas por el oponente, si bien sería posible utilizar otro conjunto de umbrales con un propósito estratégico.

Hemos definido los tres mecanismos que pueden emplearse para la generación de una oferta en un BTH pero no hemos indicado en qué circunstancias debe emplearse cada uno de ellos. La utilización de uno u otro mecanismo está gobernada por las siguientes reglas:

1. OGr1. Primera región: La primera región en un BTH siempre será la región base.
2. OGr2. Región No Aceptable: Definimos región no aceptable como aquella región con un OSD por debajo del umbral de aceptación correspondiente. Una región inaceptable debe ser descartada y se debe realizar una nueva búsqueda de cara a encontrar una nueva región. En el caso de que la región no aceptable sea la región base, el agente debe buscar una nueva región base. En cualquier otro caso, el agente generará una nueva región aleatoria.
3. OGr3. Oferta Aceptada: La aceptación de una oferta por parte del oponente implica que el BTH actual termina y que la negociación avanza a un nuevo BTH, o, en el caso de estar en las regiones de menor tamaño, la negociación se da por finalizada con un acuerdo.
4. OGr4. Oferta Rechazada: El rechazo de una oferta por parte de un oponente implica que el agente vuelve a la región padre de la oferta rechazada y busca una nueva región aleatoria dentro de la región padre. Si la región rechazada es una región base, el agente generará una nueva región base aleatoria para preparar una nueva oferta.
5. OGr5. Solicitud de Movimiento: Tras la recepción de un mensaje de solicitud de desplazamiento, el agente debe generar una nueva región empleando el mecanismo de generación dirigida de oferta hija.
6. OGr6. Regla del Límite en el número de Ofertas Base: El protocolo define un límite  $nR \in \mathbb{N}$  en el número de ofertas base y en el número de intentos para la búsqueda de regiones base en un BTH. El protocolo también define otro límite configurable  $nD \in \mathbb{N}$  en el número de descendientes de una oferta hija. Se considera que un BTH

es inviable cuando se alcanza el límite  $nR$ . Si un agente supera el límite  $nD$ , se lleva a cabo una nueva búsqueda de ofertas base.

7. OGr7. Regla del Límite en el número de Regiones Hijas: para una oferta de referencia, el protocolo define un límite configurable  $nC \in \mathbb{N}$  que impone una restricción en el número máximo de regiones hijas inaceptables (aquellas regiones cuyo OSD está por debajo del umbral de aceptación), el número de ofertas hijas y el número de ofertas hijas rechazadas. Una vez que se alcanza este límite, se descarta la oferta de referencia y el agente pasa a explorar otras regiones de cara a encontrar una nueva oferta de referencia y continuar con el proceso de búsqueda. Si la oferta de referencia era una oferta base, el agente lleva a cabo una nueva búsqueda de ofertas base.

Puede demostrarse que un diálogo de negociación termina tras un número finito de periodos si ambos agentes asignan valores finitos a los parámetros  $nR$  y  $nD$ . De acuerdo con el protocolo de negociación, el número de BTH está limitado por  $NumB$ . Por tanto, el diálogo de negociación termina si el número de periodos (intercambios de ofertas) en un BTH está limitado. El parámetro  $nR$  impone un límite en el número de regiones y ofertas base y un hilo se considera inviable (lo que lleva implícito su finalización) si este límite se alcanza. El parámetro  $nD$  impone un límite en el número de descendientes de una oferta base, y una vez que este límite se alcanza, el agente renuncia a seguir buscando a partir de una oferta base y pasa a buscar a partir de otra oferta base. Esto a su vez garantiza que en el peor de los casos se alcanza el límite  $nR$  y el BTH termina. Por tanto, un diálogo de negociación termina tras un número finito de periodos.

### 3.4.3.3. Estrategias de Concesión

Los mecanismos de concesión tienen como objetivo actualizar la nivel de utilidad que persigue un agente durante un proceso de negociación. En SBNP, este nivel aspiracional se identificaba con la utilidad de reserva del agente  $U_i^{rs}$ , que controla directamente tanto la generación como la aceptación como la generación de ofertas. La variación de la utilidad de reserva durante una negociación depende de la estrategia seguida por el agente y habitualmente está limitada inferiormente por un valor de utilidad umbral  $U_i^{th}$ . En RBNP, la generación y aceptación de ofertas depende tanto del valor del OSD, que es función de la utilidad de reserva, como de los umbrales de aceptación y calidad ( $ATH^i$  y  $QTH^i$ ). Concretamente,  $ATH^i$  modula la probabilidad esperada de alcanzar un acuerdo a la hora de aceptar o generar una oferta,  $QTH^i$  regula la generación de peticiones de desplazamiento, mientras que  $U_i^{rs}$  define el nivel de utilidad que se persigue.

Tal y como se ha expuesto, RBNP se basa en una árbol de búsqueda en regiones sobre el cual avanza el proceso de negociación mediante la consecución de acuerdos parciales en las distintas regiones que conforman el árbol. Las estrategias de concesión afectan a la búsqueda

de acuerdos parciales en dichas regiones. Si se asume que los umbrales de aceptación y de calidad permanecen constantes, la estrategia de concesión dependerá de la variación de la utilidad de reserva, que afecta de forma indirecta a la dinámica de la evaluación de las regiones a través del OSD. Una forma de interpretar los umbrales de aceptación y de calidad es como una herramienta para fijar el riesgo que corre un agente cuando acepta una región o la evalúa para una utilidad de reserva dada.

Se han incluido tres estrategias de concesión distintas en RBNP, que permiten cubrir un amplio abanico de posibilidades. A continuación describimos las estrategias en detalle.

1. Estrategia de Concesión Estática: Se trata de una estrategia puramente cooperativa. La utilidad de reserva se fija al umbral de utilidad y no cambia durante la negociación:

$$U_i^{rs} = U_i^{th};$$

2. Estrategia de Concesión Monótona: Se trata de una estrategia competitiva. Para cada BTH, un agente comienza a negociar a su utilidad de reserva más elevada (por ejemplo, 1), y a continuación aplica un protocolo de concesión monótono para actualizar  $U_i^{rs}$ . Si los agentes encuentran dificultades en la generación de ofertas, o si los oponentes rechazan una oferta, se aplica la concesión. La velocidad de concesión se controla con un parámetro  $\delta$  que especifica los pasos en los que se producirá dicha concesión. Más formalmente, el protocolo está sujeto a las siguientes reglas de actualización de la utilidad de reserva  $U_i^{rs}$ :

- a)  $U_i^{rs}(t_n) = 1$ . Esta regla implica que un agente comienza a negociar en cada BTH a su nivel aspiracional más alto.
- b)  $U_i^{rs}(t) = U_i^{rs}(t-1) - \delta$ . Cuando la generación de una región base falla, se reduce el valor de la utilidad de reserva en una cantidad dada por el parámetro de paso de concesión.
- c)  $U_i^{rs}(t) = U_i^{rs}(t-1) - \delta$ . Cuando un oponente rechaza un oferta previa
- d)  $U_i^{rs}(t) \geq U_i^{th}$ . Esta regla impone que la utilidad objetivo está acotada inferiormente por el valor de la utilidad de reserva. Una vez que  $U_i^{rs} = U_i^{th}$ , las reglas número 2 y 3, no son de aplicación.

3. Estrategia de Concesión Adaptativa: Se trata de una estrategia semi-cooperativa. Los agentes ajustan dinámicamente sus utilidades de reserva dependiendo de la evolución del diálogo de negociación. Esta estrategia de concesión consiste en conceder cuando el diálogo de negociación se pone más difícil, y en ser más ambicioso en términos de nivel aspiracional cuando la exploración en el espacio de búsqueda es satisfactoria. El protocolo está sujeto a las siguientes reglas:

- a)  $U_i^{rs}(t_0) = 1$ . Cuando un agente comienza a negociar en el primer BTH de una negociación, se sitúa en su nivel aspiracional más alto. Esta regla es distinta de

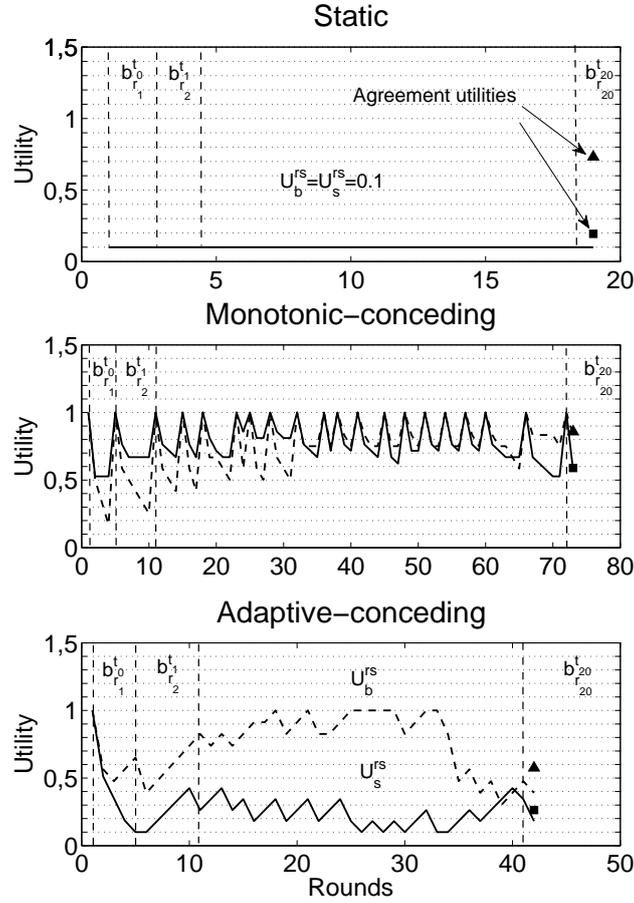


Figura 8. Evolución de la Utilidad de Reserva para Distintas Estrategias de concesión ( $U_i^{th} = 0.1, m = 10$  y  $\delta = 0.1$ )

la primera regla para la estrategia monótona en que en aquel caso, la utilidad de reserva se fija al nivel más alto en cada BTH. En este caso, es sólo al comienzo.

- b)  $U_i^{rs}(t) = U_i^{rs}(t-1) - \delta$ . Cuando la generación de una región base falla, se reduce el valor de la utilidad de reserva en una cantidad dada por el parámetro de paso de concesión.
- c)  $U_i^{rs}(t) = U_i^{rs}(t-1) - \delta$ . Cuando un oponente rechaza un oferta previa.
- d)  $U_i^{rs}(t) = U_i^{rs}(t-1) + \delta$ . Cuando un oponente acepta un oferta previa.
- e)  $U_i^{rs}(t) = U_i^{rs}(t-1) + \delta$ . Cuando un oponente envía un mensaje de solicitud de desplazamiento.
- f)  $U_i^{rs}(t) \geq U_i^{th}$ . Esta regla impone que la utilidad objetivo está acotada inferiormente por el valor de la utilidad de reserva. Una vez que  $U_i^{rs} = U_i^{th}$ , las reglas número 2 y 3, no son de aplicación temporalmente hasta que la utilidad de reserva vuelva a ser mayor que la utilidad umbral.

## 3.5. Evaluación Experimental

En esta sección, se presenta una evaluación del comportamiento de RBNP que muestra cómo mejora el rendimiento de SBNP en escenarios de negociación monótonos y no monótonos. Se han evaluado escenarios basados en funciones CES, BELLs y BELLc, para las estrategias de concesión estática, adaptativa y monótona. En esta sección, se presentan en detalle únicamente los experimentos para los escenarios basados en funciones CES, y en funciones BELLc para la estrategia estática. Para el resto de posibilidades, se presentará un resumen de los mismos. Para terminar, se incluye también una evaluación en profundidad de la influencia de número de atributos y la profundidad de búsqueda.

### 3.5.1. Configuración Experimental

En primer lugar, y con objeto de determinar los perfiles óptimos de negociación para el protocolo, se abordan los encuentros de negociación simétricos, en los que ambos agentes emplean las mismas estrategias y los mismos parámetros de negociación, que modelan escenarios con estrategias cooperativas puras (estrategia estática frente a estrategia estática), semicooperativas (adaptativa frente a adaptativa) y puramente competitiva (monótona frente a monótona). Cada combinación de escenario de negociación y estrategia se evalúa empleando distintos perfiles de negociación. Para generar los distintos perfiles de negociación, se emplea un experimento factorial completo. Para ello, se han elegido seis parámetros: la profundidad de búsqueda  $m$ , el umbral de aceptación para las regiones de tamaño máximo ( $ath_{r_1}$ ), parámetro de curvatura de los umbrales de aceptación ( $\tau_a$ ), umbral de calidad ( $qthf$ ), parámetro de curvatura del tamaño de la región ( $\tau_r$ ) y número de hilos de negociación ( $NumB$ ). Estos factores pueden cambiar de la siguiente manera:

1.  $m = \{1, 2, 5, 10\}$  define cuatro profundidades de búsqueda. El valor  $m=1$  se emplea como un experimento de control, de modo que los agentes negocian sobre contratos o puntos en el espacio de soluciones desde el comienzo del proceso, y no existe recursividad en la exploración conjunta del espacio de soluciones.
2.  $ath_{r_1}^i = \{0.5\%, 2\%, 10\%\}$  oscila desde probabilidades de encontrar acuerdos bajas a altas para la aceptación y generación de ofertas de mayor tamaño.
3.  $\tau_a^i = \{1, 10, 10\}$ , parámetro que para las distribuciones de los umbrales de aceptación y de calidad permite modelar desde distribuciones casi lineales a distribuciones con alto grado de curvatura.
4.  $qthf_i = \{off, 1, 0.5\}$  define tres posibilidades para el funcionamiento del mecanismo de solicitud de movimiento de las ofertas: desactivado, baja sensibilidad y alta sensibilidad.

5.  $\tau_r = \{0.01, 2, -2\}$  define tres configuraciones para la distribución de los tamaños de la regiones: lineal, distribución más densa de las regiones de menor tamaño, y distribución más densa de regiones de mayor tamaño.
6.  $NumB_{house} = \{3, 3, 3, 1, \dots\}$ ,  $NumB_{rocket} = \{3, 1, 1, \dots, 3, 3\}$ ,  $NumB_{uniform} = \{3, 1, 1, \dots\}$ ,  $NumB_{binary} = \{3, 2, 2, \dots, 2\}$  definen cuatro topologías distintas para el árbol de búsqueda. El árbol de búsqueda de tipo *house* presenta un número de nodos elevado en los niveles más altos en la jerarquía. Es importante observar como se limita el número de nodos hijos para no incrementar en exceso los tiempos de negociación. La configuración tipo *rocket* tiene una densidad de nodos más elevada en los niveles más bajos, mientras que el árbol uniforme define el mismo número de nodos en cada nivel. Para terminar, la configuración binaria define un árbol de búsqueda binario.

El resto de parámetros de los perfiles de negociación se establecen de la siguiente manera:

- Número de atributos  $n = 10$ .
- Número de máximo de ofertas (regiones) base  $nR = 50$ .
- Número de descendientes máximo de una región,  $nD = 10$ .
- Numero máximo de ofertas hijas rechazadas,  $nC = 2$ .
- Número de muestras a extraer de cada región  $nsc = 32 \times n$ , donde  $n$  es el número de atributos.
- $r_1 = 50$ ,  $r_m = 1e - 10$  definen el tamaño máximo y mínimo de las regiones como hipercubos con arista de longitud 50 (lo que supone un 50 % del dominio de negociación) y 1e-10, respectivamente. Una región con un tamaño de arista 1e-10 se considera asimilable a un contrato o punto del espacio de soluciones.
- $U_i^{th} = [0.1, 0.3]$  define un rango para los umbrales de utilidad de los agentes. En cada experimento, cada agente selecciona aleatoriamente un umbral de utilidad en el rango definido por  $U^{th}$ . Para interpretar estos valores, se recuerda que el valor máximo de utilidad para un agente es 1.
- $ath_{r_m}^{\hat{}} = 1$  indica que el grado de satisfacción OSD para la región de tamaño mínimo debe ser del 100 %. La región de tamaño mínimo  $r_m$  se asume que es equivalente a un contrato o punto del espacio de soluciones y, por tanto, todos los puntos en dicho espacio deberían tener propiedades idénticas.

Esta configuración resulta en un total de  $4 \times 3 \times 3 \times 3 \times 3 \times 4 = 1296$  ejecuciones del experimento, donde cada ejecución del experimento evalúa un perfil de negociación. En el escenario monótono, se ejecutan ocho negociaciones para cada pareja de funciones de utilidad CES, lo que da un total de 32 negociaciones. En los escenarios no monótonos, se ejecutan tres negociaciones para pareja de funciones de utilidad, lo que lleva a un total de 30 negociaciones.

Se ha medido la distancia de las utilidades resultantes de cada negociación con respecto a la frontera de Pareto (distancia de Pareto), la tasa de fallos, el tiempo de negociación y el número de rondas en la negociación. Para el cálculo de la frontera de Pareto, se ha empleado de nuevo un optimizador genético multiobjetivo. Para el análisis de las distintas medidas obtenidas en los experimentos, se emplea un análisis ANOVA de seis factores y  $N$  vías con efectos fijos, o un test Kruskal-Wallis para el análisis unidireccional no paramétrico de la varianza [122]. El análisis ANOVA y el análisis de Kruskal-Wallis determinan si hay diferencias entre las medias de las variables medidas de los diferentes perfiles de negociación (por ejemplo, para los distintos niveles de los factores). Para la comparación de las distintas medias, se emplea un test Tukey-Kramer [122] y se representan los resultados usando comparación de tests múltiple. Un diagrama de este tipo representa en el eje vertical los distintos factores que se desea evaluar y en el eje horizontal las medias de las medidas evaluadas. Para una combinación de parámetros dada (un nivel de los factores), el círculo y la línea horizontal representan el valor medio y el intervalo de confianza, respectivamente. En la Figura 9 se muestran varios diagramas de comparación múltiple para la distancia de Pareto. La Figura 9d representa distintas combinación de niveles de los factores  $m$  y  $ath$ , y sus correspondientes valores de distancia de Pareto media.

Para todos los experimentos, se intenta aplicar en primer lugar un análisis ANOVA para efectos de interacción en tres sentidos. A continuación, se aplica un procedimiento iterativo para omitir los términos de interacción cuyo valor de  $p$  sea mayor de 0.05, lo que indicaría que son no significativos. Estos términos no significativos se incluirán dentro del término de error. Para validar el modelo ANOVA, se emplea un diagrama de probabilidad normal para verificar la normalidad residual. Para validar la homogeneidad de la varianza, se representan los residuos frente a sus valores previstos correspondientes, y los residuos frente a los niveles de los factores. Si estas representaciones no satisfacen la hipótesis de la varianza, se verifica que el cociente de las varianzas residuales entre los distintos grupos no supera un cociente 3:1. Si las hipótesis no se confirman, se prueba con transformaciones logarítmicas, de raíz cuadrada y de rango. Esta última transformación calcula los rangos de los valores en la variable dependiente. Si alguno de los valores está enlazado, se calcula su rango medio. Si el modelo sigue sin ser válido tras aplicar las transformaciones, se restringe el análisis a un análisis de la varianza Kruskal-Wallis unidireccional. En estos casos, una buena estrategia para añadir información al análisis de la varianza consiste en representar los histogramas correspondientes y obtener conclusiones de ellos. Para el análisis de los tiempos de negociación y el número de rondas de negociación se aplicará este método. Para simplificar la presentación de los resultados, se omiten los diagramas de validación de los modelos y se incluyen solo los diagramas Tukey-Kramer más significativos: aquellos diagramas que muestran los resultados más significativos en términos del rendimiento del efecto medido, tasa de fallos, distancia de Pareto, tiempo de

Parámetro	Suma Cuadrados	d.f.	Media Cuadrados	F	Prob > F
$m$	4.575	3	1.52486	569.83	0
$\tau_a$	0.031	2	0.01534	5.73	0.0032
$\tau_r$	0.017	2	0.00867	3.24	0.0392
$m \times ath$	0.048	6	0.00797	2.98	0.0066
$m \times \tau_a$	0.048	6	0.00804	3.01	0.0061
$m \times \tau_r$	0.049	6	0.00812	3.03	0.0058
Error	110.91	41446	0.00268		
Total	116.156	41471			

Tabla 5. Tabla ANOVA para la distancia de Pareto en los escenarios CES estáticos

negociación o número de rondas. Las tablas ANOVA que se muestran se han obtenido a partir del procedimiento iterativo descrito que agrupa los términos no significativos en el término de error.

### 3.5.2. Resultados

#### 3.5.2.1. Funciones CES, estrategia de concesión estática

*Tasa de fallos.* La tasa de fallos es igual a cero.

*Distancia de Pareto.* La Tabla 5 muestra que la distancia a la frontera de Pareto depende de la profundidad de búsqueda  $m$ , los parámetros de curvatura  $\tau_a$  y  $\tau_r$ , el umbral de aceptación  $ath_{r_1}$ . Sin embargo, el parámetro  $qthf$  no tiene influencia en los resultados. La explicación de esto reside en que el oponente acepta rápidamente las ofertas y no se activa el mecanismo de solicitud de desplazamiento. Finalmente, los diagramas de test Tukey-Kramer muestran que el parámetro más significativo es la profundidad de búsqueda, y que las interacciones de dos factores no proporcionan una mejora significativa en los resultados.

*Tiempo de negociación.* La Figura 10a muestra un histograma de los tiempos de negociación para el conjunto de datos completo, y la Figura 10b para aquellas negociaciones en las que  $m=10$ . Es interesante observar que en la Figura 10a hay cuatro picos, que se deberían corresponder con las distribuciones de los tiempos de negociación para las distintas profundidades de búsqueda. El test ANOVA unidireccional no paramétrico confirma la fuerte influencia de la profundidad de negociación en el tiempo de negociación. En la Figura 11 se muestra la comparación múltiples de los rangos de los tiempos medios de negociación. El resto de experimentos se ha realizado para un valor  $m=10$ , que es el valor de la profundidad de negociación para el que los negociadores alcanzan los mejores resultados. La tabla ANOVA para la transformación de los rangos del tiempo de negociación se muestra en la Tabla 6, y en la Figura 12 se presentan los tests de comparación múltiple más significativos. El tiempo de negociación mejora para la distribuciones de umbrales de aceptación ( $\tau_a = \{10, 20\}$ ) y para una distribución más densa en las regiones de tamaños menores ( $\tau_r = 2$ ).

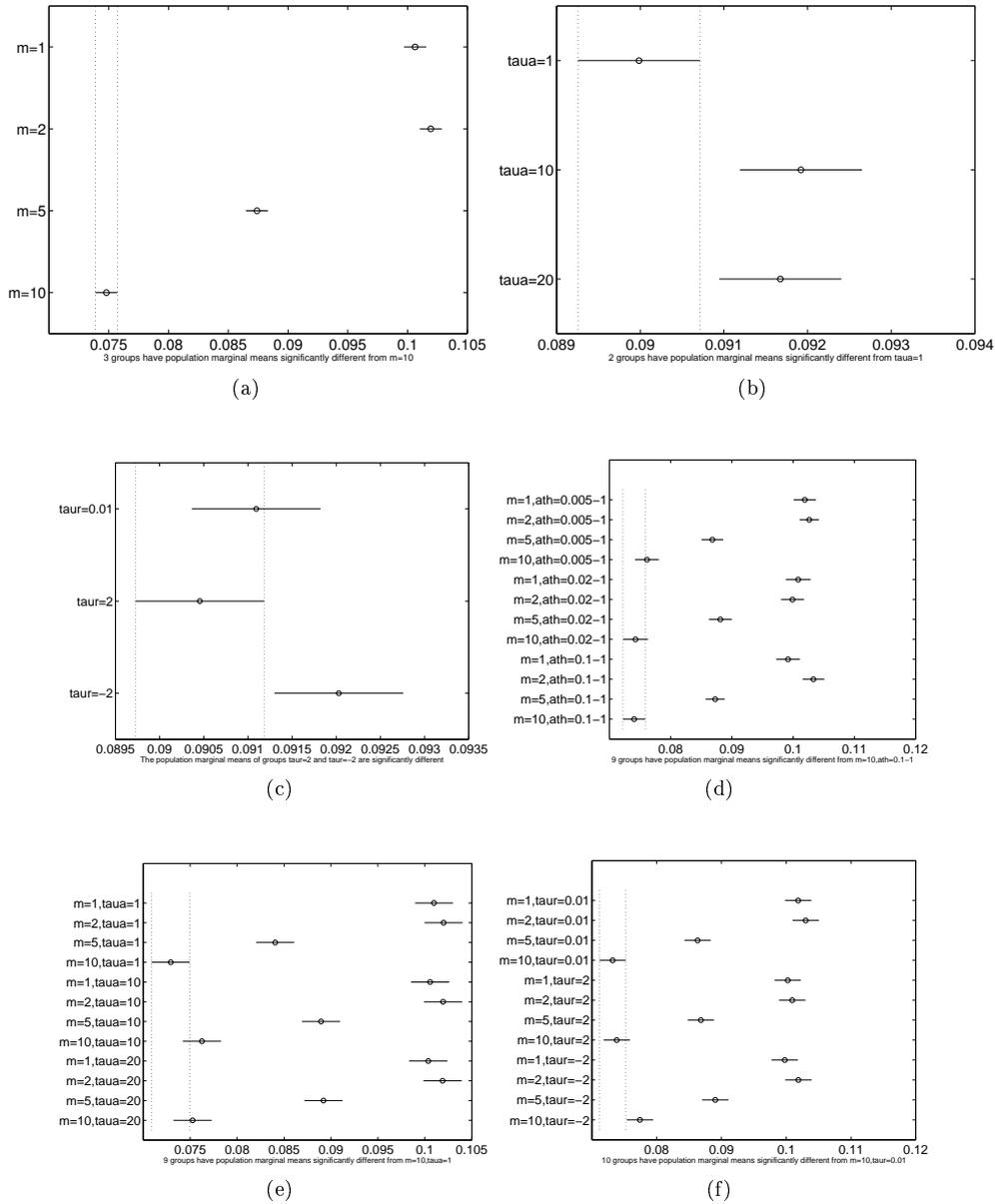


Figura 9. Tests de Comparación Múltiples Tukey-Kramer para la distancia de Pareto en escenarios CES estáticos

*Rondas de negociación.* Se ha realizado un análisis sobre el conjunto completo de datos. En la tabla 7 se recoge los resultados de la profundidad de búsqueda frente al número de rondas, que muestra como el número de rondas es proporcional a la profundidad de búsqueda. Por ejemplo, cuando la profundidad de búsqueda es 10, durante 10327 tests de negociación, se alcanza un acuerdo en 10 rondas de negociación.

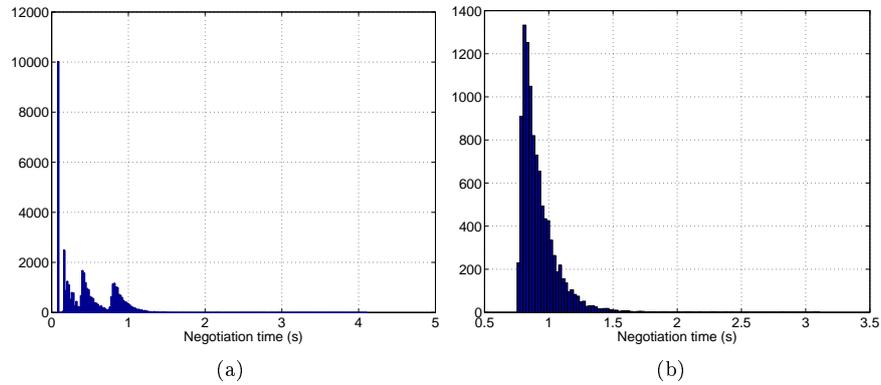


Figura 10. Histogramas del Tiempo de Negociación para el conjunto completo de datos (a) y para las negociaciones donde  $m = 10$  (b) en escenarios CES Estáticos

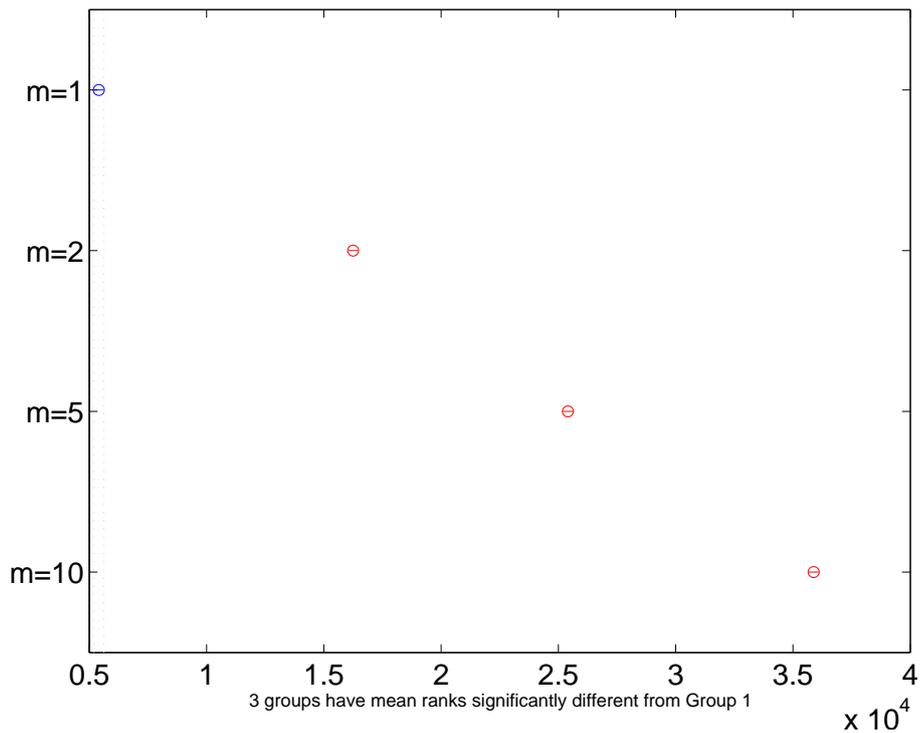


Figura 11. Test de Comparación Múltiple no Paramétrico de la media de los rangos del tiempo negociación frente a la profundidad de búsqueda  $m$  en escenarios CES estáticos

### 3.5.2.2. Funciones BELLc, estrategia de concesión estática

*Tasa de Fallos.* La Tabla 8 muestra la tabla ANOVA para el número de fallos para cada una de las pruebas de los perfiles de negociación. Se observa que el número de fallos depende

Parámetro	Suma Cuadrados	d.f.	Media Cuadrados	F	Prob > F
ath	3.27186e+09	2	1.63593e+09	209.74	0
$\tau_a$	7.26153e+09	2	3.63077e+09	465.49	0
$\tau_r$	6.14697e+08	2	3.07438e+08	39.4	0
nbth	2.16313e+08	3	7.21044e+07	9.24	0
$ath \times \tau_a$	1.36515e+08	4	3.41288e+07	4.38	0.0016
$\tau_a \times \tau_r$	6.46903e+08	4	1.61726e+08	20.73	0
Error	8.07282e+10	10350	7.79983e+06		
Total	9.2876e+10	10367			

Tabla 6. Tabla ANOVA para la distancia de Pareto en los escenarios CES estáticos

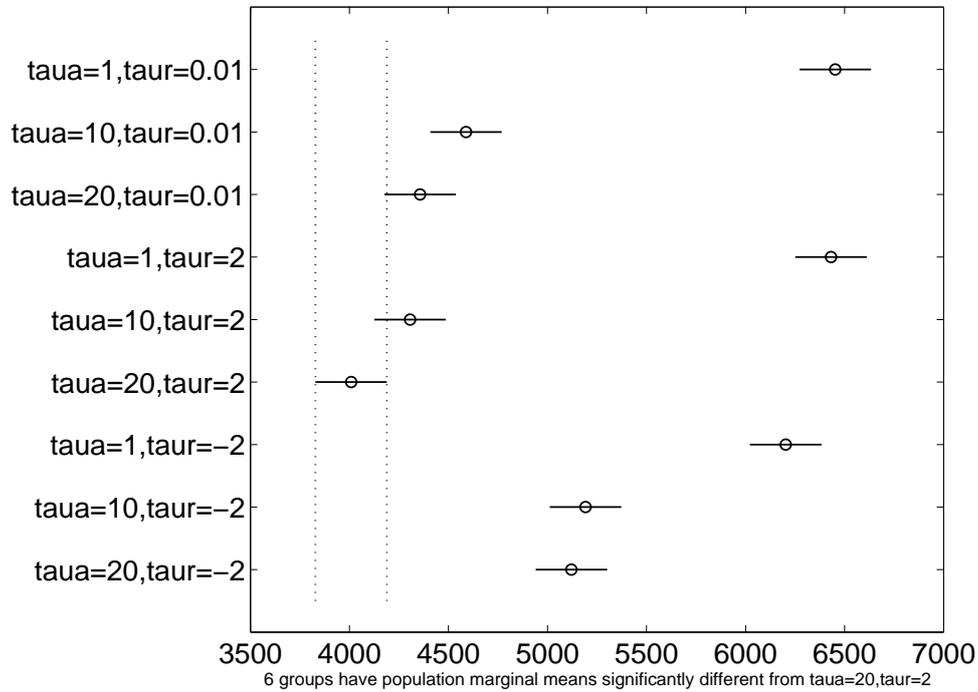


Figura 12. Tests de Comparación Múltiple Tukey-Kramer para el tiempo de negociación en escenarios CES Estáticos y  $m = 10$

Tabla 7. Profundidad de Búsqueda frente al Número de Rondas en los Escenarios CES con Estrategia Estática

m	Rondas							
	1	2	3	5	6	7	10	11
1	10356	12	0	0	0	0	0	0
2	0	10351	17	0	0	0	0	0
5	0	0	0	10328	38	2	0	0
10	0	0	0	0	0	0	10327	41

Parámetro	Suma Cuadrados	d.f.	Media Cuadrados	F	Prob > F
m	2905.1	3	968.4	568.77	0
ath	34322.7	2	17161.3	10079.7	0
$m \times ath$	11475.1	6	1912.5	1123.32	0
Error	2186.1	1284	1.7		
Total	9.2876e+10	1295			

Tabla 8. Tabla ANOVA para la tasa de fallos en los escenarios BELLc estáticos

de la profundidad de búsqueda  $m$  y del umbral de aceptación  $ath$ , y que ambos parámetros interactúen. Para evaluar la influencia de los valores de los parámetros en la tasa media de fallos, se ha realizado un test de comparación múltiple Tukey-Kramer. La Figura 16 muestra los diagramas de comparación múltiple más significativos. Se observa una fuerte influencia del umbral de aceptación  $ath$  en la tasa de fallos. Los mejores resultados se obtienen para  $m = \{2, 5, 10\}$  y  $ath = \{0.02 - 1, 0.005 - 1\}$ . Para esta combinación de factores, la tasa de fallos se aproxima al 0%. Si el umbral de aceptación es  $ath_{r_1} = 0.1$ , la tasa de fallos sube hasta al 50% (el número de fallos es aproximadamente 15 y el número de experimentos 30). Para los 648 perfiles de negociación en los que  $m = \{2, 5, 10\}$  y  $ath = \{0.02 - 1, 0.005 - 1\}$ , la representación del número de fallos frente al perfil de negociación arroja los siguientes resultados: 16 perfiles de negociación en los que sólo hay un fallo, tres perfiles de negociación con dos fallos, y un perfil de negociación con tres fallos.

*Distancia de Pareto.* Se ha analizado el conjunto de datos completo. Esto incluye la evaluación de la distancia de Pareto para todos los perfiles de negociación, incluidos aquellos en los que el número de fallos es alto. La Tabla 9 muestra la tabla ANOVA, y en la Figura 13 se presentan los diagramas de comparación múltiple más significativos. La tabla ANOVA muestra que la distancia de Pareto depende de la profundidad de búsqueda, la distribución de los umbrales de aceptación, y la distribución de los tamaños de las regiones. La profundidad de búsqueda interacciona con el resto de parámetros, y existe una interacción leve entre el umbral de aceptación y el factor de decrecimiento de los umbrales de aceptación. Si se observan los diagramas de comparación múltiple, se puede afirmar que los mejores resultados se obtienen para  $m=10$  y  $\tau_a = 1$ . En la Figura 13a se observa el buen rendimiento en términos de la distancia de Pareto cuando  $ath = 0.1 - 1$ . Sin embargo, y tal y como refleja el análisis del número de fallos, un umbral de aceptación elevado para regiones de mayor tamaño ( $ath_{r_1}$ ) impacta negativamente en la tasa de fallos.

*Tiempo de Negociación.* El análisis ANOVA unidireccional no paramétrico confirma la fuerte influencia de  $m$  en el tiempo de negociación. Para evaluar el tiempo de negociación, se considera el conjunto de datos completo, con todos los perfiles de negociación, para a continuación restringir la evaluación a los perfiles de negociación donde se obtienen los mejores

Parámetro	Suma Cuadrados	d.f.	Media Cuadrados	F	Prob > F
m	135.14	3	45.0456	1584.95	0
ath	25.37	2	12.6857	446.35	0
$\tau_a$	29	2	14.4979	510.11	0
$\tau_r$	2.67	2	1.3338	46.93	0
$m \times ath$	13.92	6	2.3199	81.63	0
$m \times \tau_a$	32.55	6	5.4249	190.88	0
$m \times \tau_r$	3.99	6	0.6656	23.42	0
$ath \times \tau_a$	1.38	4	0.3456	12.16	
Error	955.74	33628	0.0284		
Total	1187.87	33659			

Tabla 9. Tabla ANOVA para la distancia de Pareto en los escenarios CES estáticos

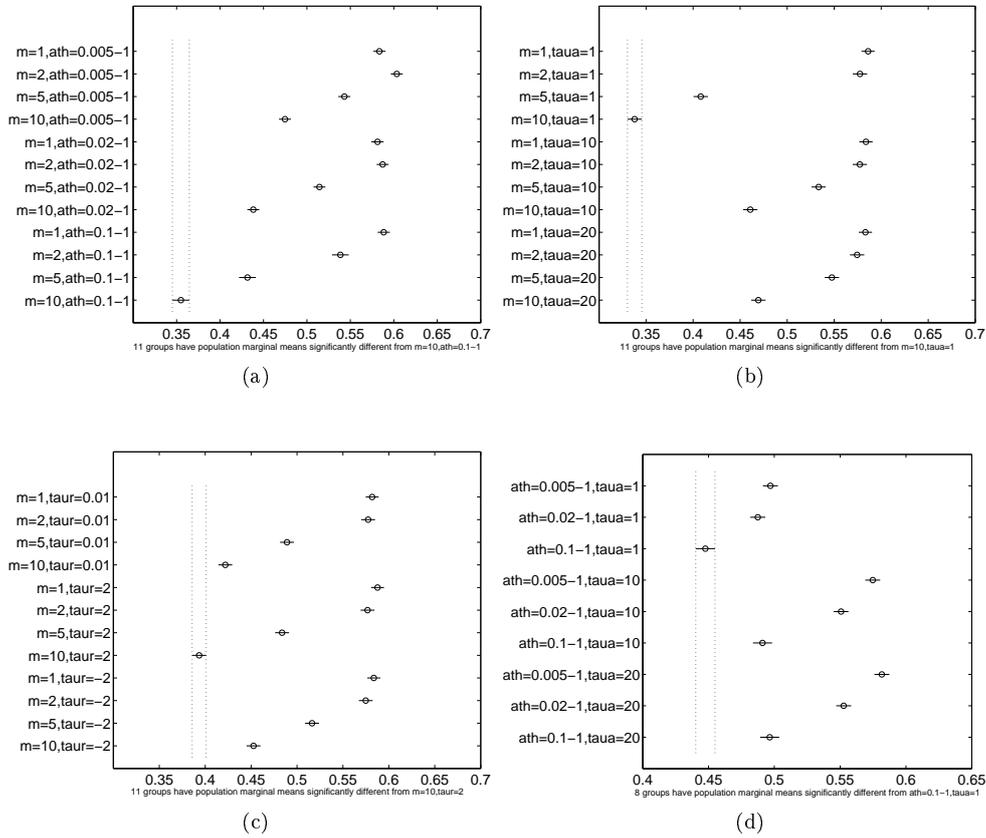


Figura 13. Tests de Comparación Múltiple más significativos para la distancia de Pareto en escenarios BELLc con Estrategia Estática y para el conjunto de datos completo

resultados en términos de tasa de fallos y distancia de Pareto. La Figura 14a muestra el histograma de tiempos de negociación para el conjunto de datos completo, y la Figura 14b para aquellas negociación con la mejor configuración ( $m=10, ath=\{0.02-1, 0.005-1\}, \tau_a = 1$ ). Para

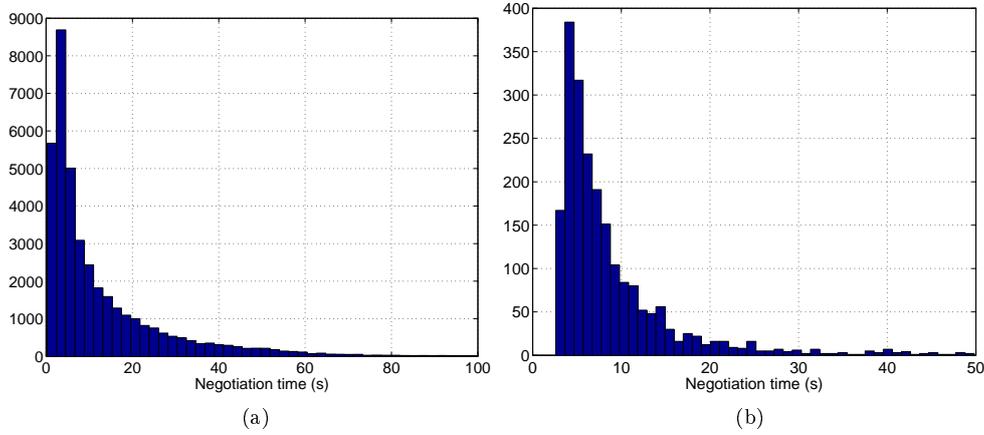


Figura 14. Histogramas del tiempo de negociación en escenarios BELLc con estrategia estática: (a) para el conjunto completo de datos; y (b) para  $m = 10$ ,  $ath = \{0.02 - 1, 0.005 - 1\}$ ,  $\tau_a = 1$

esta última configuración, se observa que el tiempo medio de negociación es de aproximadamente 5 segundos, y que la mayoría de las negociaciones tienen una duración inferior a 10 segundos. Por último, y para el caso de la mejor configuración en términos de tasa de fallos, distancia de Pareto y tiempo negociación, el test ANOVA de tres vías para la transformación del rango del tiempo de negociación no muestra dependencias en los factores  $qthf$ ,  $\tau_r$  y  $nbth$ .

*Rondas de Negociación.* La Figura 15 muestra los histogramas de las rondas de negociación para las siguientes configuraciones:

- Conjunto de datos completo.
- La mejor configuración teniendo en cuenta la tasa de fallos y la distancia de Pareto ( $m = 2, 5, 10$ ,  $ath = 0.02 - 1, 0.005 - 1, \tau_a = 1$ ).

El test de comparación múltiple no paramétrico se muestra en la Figura 16. Este resultado confirma que el principal efecto en el número de rondas de negociación es la profundidad de búsqueda.

### 3.5.2.3. Resumen de Resultados

Esta sección presenta los resultados experimentales de los protocolos RBNP y SBNP. Se describen los parámetros de configuración óptimos y los resultados obtenidos para las diferentes estrategias de negociación y escenarios. Los valores son estadísticamente significativos dentro del rango  $p < 0.05$ .

*Tasa de Fallos.* La Tabla 10 resume los resultados de la tasa de fallos para los protocolos RBNP y SBNP. RBNP presenta una tasa de fallos nula para los escenarios CES y BELLs. En el escenario BELLc, un valor elevado de  $ath_{r_1}$  afecta negativamente la tasa de fallos. Para

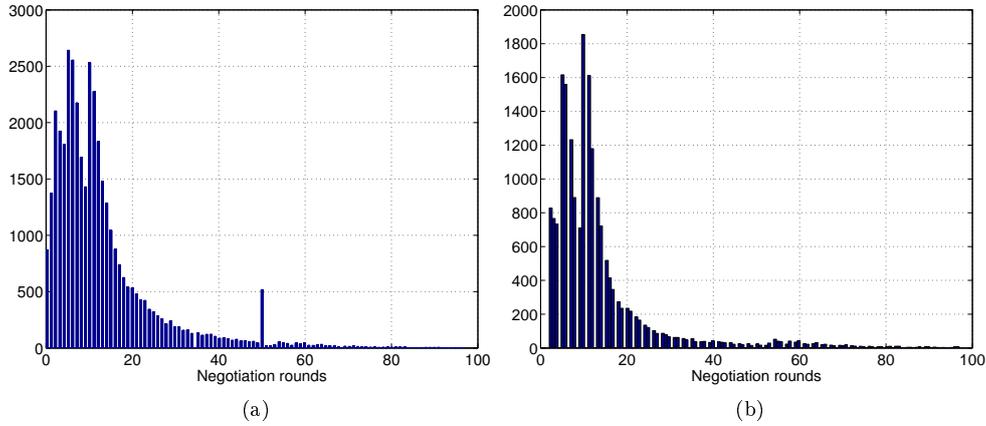


Figura 15. Histogramas del número de rondas de negociación en escenarios BELLc con estrategia estática: (a) conjunto completo de datos y (b)  $m = \{2, 5, 10\}$ ,  $ath = \{0.02 - 1, 0.005 - 1\}$ ,  $\tau_a = 1$

umbrales de aceptación  $ath_{r_1}$  y profundidades de búsqueda  $m = 2, 5, 10$  la tasa de fallos cae hasta el 0%. El rendimiento de SBNP es bueno en los escenarios CES pero empeora drásticamente para los entornos no monótonos.

*Distancia de Pareto.* La Tabla 11 muestra los resultados de los protocolos RBNP y SBNP. En RBNP, la distancia de Pareto mejora con el incremento de la profundidad de búsqueda. Para las estrategias de concesión adaptativa y monótona, la activación del umbral de calidad  $qthf$  mejora los resultados. Cuando se emplea la estrategia estática, las ofertas de los agentes son aceptadas rápidamente por los oponentes. Esto que quiere decir que el mecanismo de solicitud de movimiento apenas se activa y por tanto  $qthf$  tiene poca influencia en el proceso de negociación. Si tomamos en consideración la tasa de fallos y las medidas de la distancia de Pareto, una configuración adecuada podría ser la siguiente:

- Profundidad de búsqueda  $m$  elevada
- Activación de la solicitud de movimiento de ofertas ( $qthf=0.5$ )
- Umbrales de aceptación bajos para los hilos de regateo de mayor tamaño ( $ath_{r_1} = 0.5\%$ )
- Distribución más densa de regiones de menor tamaño ( $\tau_r = 2$ )
- Distribución cuasilineal de los umbrales de aceptación ( $\tau_a = 1$ )

El rendimiento de SBNP y RBNP es bastante similar para los escenarios CES. Para los escenarios BELLs, SBNP se comporta mucho peor que RBNP, con una tasa de fallos de un 60% y resultados de distancia de Pareto muy pobres. En los escenarios BELLc, SBNP no funciona.

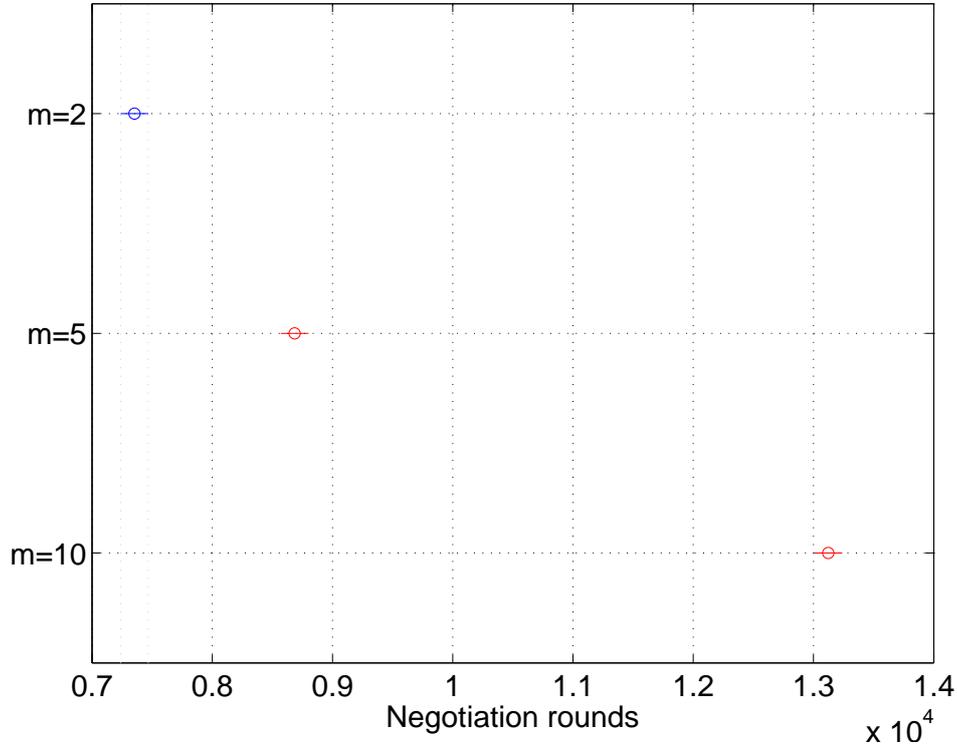


Figura 16. Test de Comparación Múltiple no paramétrico de la media del número de rondas frente a la profundidad de búsqueda  $m$  en escenarios BELLC con estrategia estática y configuración  $m = \{2, 5, 10\}$  y  $ath = \{0.002 - 1, 0.005 - 1\}$

*Tiempo de Negociación y Número de Rondas.* La Tabla 12 muestra los tiempos de negociación y el número de rondas para los protocolos RBNP y SBNP. El factor con más influencia en el tiempo de negociación es la profundidad de búsqueda. Valores bajos de  $ath_{r_1}$  mejoran el rendimiento con la excepción del escenario CES-Adaptativo. Valores elevados de  $\tau_r$  mejoran el rendimiento cuando definen una distribución más densa en la zona de regiones de menor tamaño, por ejemplo,  $\tau_r = 2$ .

El número de rondas de negociación está influenciado principalmente por la profundidad de búsqueda y la estrategia de concesión. El número de rondas se incrementa con la profundidad de búsqueda y con el nivel de competitividad de las estrategias de los agentes. Para finalizar, la Tabla 13 resume las mejores configuraciones en los distintos escenarios para la distintas estrategias posible. Para considerar un configuración como óptima, se ha seleccionado la tasa de fallos como la medida más relevante, a continuación la distancia de Pareto y en último lugar el tiempo de negociación. Para simplificar la caracterización de los distintos factores, se han empleado valores cualitativos ('alta', 'media' y 'baja') para definir tendencias

Tabla 10. Tasa de Fallos para los protocolos RBNP y SBNP

Tasa de Fallos		
CES		
<b>RBNP-Estático</b>	0 %	
<b>RBNP-Adaptativo</b>	0 %	
<b>RBNP-Monótono</b>	0 %	
<b>SBNP</b>	0 %	
BELLs		
<b>RBNP-Estático</b>	0 %	
<b>RBNP-Adaptativo</b>	0 %	
<b>RBNP-Monótono</b>	0 %	
<b>SBNP</b>	60 %	
BELLc		
<b>RBNP-Estático</b>	50 % para $ath=0.1-1$	0 % para $m=2,5,10$ $ath=0.02-1,0.005-1$
<b>RBNP-Adaptativo</b>	50 % para $ath=0.1-1$	0 % para $m=2,5,10$ $ath=0.02-1,0.005-1$
<b>RBNP-Monótono</b>	70 % para $ath=0.1-1$	0 % para $m=2,5,10$ $ath=0.005-1$
<b>SBNP</b>	-	96 %

Tabla 11. Distancia de Pareto para los protocolos SBNP y RBNP

Distancia de Pareto		
CES		
<b>RBNP-Estático</b>	$m=10$	0.0748
<b>RBNP-Adaptativo</b>	$m=10$ $qthf=0.5,1$	0.0422
<b>RBNP-Monótono</b>	$m=10$ $qthf=0.5,1$	0.03416
<b>SBNP</b>		0.0424
BELLs		
<b>RBNP-Estático</b>	$m=10$ and $\tau_a = 1$	0.3232
<b>RBNP-Adaptativo</b>	$m=10$ $qthf=0.5$	0.2071
<b>RBNP-Monótono</b>	$m=10$ $qthf=0.5$	0.1401
<b>SBNP</b>		0.4598
BELLc		
<b>RBNP-Estático</b>	$m=10$ $ath=0.02-1,0.005-1$ $\tau_a = 1$	0.3414
<b>RBNP-Adaptativo</b>	$m=10$ $ath=0.02-1,0.005-1$ ( $qthf=0.5$ o $\tau_a = 1$ )	0.2773
<b>RBNP-Monótono</b>	$m=10$ $ath=0.005-1$ $qthf=0.5,1$	0.2176
<b>SBNP</b>		-

en los valores. En los casos donde un factor no tiene influencia en el rendimiento del protocolo, se ha elegido un valor concreto para hacer la tabla lo más general posible. En escenarios de negociación monótonos, los agentes se comportan bien para umbrales de aceptación con funciones convexas (por ejemplo,  $\tau_a = 20$ ) y umbrales iniciales de aceptación elevados. Únicamente en aquellos casos en que los agentes empleen estrategias monótonas, deberían reducir el valor de  $ath_{r_1}$ . En escenarios no monótonos,  $ath_{r_1}$  debe tomar un valor pequeño para evitar fallos de negociación en los hilos de regateo de mayor tamaño. Con las estrategias adaptativas y monótonas los agentes se comportan mejor con umbrales de aceptación de acuerdo a funciones convexas ( $\tau_a = 20$ ). Sin embargo, con la estrategia estática es mejor emplear funciones cuasilineales.

Tabla 12. Tiempo de Negociación y Número de Rondas de Negociación para los Protocolos SBNP y RBNP

		Tiempo	Rondas
CES			
<b>RBNP-Estático</b>	(m=10 $\tau_a = 10, 20$ $\tau_r = 10, 20$ )	0.8583	10
<b>RBNP-Adaptativo</b>	m=10 qthf=0.5 ath=0.1-1 $\tau_r = 2$	1.2320	15
<b>RBNP-Monótono</b>	m=10 qthf=0.5,1 (ath=0.005-1 o $\tau_a = 10, 20$ )	5.4536	30
<b>SBNP</b>		16.604	9
BELLs			
<b>RBNP-Estático</b>	m=10 taua=1	4.2635	15
<b>RBNP-Adaptativo</b>	m=10 qthf=0.5 (ath=0.02-1, 0.005-1 o $\tau_a = 10, 20$ )	5.3643	20
<b>RBNP-Monótono</b>	m=10 qthf=0.5 ath=0.005-1 $\tau_a = 10, 20$	45.2966	60
<b>SBNP</b>		54.829	5
BELLc			
<b>RBNP-Estático</b>	-	6.7232	60
<b>RBNP-Adaptativo</b>	m=10 ath=0.005-1 (qthf=0.5 o $\tau_a = 1$ )	11.4517	60
<b>RBNP-Monótono</b>	m=2,5,10 ath=0.005-1 m=10 qthf=0.5,1 $\tau_a = 1$	52.3414	70
<b>SBNP</b>		-	-

Tabla 13. Resumen de Configuraciones para los Distintos Escenarios y Estrategias

m=alta, qthf=bajo, $\tau_r$ =alta, nbth=cualquiera	ath	$\tau_a$
<b>CES-Estático</b>	Alto	Alto
<b>CES-Adaptativo</b>	Alto	Alto
<b>CES-Monótono</b>	Bajo	Alto
<b>BELLs-Estático</b>	Bajo	Bajo
<b>BELLs-Adaptativo</b>	Bajo	Alto
<b>BELLs-Monótono</b>	Bajo	Alto
<b>BELLc-Estático</b>	Bajo	Bajo
<b>BELLc-Adaptativo</b>	Bajo	Alto
<b>BELLc-Monótono</b>	Bajo	Alto

### 3.5.2.4. Número de Atributos y Profundidad de Búsqueda en RBNP

En los apartados anteriores se ha obtenido la mejor configuración de los parámetros de negociación para las distintas estrategias y escenarios. Los experimentos muestran que la profundidad de búsqueda y las estrategias de concesión juegan un papel clave en el rendimiento de RBNP. Es interesante evaluar el rendimiento de RBNP cuando se utilizan profundidades de búsqueda mayores que 10. A partir de las configuraciones óptimas que se muestran en la Tabla 13, se ha extendido la evaluación de RBNP para las profundidades de búsqueda  $m = \{15, 20, 25, 30, 35, 40\}$ . Además, se han realizado los experimentos para escenarios de negociación de 2, 5, 10 y 20 atributos para evaluar la escalabilidad. Las Figuras 17, 18 y 19 reflejan el rendimiento de los protocolos RBNP y SBNP para los escenarios CES, BELLs, y BELLc, respectivamente.

*CES.* Para dos atributos, SBNP se comporta ligeramente mejor que RBNP. En el gráfico de la parte superior izquierda de la Figura 17, la línea de rayas discontinuas representa la distancia a la frontera de Pareto (distancia de Pareto) del protocolo SBNP, y se observa que está por debajo de las otras líneas, lo que quiere decir que los acuerdos con SBNP están más cercanos a la frontera de Pareto. Sin embargo, y según aumenta el número de atributos (obsérvese la fila superior de la Figura 17), y para profundidades de búsqueda mayores de 10, SBNP se comporta peor comparado con RBNP-adaptativo y RBNP-monótono. En general, RBNP se comporta mejor que SBNP en escenarios monótonos. La única excepción está en el número de rondas, donde el rendimiento de SBNP es claramente mejor. Cuando se comparan las distintas estrategias en RBNP (obsérvese las tres líneas marcadas en la fila superior de la Figura 17), las medidas de la distancia de Pareto son mejores con RBNP-monótono, y esto se hace más evidente cuando el número de atributos aumenta. El peor resultado en términos de la distancia de Pareto se obtiene, tal y como era esperable, con la estrategia estática, donde los agentes no compiten para niveles aspiracionales de elevada utilidad. El protocolo RBNP-adaptativo obtiene resultados ligeramente peores que aquellos obtenidos con RBNP-monótono. Sin embargo, el rendimiento en términos de tiempo de negociación y el número de rondas con la estrategia adaptativa es mucho mejor (obsérvese la segunda y tercera filas en la Figura 17). Otro resultado esperado es que el incremento del número de atributos conlleva que los agentes necesitan negociar en mayores profundidades de búsqueda para obtener buenos resultados. Esto queda claro si se observa los gráficos de la distancia de Pareto en la Figura 17, donde se puede ver que para 2, 5 y 10 atributos, la distancia de Pareto mínima se obtiene para una profundidad de búsqueda de 15 y superior, mientras que para 20 atributos el valor mínimo se obtiene para una profundidad de búsqueda de 35 y superior. Sin embargo, y para un escenario dado, existe un valor óptimo de profundidad de búsqueda tal que no existe ningún beneficio en usar un valor superior. Si se considera que existe un compromiso entre la profundidad de búsqueda y tiempo de negociación, es conveniente emplear ese valor de profundidad de búsqueda. Un valor de profundidad de búsqueda entre 10 y 20 parece un buen compromiso entre distancia de Pareto, tiempo y número de rondas. Otra propiedad interesante de RBNP en escenarios CES es que el tiempo de negociación no depende significativamente del número de atributos bajo negociación. Para finalizar, se puede observar que ninguno de los protocolos de negociación falla en el escenario CES (fila inferior de la Figura 17).

*BELLS.* La Figura 18 muestra los resultados para el escenario BELLS. En general, se puede observar que el rendimiento de SBNP empeora. Para 10 y 20 atributos, la tasa de fallos es de un 60 % y un 100 %, respectivamente. Para 2, 5 y 10 atributos la distancia de Pareto y los tiempos de negociación son sensiblemente peores que para RBNP. Al igual que en los escenarios CES, la única excepción es el número de rondas, donde SBNP es significativamente mejor.

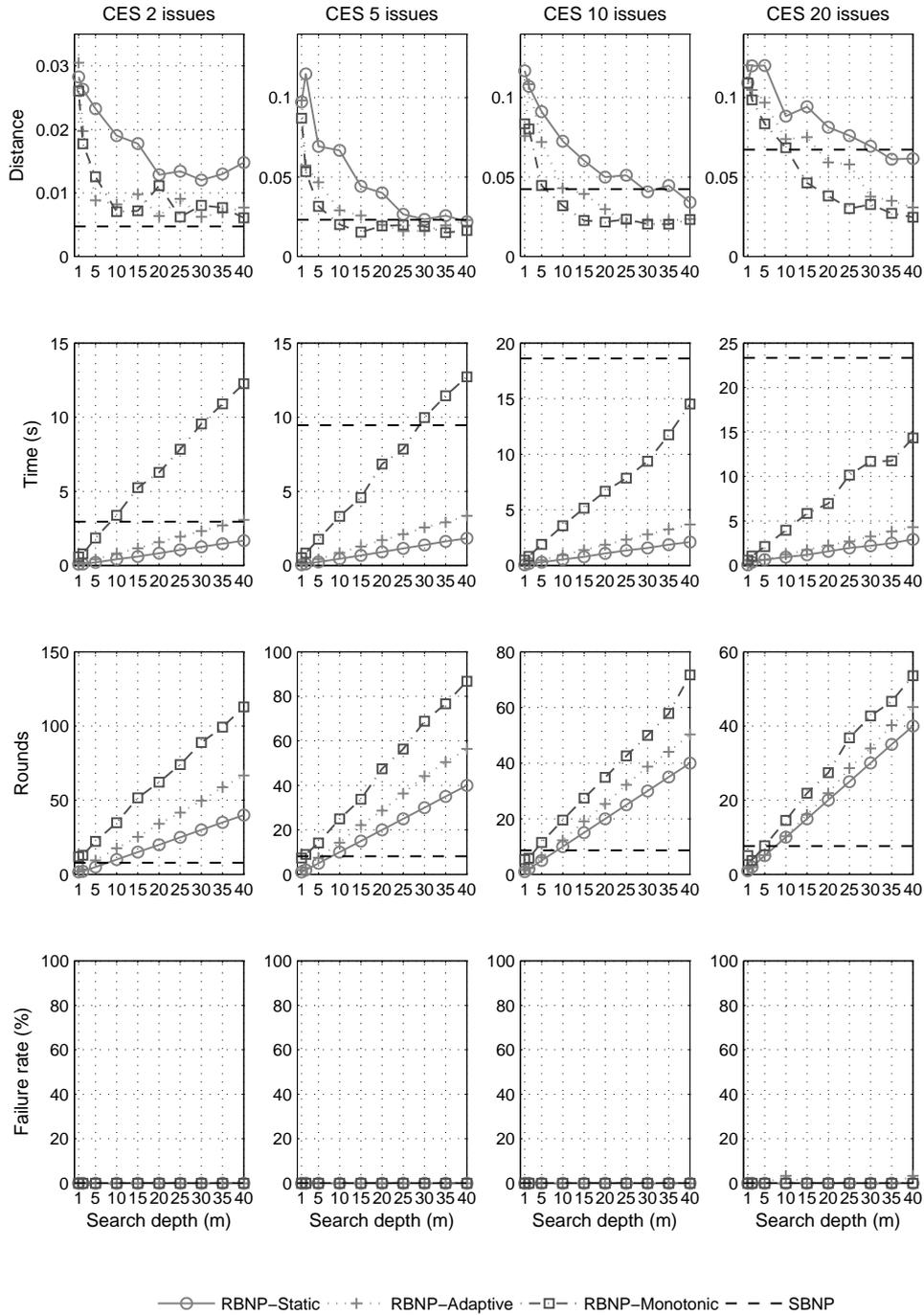


Figura 17. Rendimiento de SBNP, RBNP-Estático, RBNP-Adaptativo y RBNP-Monótono como función de la profundidad de búsqueda y el número de atributos en el escenario BELLS

Cuando se comparan las distintas estrategias de concesión en RBNP, se observa que las medidas de la distancia de Pareto son bastante similares con las estrategias adaptativa y monótona y que, al igual que en los escenarios CES; el rendimiento de RBNP-adaptativo y RBNP-monótono es sensiblemente mejor que RBNP-Estático. Además, el tiempo de negociación y el número de rondas en la estrategia adaptativa es mucho mejor que con la estrategia monótona. Así, para el caso de 20 atributos con la estrategia de concesión monótona, RBNP presenta una tasa de fallos elevada, mientras que con la estrategia adaptativa la tasa de fallos se acerca a cero. En los escenarios BELLS, un valor de profundidad de búsqueda entre 10 y 20 parece ser una buena solución de compromiso entre distancia de Pareto, tiempo y número de rondas.

*BELLc*. La Figura 19 muestra los resultados para el escenario *BELLc*. En este caso, el rendimiento del protocolo SBNP se reduce drásticamente. Así, las tasas de fallos para 2,5,10 y 20 atributos son, respectivamente, del 5 %, 28 %, 96 % y 100 % y para 2 y 5 atributos, la distancia de Pareto y el tiempo de negociación son sensiblemente peores que con RBNP. Al igual que en los escenarios CES, la única excepción está en el número de rondas, donde SBNP es significativamente mejor. Cuando se comparan las distintas estrategias en RBNP, se puede observar que los mejores rendimientos en términos de distancia de Pareto para 2, 5 y 10 atributos se obtienen cuando se emplea la estrategia monótona. Con la estrategia adaptativa, los resultados son ligeramente peores que los que se obtienen con RBNP-monótono, pero RBNP-adaptativo presenta dos ventajas: la tasa de fallos para 20 atributos está por debajo del 20 % y el tiempo de negociación y el número de rondas son significativamente menores. Del mismo modo que en los escenarios BELLS, un valor de profundidad de búsqueda entre 10 y 20 parece ser una buena solución de compromiso entre distancia de Pareto, tiempo de negociación y número de rondas.

### 3.5.3. Análisis Estratégico

Hasta este momento, se han analizado escenarios en los que los agentes empleaban las mismas estrategias de negociación. Es necesario analizar también el comportamiento del protocolo si los agentes comienzan a comportarse de forma estratégica. Para ello, se realizará un análisis de la dinámica del proceso de negociación cuando agentes con información incompleta y con distintas estrategias interactúan. Se pretende determinar qué estrategia debería adoptar un agente, si existe una estrategia dominante, y si la racionalidad individual puede conducir a situaciones de bienestar social bajo. Para medir la pérdida de eficiencia social, se empleará el concepto de precio de anarquía (*price of anarchy*, PoA). Este concepto fue introducido por Papadimitriou [132] en el contexto de encaminamiento egoísta, como una medida de la pérdida de eficiencia social debida al comportamiento no cooperativo. En un problema

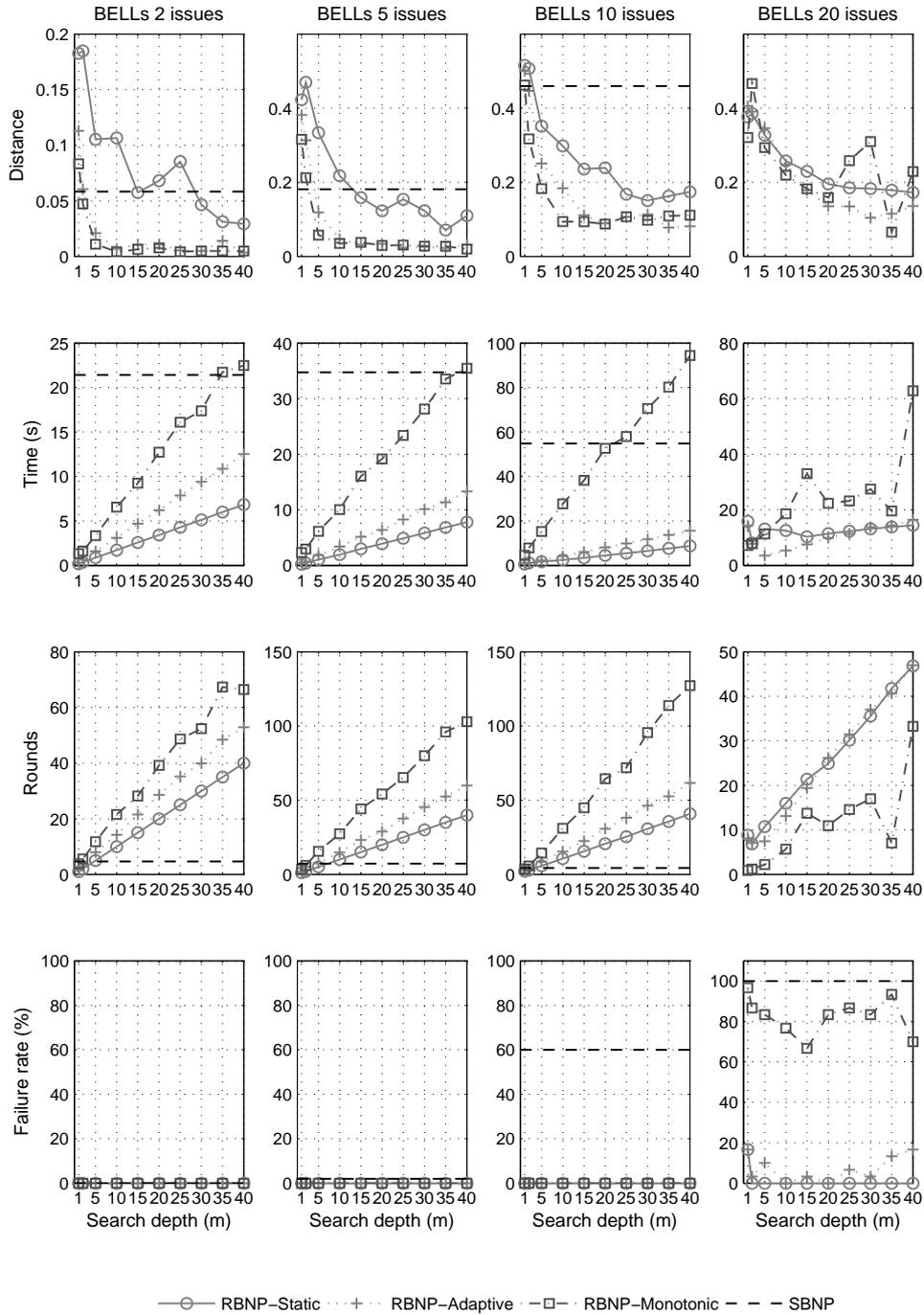


Figura 18. Rendimiento de SBNP, RBNP-Estático, RBNP-Adaptativo y RBNP-Monótono como función de la profundidad de búsqueda y el número de atributos en el escenario BELLs

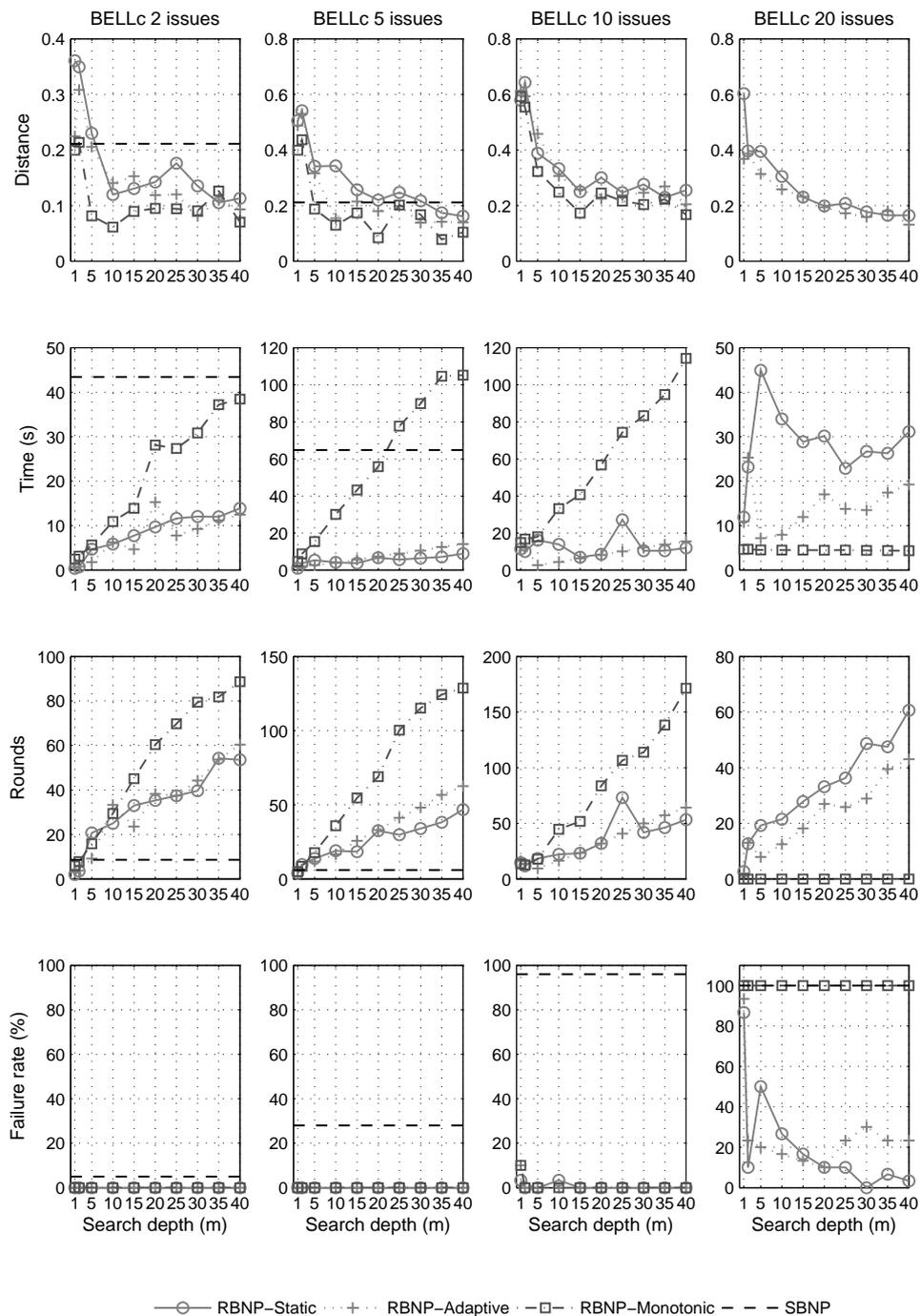


Figura 19. Rendimiento de SBNP, RBNP-Estático, RBNP-Adaptativo y RBNP-Monótono como función de la profundidad de búsqueda y el número de atributos en el escenario BELLc

de maximización del bienestar social, podemos definir el precio de anarquía de la siguiente manera:

**DEFINICIÓN 17.** El precio de anarquía (PoA) en un juego se define como el cociente entre el beneficio social del mejor resultado posible del juego y el beneficio social del peor equilibrio de Nash del juego:

$$PoA = \frac{\max_{s \in S} sw(s)}{\min_{s \in S_{Nash}} sw(s)}$$

donde  $S$  es el conjunto de todos los posibles resultados del juego,  $S_{Nash} \subseteq S$  es el conjunto de todos los posibles resultados inducidos por un equilibrio de Nash en el juego, y  $sw(s)$  es el bienestar social de un determinado resultado  $s$ .

De acuerdo con la definición anterior, PoA proporciona una indicación de la pérdida potencial en un determinado juego cuando se enfrentan agentes individualmente racionales. Un PoA de 1 indica que no hay pérdida de bienestar social, mientras que, en el otro extremo, un PoA de  $\infty$  indica que el equilibrio social mínimo para un equilibrio de Nash es cero.

En esta sección, se mide el rendimiento de RBNP cuando los agentes emplean distintas estrategias de concesión en un encuentro de negociación dado. Se evalúan los escenarios CES, BELLS y BELLC para 10 y 20 atributos. Se asume que cada agente emplea la mejor configuración de los parámetros de negociación y una profundidad de búsqueda de 20. Es interesante observar que bajo información incompleta, un agente no conoce la función de utilidad del oponente ni su estrategia de negociación. Por tanto, un agente sólo empleará su propia estrategia para seleccionar un perfil de negociación dado que desconoce la estrategia del oponente.

### 3.5.3.1. CES

La Figura 20 muestra el diagrama de cajas de las utilidades para las distintas combinaciones de estrategias en los escenarios basados en CES. Cada gráfica muestra un diagrama de cajas con una caja por cada agente negociador. Las cajas incluyen líneas para el cuartil inferior, la mediana y el cuartil superior. Los bigotes son líneas desde cada extremo de las cajas para mostrar la extensión del resto de los datos. Así, por ejemplo, la combinación *StaticAdaptive* en la esquina superior izquierda de la Figura 20a quiere decir que el agente  $A_b$  emplea una estrategia RBNP estática y el agente  $A_a$  emplea una estrategia RBNP adaptativa. En este caso, el 50% de los acuerdos caen en el rango 0.4-0.54. Esto es una evidencia de un mejor rendimiento de RBNP Adaptativo cuando se emplea contra RBNP estático.

Los resultados muestran que un agente que emplee una estrategia monótona contra las estrategias estática o adaptativa siempre recibe una mejor compensación (mayor utilidad)

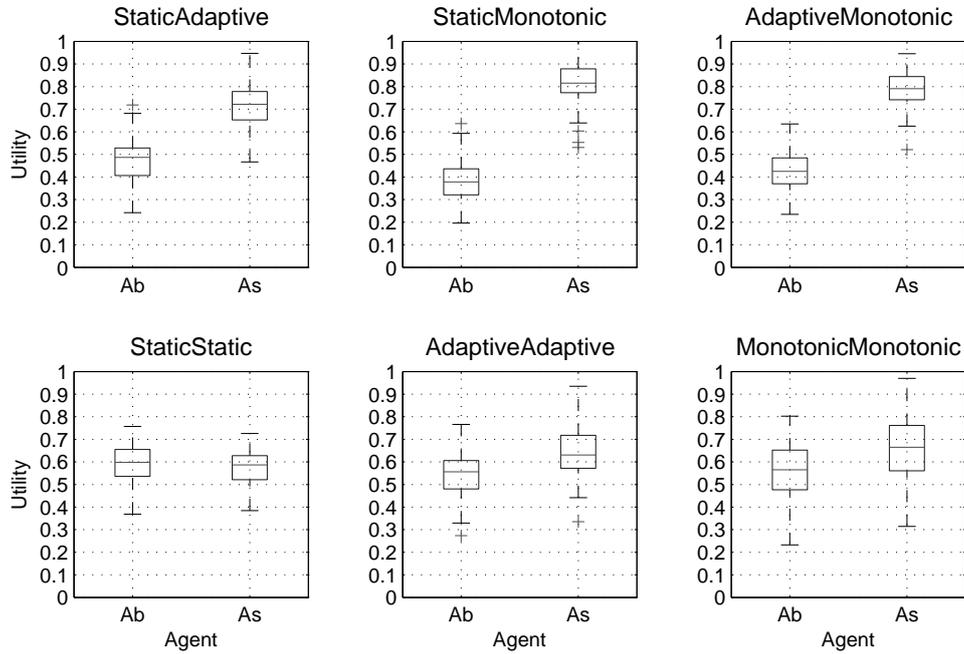
que empleando cualquier otra estrategia. Además, se puede observar que si ambos agentes emplean la estrategia monótona, no hay evidencia de un descenso en el bienestar social cuando se compara con las combinaciones estática-estática o adaptativa-adaptativa. Esto quiere decir que existe un equilibrio de Nash único en el que cada agente utiliza su estrategia monótona estrictamente. Se puede concluir que en el escenario CES, la combinación monótona-monótona es al mismo tiempo el equilibrio de Nash único y el máximo bienestar social, lo que quiere decir que su PoA es 1.

Este análisis estratégico se ha realizado desde la perspectiva de la utilidad. Si se toman en consideración el tiempo de negociación o el número de rondas, puede ser necesario que un agente adopte las estrategias estática o adaptativa para acelerar la consecución de un acuerdo, con el coste de una reducción en la utilidad de los resultados.

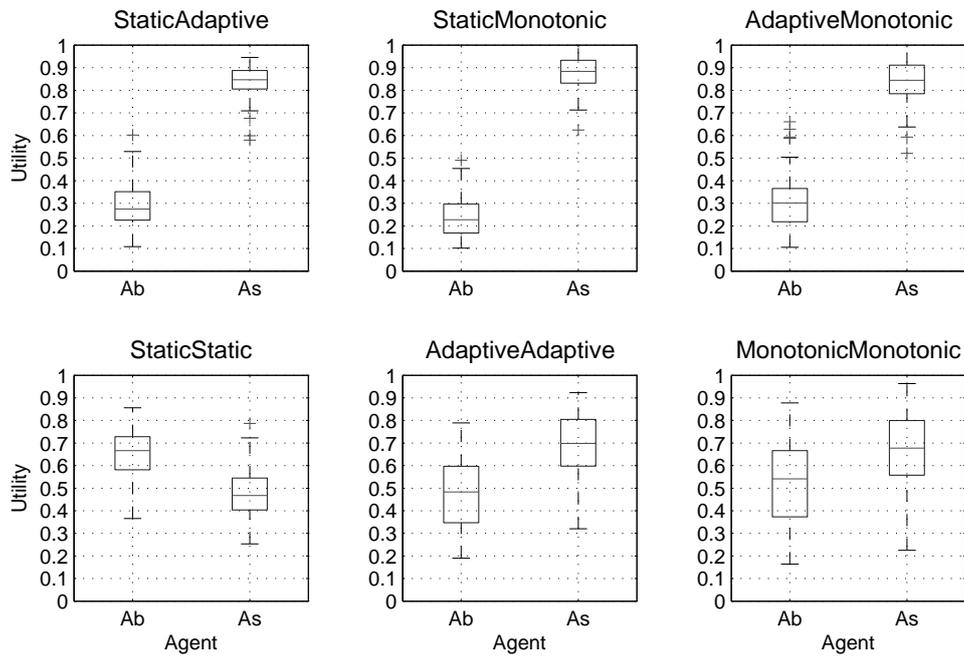
### 3.5.3.2. BELLS

Los diagramas de cajas para los escenarios BELLS se muestran en la Figura 21. Para 10 atributos, los resultados son similares a los obtenidos para el escenario CES. La estrategia dominante es emplear la estrategia monótona, con un PoA de 1.

Para 20 atributos, cuando ambos agentes emplean la estrategia monótona, la tasa de fallos es muy alta. A este respecto, conviene tener en cuenta que en el diagrama de cajas para la combinación monótona-monótona con 20 atributos en la Figura 21b se muestran valores de utilidad muy elevados pero porque no se incluyen los fallos en la negociación. Si se considera que un fallo en la negociación proporciona a los agentes una utilidad igual a 0, la matriz de ganancias para un juego con las estrategias adaptativa y monótona queda como se muestra en la Tabla 14, donde cada número representa la mediana de la utilidad. En dicha tabla no se incluye la estrategia estática porque no existe ningún beneficio individual o social en usarla. Esta matriz se conoce como juego de la gallina (*game of chicken*), y se caracteriza por la existencia de dos equilibrios de Nash, correspondientes a las parejas monótona-adaptativa. No existe una estrategia dominante, lo que quiere decir que la estrategia óptima para un agente depende la estrategia del oponente. Si el oponente usa la estrategia adaptativa, el agente debería jugar la estrategia monótona, y si el oponente juega la estrategia monótona, el agente debería jugar la adaptativa. Sin embargo, si los agentes no conocen las estrategias que jugarán los oponentes, son las actitudes ante el riesgo de los mismos las que desempeñarán un papel clave. Un agente tendente al riesgo puede emplear la estrategia monótona, aceptando el riesgo de fallo de la negociación, pero con la probabilidad de obtener la recompensa más elevada si el otro agente emplea la estrategia adaptativa. En el otro extremo, un agente que desea evitar el riesgo debería adoptar la estrategia adaptativa para obtener al menos un resultado de como mínimo 0.2. Por último, para la suma de las utilidades,  $PoA = \frac{0.5+0.5}{0.6+0.2} = 1.25$ , y para el producto de las utilidades  $PoA = 2.08$ .

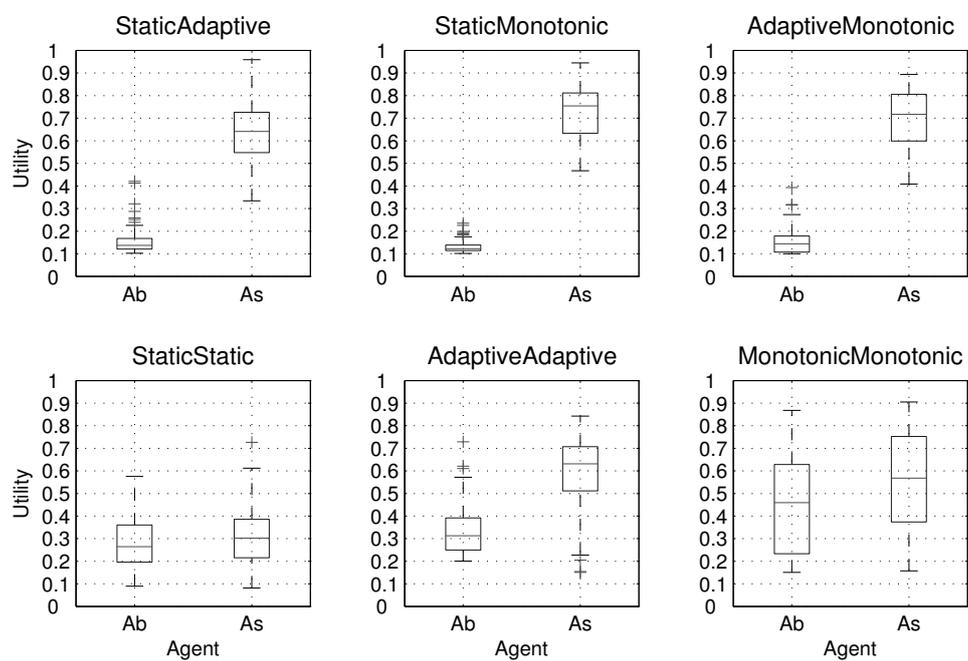


(a) 10 atributos

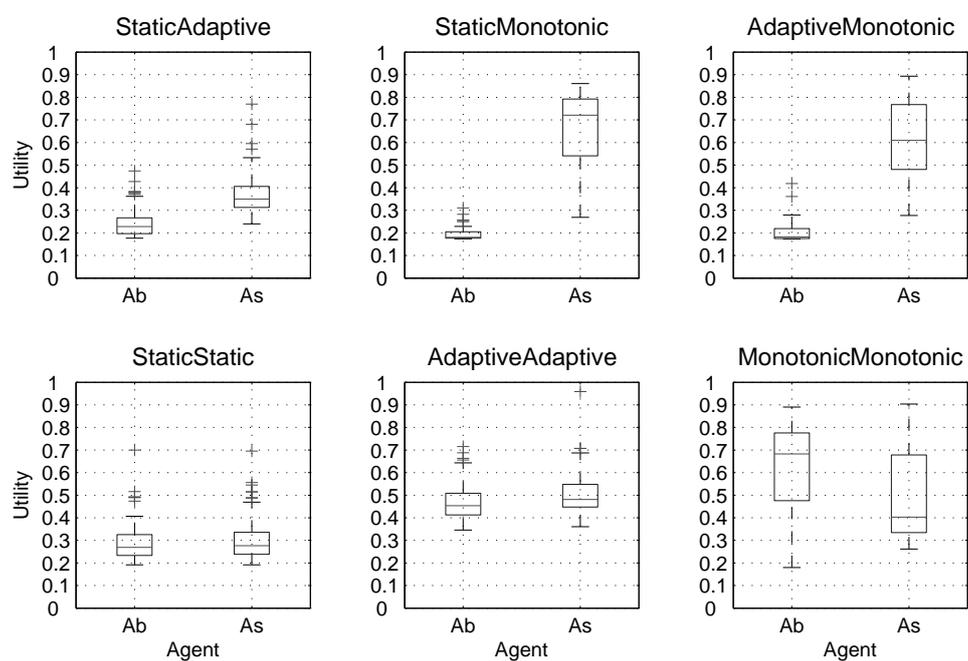


(b) 20 atributos

Figura 20. Diagramas de Cajas de las Utilidad para las distintas Pares de Estrategias en los escenarios CES



(a) 10 Atributos



(b) 20 atributos

Figura 21. Diagramas de cajas de las utilidades para las distintas parejas de Estrategias en los escenarios BELLS

Tabla 14. Matriz de Ganancia para las Estrategias Adaptativas y Monótonas en el Escenario BELLS con 20 atributos

	$A_b$ Adaptativo	$A_b$ Monótono
$A_s$ Adaptativo	0.5	0.6
$A_b$ Monótono	0.2	0

### 3.5.3.3. BELLc

La Figura 22 muestra los diagramas de cajas de las utilidades para el escenario BELLc. Para 10 atributos, al igual que en los escenarios CES y BELLS, la estrategia monótona es dominante, y el único equilibrio de Nash es la combinación monótona-monótona. En el escenario BELLc, con 20 atributos, la tasa de fallos es de un 100 % cuando al menos uno de los agentes adopta la estrategia monótona. La intuición detrás de esto es que en un espacio de utilidad de alta complejidad sólo los comportamientos cooperativos permiten que los agentes alcancen acuerdos. Con respecto a las estrategias estática y adaptativa, no hay una evidencia fuerte de dominancia. Sin embargo, y tal y como se puede observar en la Figura 19, los tiempos de negociación y el número de rondas son significativamente mejores con la combinación adaptativa-adaptativa.

## 3.6. Resumen y Consideraciones Finales

En este capítulo, se ha analizado el problema de la negociación automática en espacio de preferencia complejos y no monótonos. Se ha propuesto el protocolo de negociación multiatributo basado en regiones (RBNP) para negociación automática bilateral. RBNP se basa en un mecanismo de regateo recursivo no mediado que modula de forma eficiente la exploración conjunta del espacio de soluciones mediante una aproximación basada en la exploración iterativa de un conjunto de regiones de dicho espacio. Este protocolo incorpora un método para la expansión y contracción de las regiones que junto con el mecanismo de regateo permite evitar de forma eficiente zonas en las que no es posible alcanzar un acuerdo. En el análisis del protocolo, se han estudiado aspectos estratégicos, para los que los mecanismos de concesión juegan un papel determinante. Se han introducido tres estrategias de concesión distintas: una estrategia puramente cooperativa, otra puramente competitiva y otra semicooperativa, con el objeto de cubrir un amplio abanico de estrategias de los agentes.

Se ha realizado una comparación del protocolo propuesto con el protocolo de negociación multiatributo basado en similaridad (SBNP), por tratarse de un protocolo comúnmente usado en muchos modelos de negociación. En la evaluación realizada, se muestra que este protocolo

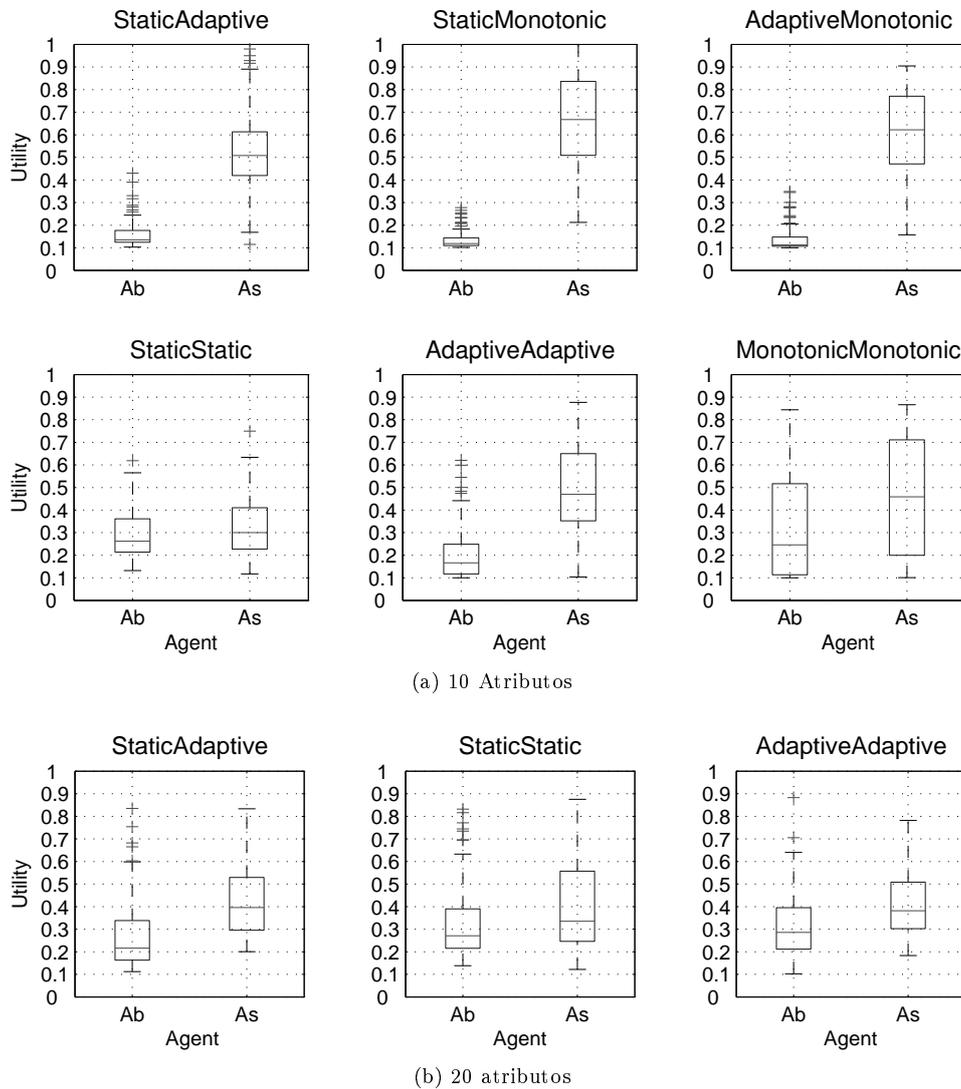


Figura 22. Diagramas de cajas de las utilidad para las distintas parejas de estrategias en los escenarios BELLc

tiene un comportamiento pobre en espacios de preferencias no monótonos. El principal problema con SBNP reside en que las concesiones de utilidad de los agentes pueden conducir a situaciones donde los ofertas de los agentes son similares pero en las que no es posible realizar concesiones adicionales (por ejemplo, porque los agentes quedan atrapados en zonas donde no es posible el acuerdo). RBNP resuelve estas situaciones haciendo uso de los mecanismos de expansión y contracción de regiones. Además, las ofertas de movimiento se han mostrado como una técnica útil para complementar las estrategias de redimensionado de las regiones, dado que permiten a los agentes expresar sus preferencias sobre las ofertas del oponente.

Esta técnica permite mejorar considerablemente los resultados en situaciones de preferencias complejas.

En el siguiente capítulo, abordaremos la extensión de los principios básicos de este protocolo al escenario multilateral. El resultado de este proceso se concreta en dos protocolos multilaterales mediados que incorporarán como característica principal la posibilidad de incluir el tipo de consenso deseado en la regla de mediación, empleando para ellos operadores de agregación ponderada.

## 4

# Protocolos de Negociación Multilateral basados en Políticas de Consenso

### 4.1. Introducción

Como se avanzaba en el capítulo 2, la mayor parte de las propuestas en negociación automática multiatributo multilateral se han centrado en la optimización de medidas concretas del bienestar social [79, 101, 102, 167]. Ejemplos de este tipo de medidas son la suma o el producto de utilidad, la utilidad mínima, etc.

Algunos trabajos [96, 48, 29] han tratado de incorporar criterios de bienestar social al proceso de búsqueda. Estos autores proponen una aproximación mediada que intenta construir mecanismos para obtener acuerdos justos mediante un proceso de exploración conjunta del espacio de negociación en direcciones que agreguen de forma equilibrada las preferencias de todos los agentes. El funcionamiento de este tipo de soluciones suele ser el siguiente. En primer lugar, el mediador propone una solución a los agentes. Los agentes evalúan entonces el gradiente de su función de utilidad en el punto indicado por el mediador y proporcionan al mediador su valor. Finalmente, el mediador propone un nuevo contrato en una dirección que se considere que equilibra adecuadamente las direcciones indicadas por todos los agentes, habitualmente en el bisector de las distintas direcciones. Si bien esta solución puede ser de utilidad en algunos casos, presenta algunas limitaciones importantes. Por un lado, esta solución sólo es aplicable cuando las funciones de utilidad son derivables y cuasi-cóncavas. Por otro lado, generalmente no se tiene en cuenta el valor absoluto del gradiente, por lo que la utilidad marginal obtenida por cada agente en cada ronda de negociación puede no corresponder a un reparto justo. Además, que los agentes revelen la magnitud del gradiente podría tener otros inconvenientes, como que el protocolo sea vulnerable a revelaciones falsas de información por parte de los agentes con objeto de influir en la dirección generada por el mediador.

## 4.2. Marco de Mediación basado en Políticas de Consenso para Negociación Multiagente

### 4.2.1. Modelo de Preferencias de los Agentes

Se pueden definir los atributos negociados como un conjunto finito de variables  $X = \{x_i | i = 1, \dots, n\}$ , donde cada atributo  $x_i$  se puede normalizar en el intervalo continuo o discreto  $d_i = \{x_i^{min}, x_i^{max}\}$ . Sin pérdida de generalidad, se puede asumir que se emplea un intervalo continuo. De acuerdo con esto, se define el dominio de negociación como  $D = [x_i^{min}, x_i^{max}]^n$ , donde un contrato estaría definido como un vector  $S = \{s_i | i = 1, \dots, n\}$  a partir de los valores de los distintos atributos. El objetivo de los agentes es acordar un contrato.

Cada agente  $i$  tendrá asociada una función de utilidad  $U_i$  que proporciona un mapeo entre cada contrato  $S$  y el valor de utilidad del mismo para el agente,  $U_i(S)$ . El único requisito estriba en que cada agente debe ser capaz de expresar sus preferencias sobre distintos contratos en la forma de una función de preferencias sobre el conjunto de alternativas posibles. La única restricción que imponemos sobre las preferencias es que sean racionales. No se impone ningún requisito adicional a esta función de utilidad.

### 4.2.2. Descripción del Protocolo de Negociación

Una vez se ha descrito el dominio de negociación y se ha establecido el conjunto de requisitos mínimos que debe verificar el modelo de preferencias de los agentes, estamos en condiciones de describir los mecanismos de interacción que constituyen el protocolo de negociación. Tal y como se ha mencionado en la introducción, se ha optado por un enfoque mediado basado en subasta. En un protocolo de negociación con mediador basado en subasta, los agentes negociadores generan un conjunto de ofertas o pujas y se las envían a un mediador, que es el encargado de encontrar una solución aceptable desde el punto de vista la maximización de cierta medida del bienestar social, usualmente el consenso unánime.

Uno de los principales problemas que encontramos al intentar aplicar este tipo de protocolos a espacios de utilidad de alta complejidad, es que la negociación básica basada en subasta suele emplear un sólo disparo. Los agentes envían sus ofertas al mediador que, a partir de las ofertas recibidas, busca un contrato que las satisfaga. Si el mediador es capaz de encontrar un contrato con esas restricciones, la negociación termina y el contrato encontrado constituye el acuerdo entre los agentes. Frente a las negociaciones de un sólo disparo, en los protocolos iterativos, si el mediador no es capaz de encontrar esa solución, el proceso se repite hasta que en alguna iteración tenga éxito. En escenarios en los que los agentes tienen regiones de alta utilidad que cubren un volumen amplio del espacio de soluciones, la probabilidad de que el mediador pueda encontrar una solución que satisfaga a todos los agentes es alta. Visto de otro

modo, si las regiones cubren un volumen amplio, la probabilidad de que la intersección de las regiones de todos los agentes sea nula es baja. Sin embargo, en espacios de utilidad altamente complejos, las regiones de alta utilidad suelen ser más estrechas, por lo que es más probable que en una única iteración del protocolo no se encuentre una solución. En estos casos, sería deseable que los agentes tuvieran en cuenta el resultado de una iteración a la hora de realizar una nueva exploración del espacio de negociación, cara a emitir ofertas que tengan una mayor probabilidad de resultar en un acuerdo.

Incorporar la información de iteraciones previas en un protocolo de negociación implica agregar dos mecanismos nuevos al protocolo. En primer lugar, es necesario un mecanismo que permita al mediador proporcionar realimentación a los agentes. En segundo lugar, los agentes deben incorporar esta realimentación para la generación de nuevas ofertas. En nuestra propuesta, implementamos esta posibilidad haciendo que sea el mediador el que establezca las regiones del espacio de negociación que exploran los agentes en cada momento. Los agentes, por su parte, proporcionarán al mediador la evaluación de su función de utilidad en las regiones indicadas.

Podemos describir de manera informal el protocolo de negociación de la siguiente manera:

- *Generación de ofertas*: el mediador genera un conjunto inicial de ofertas, cada una de las cuales consiste en un conjunto finito de contratos, y las envía a los agentes negociadores.
- *Evaluación de ofertas*: los agentes reciben las ofertas proporcionadas por el mediador y evalúan su función de utilidad para todas ellas. Los agentes sólo deben proporcionar al mediador la evaluación de su función de utilidad en esos puntos o un valor derivado de dicha evaluación, por ejemplo, una ordenación de los contratos.
- *Identificación de acuerdos*: el mediador aplica una regla de mediación  $M$  para asignar un valor a cada una de las ofertas a partir de los valores enviados por los agentes. Una vez aplicada la regla de mediación, emplea un método de búsqueda para tratar de optimizar las ofertas. Tras este paso, el mediador identifica un acuerdo potencial y evalúa una condición de finalización. Si la condición, se cumple, el protocolo termina con acuerdo. Si no, la negociación continúa. Existe, además, un límite en el número máximo de rondas del protocolo.
- *Realimentación*: el mediador genera nuevas ofertas teniendo en cuenta la información obtenida en el paso anterior y se las envía a los agentes para que las evalúen, con lo que el proceso comienza de nuevo.

### 4.2.3. Mecanismos de Decisión

En esta sección se describen los mecanismos de decisión que emplearán tanto los agentes como el mediador.

#### 4.2.3.1. Mecanismos de Generación de Ofertas

En este apartado se aborda la definición detallada del mecanismo de generación de ofertas. Tal y como hemos explicado anteriormente, el mediador es el encargado de generar el conjunto de ofertas que los agentes deberán evaluar. El mediador guía la exploración conjunta de los agentes del espacio de preferencias de la siguiente manera: en cada iteración, determina el conjunto de contratos que los agentes deberán evaluar. Una particularidad del mecanismo propuesto es que estos contratos estarán contenidos en una región de tamaño fijo. El tamaño de esta región se ajustará en cada una de las iteraciones del protocolo. El mecanismo de generación de ofertas se puede interpretar como un mecanismo de búsqueda distribuido orientado a maximizar una medida del bienestar social que vendrá dada por la regla de mediación. La regla de mediación se define en la sección 4.2.3.3.

Una de las hipótesis de trabajo de esta tesis doctoral es que la utilización de un proceso de exploración del espacio de contratos basado en regiones permite obtener mejores resultados en espacios de utilidad de alta rugosidad. En lugar de evaluar contratos individuales, la búsqueda sobre el espacio de contratos se realiza mediante una exploración iterativa de regiones del espacio de contratos. Esta aproximación se basa en el método de búsqueda por patrones. Los métodos de búsqueda por patrones son una familia de métodos de optimización que no emplean derivadas y que se caracterizan por evaluar el comportamiento de la función a optimizar en un conjunto de puntos dispuestos como una rejilla (*grid*) en torno a un punto de referencia. A este conjunto de puntos se le denomina patrón (*pattern*). En función del resultado de la exploración, se determina tanto el nuevo punto de referencia como el tamaño de la rejilla para la siguiente iteración del método. Si dentro de la rejilla se encuentra un punto para el que la evaluación de la función a optimizar mejora la evaluación en el punto de referencia actual, ese nuevo punto pasa a ser el centro del patrón para la siguiente iteración y se aumenta el tamaño del patrón. Si, por el contrario, no hay ningún punto en el patrón que mejore la evaluación del punto de referencia, se mantiene el contrato de referencia para la siguiente iteración y se reduce el tamaño del patrón a la mitad. Una vez que el tamaño del patrón cae por debajo de un determinado umbral, el proceso de optimización se da por terminado y se acepta como acuerdo el contrato de referencia para la última iteración del protocolo.

A continuación, vamos a proporcionar una descripción formal del proceso de generación de ofertas. En términos de dicho proceso, una iteración  $k$  del protocolo de negociación queda

caracterizada por un *contrato de referencia*  $x(k) \in \mathbb{R}^m$  (donde  $m$  se corresponde con el número de atributos del contrato a negociar) y un parámetro  $\Delta_k > 0$ , al que denominaremos *tamaño del patrón*.

**DEFINICIÓN 18. Patrón de Puntos.** El patrón de puntos  $x^+(k)$  de tamaño  $\Delta_k$  para una iteración  $k$  se define como:

$$(49) \quad x^+(k) = x(k) + \Delta_k d_j, \quad j \in \{1, \dots, 2m\}$$

Donde los vectores  $d_j$  están contenidos en  $\mathcal{D} = \{d_1, d_2, \dots, d_j\}$ , que es un sistema generador de  $\mathbb{R}^m$ . Podemos ver el patrón como un conjunto de puntos situados a una distancia  $\Delta_k$  en las direcciones de los vectores de  $\mathcal{D}$ . También nos referiremos a este conjunto de puntos como *región de tamaño  $\Delta_k$* .

**DEFINICIÓN 19. Sistema Generador.** Sea  $\mathcal{G} = \{g_1, \dots, g_p\}$  un conjunto de  $p \geq m+1$  vectores en  $\mathbb{R}^m$ . Se dice que el conjunto  $\mathcal{G}$  genera  $\mathbb{R}^m$  si para cualquier vector  $v \in \mathbb{R}^m$ , existe un conjunto de coeficientes  $\lambda_1, \dots, \lambda_p \geq 0$  tal que:

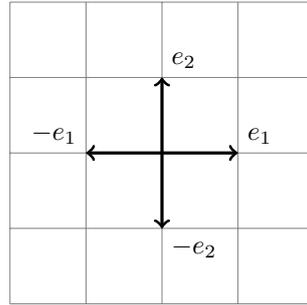
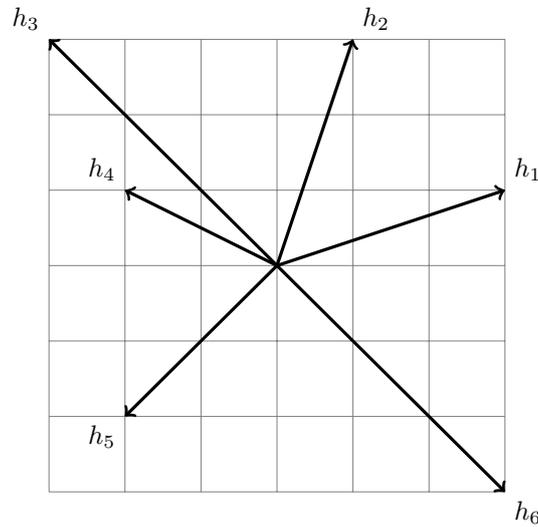
$$(50) \quad v = \sum_{i=1}^p \lambda_i g_i$$

Esto quiere decir que cualquier dirección de  $\mathbb{R}^m$  puede escribirse como una combinación lineal de los vectores contenidos en  $\mathcal{D}$ .

Una elección habitual para  $\mathcal{D}$  es el sistema coordenado,  $\mathcal{D}_\oplus$ . La Figura 23 muestra el sistema  $\mathcal{D}_\oplus$  para  $\mathbb{R}^2$ .  $\mathcal{D}_\oplus$  contiene el conjunto de direcciones coordenadas, definido como los vectores unidad en los sentidos positivo y negativo de los ejes coordenados:

$$(51) \quad \mathcal{D}_\oplus = \{e_1, e_2, \dots, e_m, -e_1, -e_2, \dots, -e_m\}$$

Junto a este patrón de puntos, es posible tener en cuenta un segundo conjunto que denominaremos *patrón extendido*,  $x^*(k)$ . El patrón extendido incorpora no sólo los puntos obtenidos a partir del contrato de referencia en las direcciones indicadas por los vectores de  $\mathcal{D}_\oplus$ , sino también las direcciones contenidas en un segundo conjunto que denominaremos *conjunto heurístico*. Denotamos mediante  $\mathcal{H}_k$  al conjunto heurístico de la iteración  $k$  del protocolo. Cabe preguntarse por qué utilizar este segundo conjunto de direcciones  $\mathcal{H}_k$ , si las direcciones contenidas en  $\mathcal{D}_\oplus$  ya cubren, debido a la condición de conjunto generador de  $\mathcal{D}_\oplus$ , todas las direcciones de  $\mathbb{R}^m$ . La razón es que mediante  $\mathcal{H}_k$  se incorpora al proceso de búsqueda información adicional procedente de iteraciones anteriores o, como veremos después,

Figura 23. Sistema Generador Coordenado para  $\mathbb{R}^2$ Figura 24. Ejemplo de Conjunto Heurístico  $\mathcal{H}_k$  para  $\mathbb{R}^2$ 

información adicional procedente de los agentes. Esta información permite caracterizar mejor la función de utilidad de cada agente, mejorando y acelerando el proceso de búsqueda.

Los elementos de  $\mathcal{H}_k$  son combinaciones lineales de los elementos de  $\mathcal{D}_\oplus$ . La única restricción que imponemos sobre los elementos  $\mathcal{H}_k$  es que los coeficientes de la combinación lineal han de ser enteros positivos. En la figura 24 se muestra un ejemplo de conjunto heurístico para  $\mathbb{R}^2$ .

Si bien la utilización de un patrón con un mayor número de puntos podría permitir alcanzar mejores acuerdos en un número inferior de rondas, hay que tener en cuenta el impacto potencial que esto podría tener en el rendimiento del protocolo. Finalmente, indicar que las direcciones contenidas en el conjunto heurístico variarán en cada iteración. Por tanto, para una iteración  $k$ , el patrón extendido  $x^*(k)$  quedaría formado por todos los puntos determinados a partir del contrato de referencia en las direcciones indicadas.

**DEFINICIÓN 20. Patrón Extendido.** El *patrón extendido* de puntos  $x^*(k)$  de tamaño  $\Delta_k$  para una iteración  $k$  se define como:

$$(52) \quad x^*(k) = x(k) + h_j, j \in \{1, \dots, p_k\}$$

Donde  $h_j \in \mathcal{H}_k$ , *conjunto heurístico* para la iteración  $k$ , y  $\mathcal{H}_k$  verifica que:

$$(53) \quad \mathcal{H}_k \subset \left\{ \sum_{i=0}^{p_k} \xi_k^{(i)} d_k^i \mid \xi_k^{(i)} \in \{0, 1, 2, \dots\} \right\}$$

Otra forma de ver el patrón extendido  $x^*(k)$  es como una región de tamaño superior a la que actualmente se está evaluando que nos permite obtener información sobre aquellas direcciones que puede ser interesante explorar en sucesivas iteraciones. El razonamiento para utilizar este segundo conjunto heurístico es precisamente ése: permitir incorporar información adicional que enriquezca y mejore el proceso de búsqueda.

Para simplificar el proceso de búsqueda, el mediador puede elegir no utilizar este segundo conjunto  $\mathcal{H}_k$ , en cuyo caso el conjunto de direcciones de búsqueda para la iteración  $k$ ,  $\mathcal{D}_k$ , queda reducido al sistema generador  $\mathcal{D}$ , lo que en la práctica se concreta en  $\mathcal{D}_k = \mathcal{D}_\oplus$  para todas las iteraciones del protocolo de negociación.

Como resultado de esta fase, el mediador enviará a los agentes un conjunto de puntos compuesto por el contrato de referencia  $x(k)$  y un patrón de puntos, bien  $x^+(k)$  o bien  $x^*(k)$ , si es que se está teniendo en cuenta también el conjunto de direcciones heurísticas.

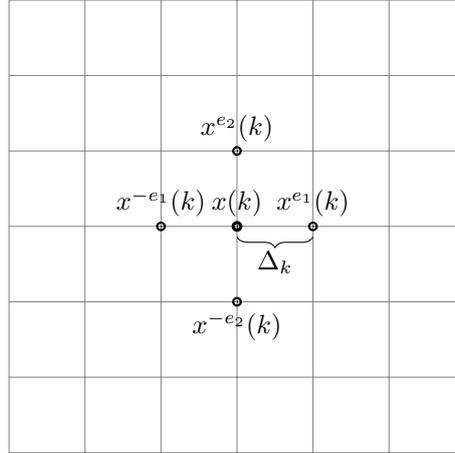
**DEFINICIÓN 21. Patrón Generalizado.** Sea el contrato de referencia  $x(k)$  y un conjunto  $x^+(k)$  de puntos estructurados de acuerdo a un patrón en torno a  $x(k)$ . Denominamos *patrón generalizado*  $x^{+0}(k)$  al conjunto:

$$(54) \quad x^{+0}(k) = \{x(k), x^+(k)\}$$

Donde  $x^+(k)$  se define en la forma habitual a partir del contrato de referencia  $x(k)$  y el sistema generador  $\mathcal{D}$ :

$$(55) \quad x^+(k) = x(k) + \Delta_k d_j, j \in \{1, \dots, p\}$$

La Figura 25 muestra un ejemplo de patrón generalizado para  $\mathbb{R}^2$ .

Figura 25. Ejemplo de Patrón Generalizado  $x^{+o}(k)$ 

**DEFINICIÓN 22. Patrón Extendido Generalizado.** Sea el contrato de referencia  $x(k)$  y el conjunto  $x^*(k)$  de puntos que forman el patrón extendido en torno al contrato de referencia  $x(k)$ . Definimos *patrón extendido generalizado*  $x^{*o}(k)$  como el conjunto:

$$(56) \quad x^{*o}(k) = \{x(k), x^*(k)\}$$

Donde  $x^*(k)$  se define en la forma habitual a partir del contrato de referencia  $x(k)$  y el conjunto heurístico  $\mathcal{H}_k$ :

$$(57) \quad x^*(k) = x(k) + h_j, j \in \{1, \dots, p_k\}$$

La Figura 26 muestra un ejemplo de patrón extendido generalizado para  $\mathbb{R}^2$ .

Mediante el mecanismo de generación de ofertas, el mediador obtiene un conjunto de puntos dispuestos de acuerdo con un patrón o rejilla en torno a un elemento central. Este elemento central es el contrato de referencia para cada iteración del protocolo. Podemos entender este proceso de exploración como una extensión de los conceptos de búsqueda basada en regiones presentados en el capítulo anterior sobre RBNP. La diferencia fundamental en este caso estriba en que en este caso definimos las regiones de forma indirecta puesto que indicamos explícitamente qué puntos deben ser evaluados. Además, se permite una mayor flexibilidad tanto en los tamaños como en la forma de las regiones, dado que el conjunto heurístico nos permite emplear regiones que no sean hipercubos. No obstante, la hipótesis de trabajo que subyace a ambas aproximaciones es la misma.

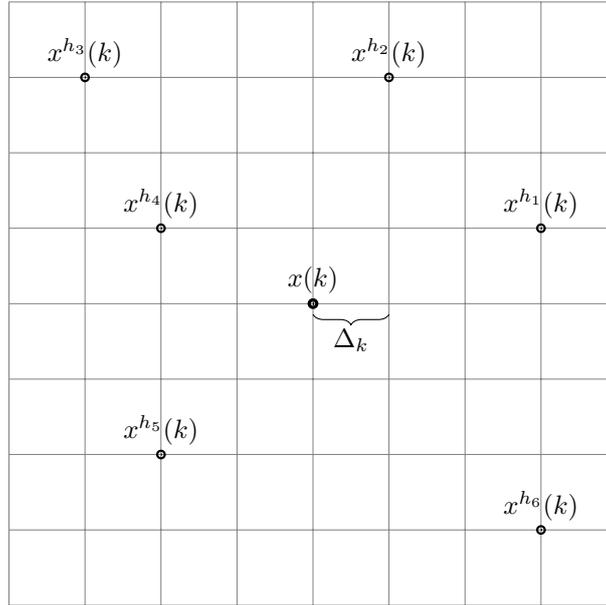


Figura 26. Ejemplo de Patrón Extendido Generalizado  $x^{*o}(k)$

Hemos presentado varios mecanismos para definir y generar las regiones como conjuntos de puntos. Con independencia del mecanismo elegido, los dos parámetros básicos que definen un conjunto de puntos son el tamaño de la región y las direcciones de generación de ofertas en la región. El tamaño de la región se ajusta en cada iteración del protocolo. En el caso de las direcciones de generación, existe un conjunto de direcciones fijas (el conjunto  $\mathcal{D}$ ), y un conjunto de direcciones que tiene en cuenta el resultado de las iteraciones anteriores, que hemos denominado conjunto heurístico  $H_k$ . El mecanismo presentado trata de adaptar los conceptos de la búsqueda por patrones al contexto de la negociación incluyendo también información procedente de iteraciones previas del protocolo e información, como veremos a continuación, proporcionada por los agentes. El proceso de generación de ofertas termina con el envío del patrón de puntos a evaluar a los agentes y marca el comienzo de cada iteración del protocolo. El protocolo define que los agentes deben proporcionar una evaluación de su función de utilidad en esos puntos y remitírsela al mediador. En la siguiente sección exploraremos este proceso.

#### 4.2.3.2. Mecanismo de Evaluación de Ofertas

Tal y como hemos expuesto en la descripción del protocolo, desde una perspectiva de alto nivel podemos definir el mecanismo de evaluación de ofertas como un procedimiento de exploración del espacio de contratos mediante patrones determinados por el mediador. Este apartado describe el proceso de evaluación de ofertas en el mediador.

### Evaluación de los Contratos de la Región Propuesta

Una de las principales ventajas del protocolo que presentamos es la limitación de la cantidad de información que un agente debe revelar sobre su estructura de preferencias. En cada iteración del protocolo, el mediador remitirá a los agentes un conjunto de puntos a evaluar. Para una iteración  $k$  del protocolo, cada agente recibirá dos patrones de puntos, el patrón generalizado,  $x^{+o}(k)$ , y el patrón extendido generalizado,  $x^{*o}(k)$ . El mediador espera que cada agente le proporcione la evaluación de su función de utilidad en todos y cada uno de los puntos que forman estas dos regiones concéntricas. Denotaremos estas evaluaciones como  $U(x^{+o}(k))$  y  $U(x^{*o}(k))$ , respectivamente. La única información que un agente debe revelar sobre su estructura de preferencias es la evaluación de su función de utilidad en los puntos indicados por el mediador.

El mediador recibirá esta información y la empleará en el proceso de agregación de preferencias. La evaluación de los dos patrones es necesaria porque se persiguen dos objetivos distintos. La evaluación del patrón generalizado,  $x^{+o}$  es necesaria para realizar una evaluación de la región de tamaño  $\Delta_k$  para la iteración  $k$  que se empleará como elemento básico para determinar el siguiente paso del protocolo. Mediante esta región, cubrimos un conjunto de direcciones del espacio de contratos lo suficientemente amplia como para poder cubrir direcciones ascendentes, de acuerdo a los principios de los métodos de búsqueda por patrones.

Frente a esto, la evaluación del patrón extendido generalizado  $x^{*o}$  tiene por objetivo explorar la región del espacio de contratos que circunda la región bajo análisis para proporcionar al mediador información adicional para el proceso de búsqueda. Es importante indicar que la evaluación de este segundo patrón no es indispensable para el funcionamiento del protocolo, pero sí útil. Asimismo, esta aproximación es coherente con la estrategia que se ha seguido en el protocolo RBNP, expuesto en el capítulo anterior. En el protocolo RBNP, se exploraba la región concéntrica de tamaño inmediatamente superior de acuerdo con la jerarquía de tamaños de regiones, con objeto de poder emitir las solicitudes de movimiento de región. En este caso, buscamos un propósito similar. El conjunto de puntos del patrón extendido, por definición, está formado por puntos más alejados del contrato de referencia que los puntos del patrón básico. Esto hace que podamos entender el patrón extendido como una región concéntrica con el patrón básico que nos permite obtener información que puede ser útil para posteriores movimientos de la región de búsqueda. El razonamiento detrás del patrón extendido es permitir obtener información adicional que complementa las decisiones de desplazamiento del patrón que se define en los métodos básicos de búsqueda por patrones.

Para tener en cuenta la información del patrón extendido, cada agente realizará la evaluación de todos los puntos del patrón extendido y comparará esta evaluación con la de los puntos del patrón básico. Si hay contratos contenidos en el patrón extendido que mejoran

la evaluación de todos los puntos del patrón básico, el agente puede remitir al mediador la evaluación de su función de utilidad en estos puntos. Esto permitirá al mediador ajustar las direcciones de búsqueda del conjunto heurístico para la siguiente iteración teniendo en cuenta esta información.

**DEFINICIÓN 23. *Requerimiento de Búsqueda.*** Un *requerimiento de búsqueda* de un agente  $A_i$  se define como un conjunto de ofertas:

$$(58) \quad \rho_{req}^i(k) = \{\{x_j^i(k), U_i(x_j^i(k))\} | i = 1, \dots, p_k^i; p_k^i < p_k; x_j^i(k) \in x^*(k)\}$$

Donde  $x^*(k)$  es el patrón extendido enviado por el mediador en la iteración  $k$ , y  $x_j^i(k)$  son el conjunto de ofertas del patrón extendido que mejoran en términos de la función de utilidad del agente  $A_i$  a los ofertas contenidas en el patrón básico  $x^+(k)$  y  $V_i(x_j^i(k))$  los valores de la función de utilidad del agente  $A_i$  en dichos puntos.

Cada agente, por tanto, debe remitir al mediador un vector  $U_i(x^{*o}(k))$  con la evaluación de su función de utilidad en todos los puntos del patrón básico generalizado  $x^{*o}(k)$  y, opcionalmente, un requerimiento de búsqueda si dentro del patrón extendido hay puntos que mejoran en términos de utilidad los puntos del patrón básico. Estos dos elementos servirán de punto de partida para el mecanismo de identificación de acuerdos en el mediador que analizaremos a continuación.

### 4.2.3.3. Mecanismo de Identificación de Acuerdos

En esta sección abordaremos los mecanismos que se incorporan en el mediador para la identificación de acuerdos a partir de las valoraciones de las ofertas definidas por los agentes. Uno de los aspectos claves de esta propuesta es la posibilidad de definir reglas de mediación en términos del tipo de consenso que se busca reflejar en la solución. La identificación de ofertas en el mediador se basa en la interpretación agregada de las valoraciones recibidas para cada una de las ofertas bajo estudio, donde la agregación vendrá dada por la regla de mediación considerada.

### Agregación de Preferencias

La regla de mediación  $M$  es el mecanismo clave del protocolo para implementar un determinado tipo de consenso. Especifica el proceso de agregación de las preferencias individuales conforme a una política de consenso determinada. Esta agregación de preferencias servirá además para regir el mecanismo de generación de ofertas, puesto que a partir de ella se establecerá tanto el tamaño como el centro de las regiones a considerar.

Una de las contribuciones de esta tesis doctoral reside en la posibilidad de incorporar en el proceso de mediación distintas políticas, entendiendo por políticas los criterios que debe seguir el mediador a la hora de identificar un acuerdo. Tradicionalmente, el criterio que se ha venido empleando es el el consenso unánime, esto es, alcanzar un acuerdo que satisfaga a todos los agentes negociadores. Sin embargo, podemos encontrarnos en situaciones en las que el requisito de satisfacer a todos los agentes sea inviable o simplemente puede que nos encontremos con una situación en la que sea necesario implementar reglas más complejas de agregación. Por ejemplo, un contrato podría ser considerado un acuerdo aceptable si la mayoría de los agentes negociadores lo apoyan, o si les parece aceptable a una determinada proporción de los mismos. El mecanismo de agregación de preferencias que presentaremos a continuación está orientado a poder incorporar dentro de la definición del proceso de negociación reglas de mediación expresadas mediante lenguaje natural.

### Operadores de Promedio Ponderado Ordenado (OWA)

Para incorporar reglas de mediación expresadas mediante lenguaje natural, proponemos el empleo de agregación guiada por cuantificadores (*quantifier guided aggregation*), técnica que aplicaremos para posibilitar la expresión en lenguaje natural de la proporción de agentes que deben estar satisfechos con un contrato para poder considerarlo un acuerdo. Para modelar este tipo de cuantificadores, emplearemos operadores de promedio ponderado ordenado (*Ordered Weighted Averaging*, OWA) [181]. En el capítulo 2, se proporciona una descripción detallada de estos operadores así como de los procedimientos para su derivación. Por conveniencia, se incluye aquí un breve resumen.

Los operadores OWA se emplean habitualmente en mecanismos de toma de decisiones colectiva y con múltiples criterios. En estos mecanismos, para obtener el nivel de preferencia colectiva sobre un conjunto de alternativas, es necesario asignar distintos pesos a los valores que pretendemos agregar. De acuerdo con la descripción del protocolo de negociación que hemos presentado, en cada iteración del protocolo el mediador tiene que agregar las valoraciones recibidas de parte de los agentes,  $U_i(x^{+o}(k))$ , para cada una de las ofertas sobre la que se establece la negociación. Denominaremos a este valor agregado para cada oferta, la *preferencia grupal*  $G$ . Esta preferencia grupal debe reflejar la política de consenso buscada en la regla de mediación. Algunos ejemplos de reglas de mediación son, por ejemplo, “*la mayoría de los agentes deben quedar satisfechos por el acuerdo*”, “*al menos  $p$  agentes deben estar satisfechos por el acuerdo*”,...

Las reglas anteriores son ejemplos de agregaciones guiadas por un cuantificador. Cualquier cuantificador lingüístico relativo puede expresarse como un subconjunto borroso  $Q$  del intervalo unidad  $I = [0, 1]$  [185]. Para cualquier proporción  $y \in I$ ,  $Q(y)$  indica el grado en que  $y$  satisface el concepto expresado en el término  $Q$ . Estos cuantificadores pueden emplearse

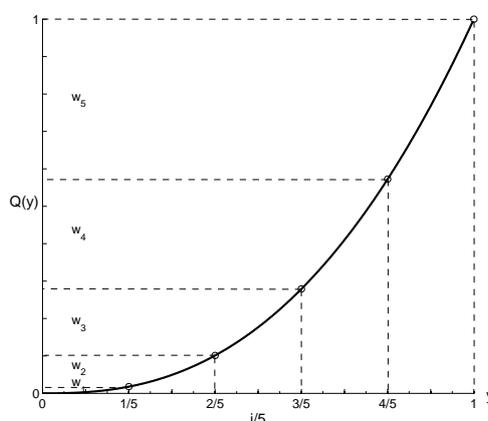


Figura 27. Derivación de los pesos OWA a partir de un cuantificador  $Q$  para  $n = 5$  agentes

para representar políticas de agregación y permiten capturar la noción de *soft consensus* de Kacprzyk [71]. Por ejemplo, dado el término  $Q = \text{“la mayoría”}$ , si  $Q(0.8) = 1$ , podemos decir que una proporción del 80 % satisface de forma completa la idea de *“mayoría”* representada por el cuantificador, mientras que si  $Q(0.6) = 0.5$ , concluiríamos que la proporción 60 % tiene una compatibilidad media (tan sólo 0.5) con ese concepto.

Para su aplicación a la implementación de la regla de mediación, vamos a emplear los cuantificadores crecientes monótonos regulares (*Regular Increasing Monotone*, RIM) [179]. La principal característica de este tipo de cuantificadores reside en que si la proporción  $y$  aumenta, el valor del cuantificador  $Q(y)$  no puede disminuir.

Para tratar de clarificar el funcionamiento de estos cuantificadores, vamos a presentar un ejemplo. Asociado al concepto *“todos”*, podemos definir un cuantificador RIM que lo refleje. Sea  $Q_*$  el cuantificador asociado al concepto *“todos”*. Podemos definir el cuantificador como:

$$(59) \quad Q_* = \begin{cases} Q_*(1) = 1 & \text{si } x = 1 \\ Q_*(x) = 0 & \text{si } x \neq 1 \end{cases}$$

En la Figura 27 se muestra un ejemplo del proceso de derivación de los pesos a partir de un cuantificador RIM. Es importante resaltar que los pesos dependen tanto del cuantificador  $Q$  elegido como del número de entidades para las que queremos definir la regla. En nuestro caso, este valor se corresponderá con el número de partes en la negociación.

En la Figura 28, se muestra la forma funcional de los cuantificadores *“todos”*, *“alguno”*,  $Q_*$ ,  $Q^*$ , *“al menos la proporción  $\alpha$ ”*, lineal,  $Q_{Z_\beta}$  y  $Q_{Z_\alpha}$ . Los cuantificadores *“todos”*, *“alguno”* o *“al menos la proporción  $\alpha$ ”* representan una política de consenso expresada en términos de

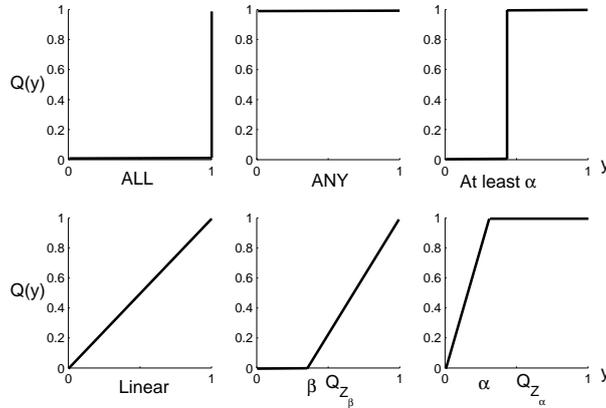


Figura 28. Algunos Ejemplos de Cuantificadores RIM

lenguaje natural. Sin embargo, hemos visto anteriormente que cualquier cuantificador RIM permite derivar un operador OWA válido y, por tanto, podría emplearse para generar reglas de mediación válidas.

La Figura 28 presenta diferentes ejemplos de cuantificador. El primero de ellos se corresponde con el cuantificador “*todos*” del que ya hemos hablado. Se puede observar que salvo que la proporción  $y$  sea igual a 1, en cuyo caso la salida del cuantificador es también 1, se obtiene un valor igual a cero. Esto es consistente con la definición del cuantificador: salvo que la proporción de apoyo al concepto sea completa, la agregación es nula. En el otro extremo se sitúa el cuantificador “*algún*”. En este caso, es suficiente con que exista una proporción  $y$  no nula de soporte del concepto expresado en el cuantificador para que la agregación sea completa. El siguiente cuantificador que se muestra, “al menos  $\alpha$ ”, ofrece una agregación intermedia entre los dos anteriores. Así, para un nivel de soporte del concepto inferior a una proporción  $\alpha$ , la agregación que proporciona es 0, mientras que para cualquier valor igual o superior a  $\alpha$ , la agregación es igual a la unidad. Este cuantificador puede entenderse como un proceso de votación en que se exige un apoyo de al menos una proporción  $\alpha$ . El cuantificador lineal ofrece una agregación proporcional al nivel de apoyo. Los dos últimos,  $Q_{Z_\beta}$  y  $Q_{Z_\alpha}$ , son variaciones sobre el cuantificador lineal resultantes de introducir umbrales.  $Q_{Z_\beta}$  impone un umbral mínimo de apoyo para comenzar el crecimiento lineal, mientras que  $Q_{Z_\alpha}$  impone un umbral, inferior al máximo de apoyo, en el que ya se alcanza la agregación máxima. Uno y otro cuantificador sirven para filtrar niveles de apoyo muy bajos y muy altos, respectivamente.

### Generación de Reglas de Mediación

Para generar reglas de mediación expresadas mediante operadores OWA derivados de cuantificadores RIM existen, por tanto, dos opciones. Una primera alternativa pasa por comenzar con una expresión en lenguaje natural de la regla de mediación y encontrar el operador

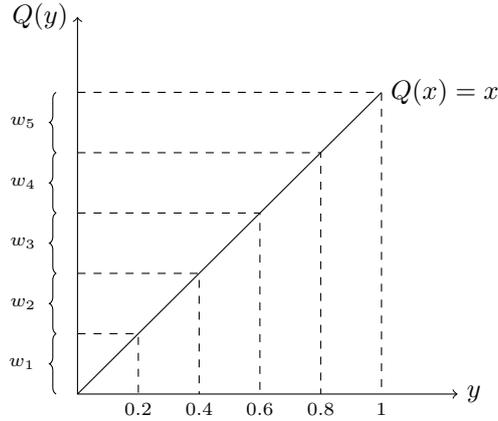


Figura 29. Obtención de Pesos a partir del Cuantificador Lineal para  $n = 5$

$Q$  que la refleje. La segunda alternativa consistiría en permitir que la regla de mediación se exprese directamente a partir de un cuantificador  $Q$ . Esta aproximación nos permite introducir dentro de nuestra regla de mediación un número de propiedades formales difícilmente expresables si se emplea una descripción verbal del cuantificador. El resto de ejemplos siguen esta segunda aproximación. Así, el cuantificador lineal, que queda definido como  $Q(y) = y$ , genera un operador OWA cuyos pesos  $w_t$  son iguales y de valor  $w_t = 1/n$ , que representan el promedio de las valoraciones. El proceso para  $n = 5$  se muestra en la Figura 29. Obsérvese como todos los pesos  $w_t$  son iguales entre sí de valor  $w_t = \frac{1}{5}$ .

El cuantificador  $Q_{Z_\beta}$  exige que al menos una proporción  $\beta$  de agentes estén satisfechos con el contrato para poder comenzar una mejora lineal en términos de satisfacción global. Cualquier proporción inferior a  $\beta$  arrojaría una satisfacción igual a 0. El cuantificador  $Q_{Z_\alpha}$ , por el contrario, define un incremento lineal que alcanza el máximo una vez que hay una proporción de  $\alpha$  agentes satisfechos. Como podemos ver con estos ejemplos, es interesante disponer de este mecanismo alternativo para definir reglas de mediación cara a permitir una mayor expresividad en las mismas.

**EJEMPLO 5.** En este ejemplo, vamos a analizar cómo se derivaría un operador OWA asociado a una regla de mediación y cómo aplicarlo a la agregación de los valores de utilidad enviados por los agentes. Supongamos que tenemos un total de 10 agentes y que el mediador quiere aplicar la regla de mediación de “satisfacer al 60% de los agentes con utilidades menores”.

El primer paso es derivar el operador OWA asociado a la regla de mediación. Hemos visto anteriormente que podemos derivar el vector de pesos del operador OWA a partir de un cuantificador apropiado. En este caso, parece conveniente emplear un cuantificador del tipo  $Q_{Z_\beta}$  con  $\beta = 0.4$ . El cuantificador se muestra en la Figura 30.

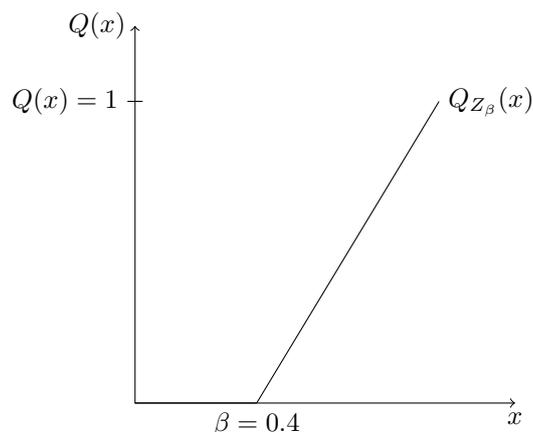


Figura 30. Cuantificador  $Q_{z_\beta}$

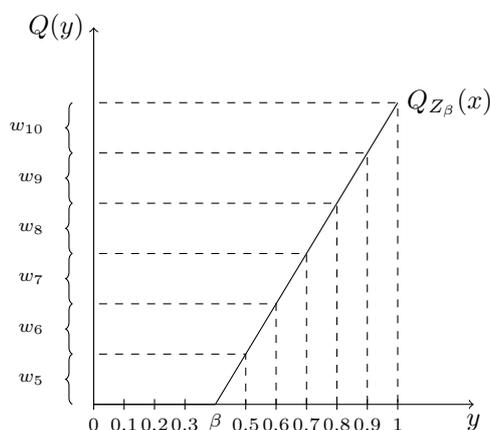


Figura 31. Obtención de los pesos a partir del cuantificador  $Q_{z_\beta}$

Una de las características de este cuantificador es que filtra cualquier proporción de soporte inferior al 40 %. Esto, en términos de obtención de los pesos para un operador OWA, se va a concretar en que va a asignar el valor 0 a los pesos correspondientes a los valores mayores, eliminándolos de este modo del proceso de agregación. Podemos ver esta agregación como un filtrado de aquellos elementos de mayor valor. La Figura 31 muestra el proceso de obtención de los pesos.

Todos los pesos que no se muestran ( $w_1, w_2, w_3, w_4$ ) toman el valor cero. En la práctica, un cuantificador de este tipo permite obtener un promediado del conjunto de los pesos de menor valor, en nuestro caso, del 60 % de los valores inferiores.

Numéricamente, los pesos obtenidos son:

$$(60) \quad W = [0, 0, 0, 0, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{6}]$$

Supongamos que queremos emplear este operador para realizar la agregación del conjunto de preferencias mostrado en la Expresión 61 , que ha sido enviado por los agentes sobre una determinada oferta  $x$  remitida por el mediador:

$$(61) \quad V(x) = [0.4, 0.2, 0.7, 0.1, 0.2, 0.3, 1, 0.8, 0.6, 0.8]$$

El primer paso que hay que realizar es ordenar el conjunto anterior en orden decreciente:

$$(62) \quad V_{ord}(x) = [1, 0.8, 0.8, 0.7, 0.6, 0.4, 0.3, 0.2, 0.2, 0.1]$$

Una vez que tenemos ordenado el conjunto, podemos aplicar directamente la ponderación:

$$\begin{aligned} OWA_W(V(x)) &= \\ 1 \times 0 + 0.8 \times 0 + 0.8 \times 0 + 0.7 \times 0 + 0.6 \times \frac{1}{6} + 0.4 \times \frac{1}{6} + 0.3 \times \frac{1}{6} + 0.2 \times \frac{1}{6} + 0.2 \times \frac{1}{6} + 0.1 \times \frac{1}{6} &= 0.3 \end{aligned}$$

Por lo que el valor agregado resultante de la aplicación del OWA asociado a  $Q_{Z_\beta}$  es 0.3.

**EJEMPLO 6.** Este otro ejemplo ilustra un caso de agregación complementario al anterior. Partimos del mismo supuesto del caso anterior y aplicamos la regla de mediación “*satisfacer al 40 % de los agentes con utilidades mayores*”. El operador OWA asociado a esta regla puede obtenerse a partir de un cuantificador del tipo  $Q_{Z_\alpha}$ . En concreto, necesitaríamos un cuantificador con el umbral  $\alpha$  ubicado en 0.4. La Figura 32 muestra el cuantificador y el proceso de obtención de pesos.

El vector de pesos del operador OWA asociado a este cuantificador es:

$$(63) \quad W = \{0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0, 0, 0, 0, 0, 0\}$$

Por lo que la agregación queda:

$$\begin{aligned} OWA_{W_\alpha}(V(x)) &= \\ 1 \times 0.25 + 0.8 \times 0.25 + 0.8 \times 0.25 + 0.7 \times 0.25 + 0.6 \times 0 + 0.4 \times 0 + 0.3 \times 0 + 0.2 \times 0 + 0.2 \times 0 + 0.1 \times 0 &= \\ &= 0.775 \end{aligned}$$

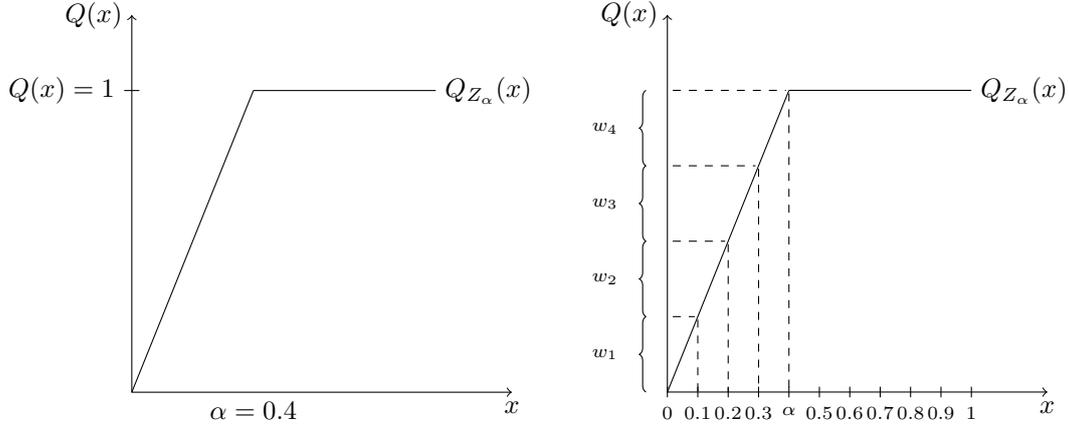


Figura 32. Cuantificador  $Q_{Z_\alpha}$  con  $\alpha = 0.4$

### Valor de Desaprobación Individual de un Cuantificador

Un parámetro que permite distinguir entre distintas reglas de mediación es el poder que tiene un agente individual de eliminar una alternativa. Por ejemplo, para el caso del cuantificador “todos”, este poder es absoluto puesto que el cuantificador toma el valor 0 para cualquier  $x$  distinto de 1. Por lo tanto, cualquier agente puede vetar por completo una solución:

Para medir este efecto, introducimos el parámetro VOID (*Value of Individual Disapproval*).

**DEFINICIÓN 24. VOID (Value of Individual Disapproval).** El valor de desaprobación individual de un cuantificador  $Q$  se define como:

$$(64) \quad VOID(Q) = 1 - \int_0^1 Q(y) dy$$

El parámetro VOID permite cuantificar el poder de un agente para eliminar una alternativa determinada. Para los cuantificadores “todos”, “alguno”, “al menos  $\alpha$ ” y lineal, el valor de VOID es respectivamente  $1, 0, \alpha$  y  $0.5$ . Para el cuantificador  $VOID(Q_{Z_\beta}) = \frac{1}{2} + \frac{\beta}{2}$  por lo que  $VOID(Q_{Z_\beta}) \in [0.5, 1]$ . Por su parte, para el cuantificador  $Q_{Z_\alpha}$ ,  $VOID(Q_{Z_\alpha}) = \frac{\alpha}{2}$  y, por tanto,  $VOID(Q_{Z_\alpha}) \in [0, 0.5]$ .

**EJEMPLO 7.** Vamos a utilizar un ejemplo para ilustrar el concepto de VOID. VOID trata de cuantificar la potencia que un operador OWA asigna a cada agente individual para vetar una solución, que en este contexto debe interpretarse como la posibilidad de forzar que la agregación para una determinada oferta sea nula. Supongamos que tenemos un conjunto de  $n$  agentes que envían al mediador sus preferencias sobre un determinado contrato  $x$ ,  $U(x)$ . Denotaremos la *preferencia individual del agente  $i$*  como  $u_i(x)$ . Para la interpretación del

operador OWA, denotaremos como  $U_{ord}(x)$  al conjunto de preferencias  $U(x)$  ordenado en orden decreciente. Denotaremos como  $a_j$  al elemento  $j$ -ésimo de  $U_{ord}(x)$ .

El operador OWA queda definido mediante su vector de pesos  $W = \{w_1, \dots, w_n\}$  y, con independencia del operador OWA elegido, el resultado de la agregación vendrá dado por:

$$(65) \quad OWA_W(V(x)) = w_1 \times a_1 + \dots + w_n \times a_n$$

Mediante este ejemplo, analizaremos la influencia del parámetro VOID en el resultado de la agregación. El primer caso que analizaremos es el asociado a la regla de mediación “*todos*”. En este caso, el cuantificador asociado,  $Q_*$  se define de la siguiente forma:

$$(66) \quad Q_*(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 1 \\ 1 & \text{si } x = 1 \end{cases}$$

Por tanto, el vector de pesos asociado,  $W_*$ , queda como:

$$(67) \quad w_i = \begin{cases} 0 & \text{si } j < n \\ 1 & \text{si } j = n \end{cases}$$

De acuerdo con esta expresión, el peso correspondiente al menor de los valores de las utilidades enviadas por los agentes tomará el valor 1. Por tanto, si un agente quiere vetar una alternativa, puede hacerlo dado que si el valor de la utilidad que envía es igual a 0, por definición será la menor de todas las enviadas por los agentes y se le asignará el único peso no nulo,  $a_n$ . Dado que el valor enviado es 0, este último sumando también se anulará por lo que el valor agregado será cero. Esto muestra que si una oferta ofrece un nivel de satisfacción nulo a alguno de los los agentes, el valor agregado será cero con lo que probablemente dicha oferta no se considere. Es por ello por lo que el valor del parámetro VOID para este operador toma el valor 1: cualquier agente puede vetar una oferta.

El caso de la regla de mediación “*alguno*” es muy similar, por lo que analizaremos el caso “*al menos  $\alpha$* ”, que se sitúa en un punto intermedio entre ambos. El cuantificador asociado a esta regla,  $Q_\alpha(x)$ , se define de la siguiente manera:

$$(68) \quad Q_\alpha(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq \alpha \\ 1 & \text{si } x > \alpha \end{cases}$$

Procediendo igual que en el caso anterior, el vector de pesos asociado  $w_j$  quedaría como:

$$(69) \quad w_j = \begin{cases} 0 & \text{si } j < \alpha n \\ 1 & \text{si } j = \lceil \alpha n \rceil \\ 0 & \text{si } j > \lceil \alpha n \rceil \end{cases}$$

Donde  $\lceil \alpha n \rceil$  denota el número natural más próximo a  $\alpha n$  por la derecha. En este caso, tenemos que hay un único peso no nulo que se aplicará a la valoración que en la serie ordenada quede en la posición  $\lceil \alpha n \rceil$  donde  $\alpha$ , toma un valor entre 0 y 1. Para que la agregación global sea nula es suficiente con que dicho valor sea nulo. Que este valor sea nulo, por la naturaleza ordenada de los valores  $a_j$  implica que al menos hay otros  $n - j = n \times (1 - \alpha)$  valores nulos puesto que en caso contrario un valor a 0 no ocuparía la posición  $\lceil \alpha n \rceil$ . Visto de otro modo, debe haber al menos  $\lceil \alpha n \rceil$  valores no nulos. Por tanto, en este caso el poder de un agente para vetar una oferta no es completo puesto que se requiere que al menos haya una proporción de  $1 - \alpha$  agentes con valoraciones nulas.

Hemos visto como el parámetro VOID permite caracterizar cualquier cuantificador  $Q$  y la regla de mediación derivada del mismo. Esta caracterización permite asignar una interpretación en términos de políticas de consenso incluso a aquellas reglas de mediación obtenidas a partir de cuantificadores no derivados de una regla expresada en términos de lenguaje natural. Este es el caso de la familia genérica de cuantificadores  $Q_p(y)$ . Definimos los cuantificadores  $Q_p(y)$  como:

$$(70) \quad Q_p(y) = y^p, p > 0$$

Para esta familia de cuantificadores, podemos calcular VOID como:

$$(71) \quad VOID(Q_p) = 1 - \int_0^1 r^p dr = \frac{p}{p+1}$$

Esta familia de cuantificadores permite obtener de forma muy sencilla el operador OWA asociado. De forma genérica, el peso  $w_t$  quedaría como:

$$(72) \quad w_t = \left(\frac{t}{n}\right)^p - \left(\frac{t-1}{n}\right)^p$$

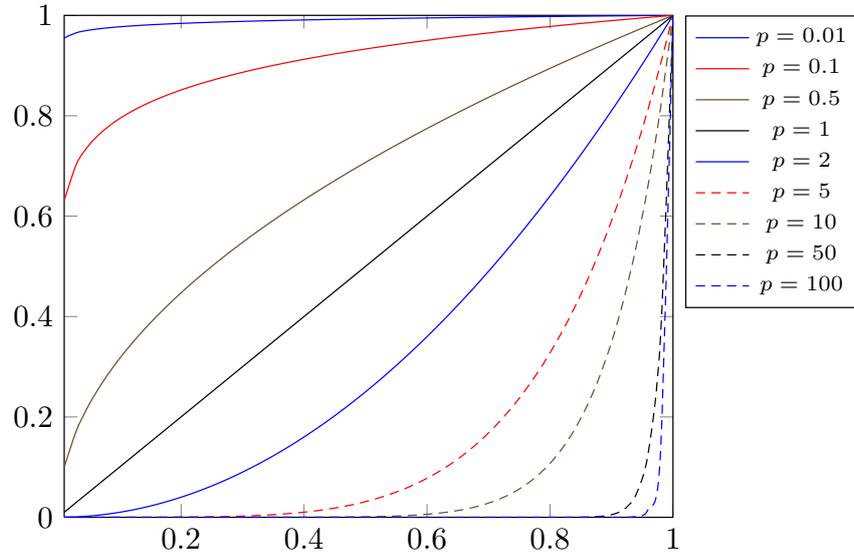


Figura 33. El cuantificador  $Q_p$

Esta familia de cuantificador posibilita reflejar reglas de mediación de muy distinto tipo, que reproduzcan características muy diversas. Así, tal y como observamos en la Figura 33, para valores pequeños de  $p$ , el cuantificador se aproxima al cuantificador  $Q^*$ , mientras que según aumentamos el valor de  $p$ , el valor de VOID se aproxima a 1, acercándose al cuantificador  $Q_*$ .

### Agregación de Preferencias y Reglas de Mediación

El objetivo básico que se enunciaba al comienzo de este capítulo era permitir la incorporación de políticas de consenso como parte integral de los mecanismos de negociación. Para ello, se ha planteado la utilización de una aproximación mediada en la que el mediador era el responsable de dirigir el proceso de exploración del espacio de negociación en función de una política de consenso determinada. El mecanismo base que se propone para incorporar estas políticas de consenso es la agregación de preferencias. El mediador recibe las evaluaciones procedentes de los agentes y realiza una agregación de las mismas que refleja una determinada política de consenso. El punto clave es, por tanto, derivar un mecanismo de agregación de preferencias acorde con una política de consenso.

En esta sección se detallan los mecanismos que se han definido para posibilitar esto. El punto de partida para ello es la expresión de una regla de mediación en lenguaje natural que refleje el contexto buscado. Los cuantificadores lingüísticos permiten derivar un operador de agregación que refleja una regla de mediación en lenguaje natural. Por tanto, si empleamos una agregación realizada mediante dicho operador, estaremos cumpliendo de forma indirecta el objetivo inicial: agregar preferencias de acuerdo a una determinada política de consenso.

En esta sección se han detallado todos los pasos para que el mediador pueda derivar el operador de agregación a partir de una política de consenso y se han definido métricas para medir el grado de consenso que refleja un determinado cuantificador, para poder caracterizar operadores derivados a partir de cuantificadores RIM arbitrarios. Las próximas secciones emplean directamente los resultados del proceso de agregación de preferencias para el proceso de identificación de acuerdos y generación de realimentación.

### Identificación de Acuerdos

La identificación de acuerdos en el mediador en cada iteración está basada en un proceso de selección probabilística para elegir el contrato ganador entre los contratos de la región  $x^{*o}(k)$  en la ronda  $k$ . Para ello, asociamos a cada contrato  $x^{e_j}(k) \in x^{*o}(k)$  una probabilidad:

$$(73) \quad P(x^{e_j}(k)) = \frac{G(x^{e_j}(k))^\sigma}{\sum_j G(x^{e_j}(k))^\sigma}$$

Estas probabilidades se emplean dentro de un experimento aleatorio. El parámetro  $\sigma > 0$  sirve para controlar la relevancia que le damos a las preferencias grupales obtenidas del proceso de agregación de preferencias. Si se selecciona un valor de  $\sigma \rightarrow \infty$ , se seleccionará el contrato con la preferencia grupal  $G$  máxima, lo que significa que el mediador priorizará las preferencias grupales a la hora de seleccionar el contrato ganador en cada iteración. Por contra, si  $\sigma = 1$ , la probabilidad de seleccionar el contrato  $x^{e_j}(k)$  como ganador será proporcional al valor de su preferencia grupal.

La justificación de emplear este proceso probabilístico está en la necesidad de introducir aleatoriedad en el proceso para evitar óptimos locales. Mediante la preferencia grupal  $G$ , el mediador es capaz de seleccionar un contrato dentro de la región. Sin embargo, esta selección está basada en una medida relativa de la bondad de un contrato con respecto al resto de contratos de la región, y no en su bondad en términos absolutos. Para tener en cuenta esto, se propone que en el proceso se fije de forma dinámica el valor de  $\sigma$ , en función del valor de la preferencia grupal  $G$  y del número de rondas  $k$ . Para valores de  $G$  elevados,  $\sigma$  también debería ser elevado, para tratar de favorecer movimientos deterministas, i.e. que el contrato con una preferencia grupal alta sea el seleccionado. Sin embargo, si el valor  $G$  es bajo,  $\sigma$  también debería ser bajo para introducir aleatoriedad y evitar óptimos locales. En concreto, si hacemos que  $\sigma = 0$ , la selección de contratos es equiprobable e independiente del valor de  $G$ . Según se aumenta el valor de  $\sigma$ , aumenta la probabilidad de seleccionar un contrato con un valor de  $G$  mayor. Definimos la siguiente expresión para determinar  $\sigma$  en función del número de rondas  $k$  y del valor de la preferencia grupal  $G$ :

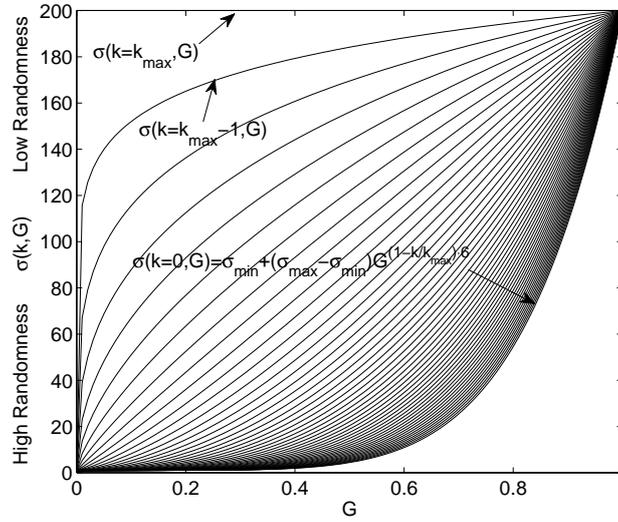


Figura 34.  $\sigma$  en función del número de rondas y el valor de la preferencia grupal

$$(74) \quad \sigma(k, G) = \sigma_{min} + (\sigma_{max} - \sigma_{min}) G^{(1 - \frac{k}{k_{max}})\alpha}$$

En la Expresión 74, vamos como el valor de  $\sigma$  está limitado por  $\sigma_{min}$  y  $\sigma_{max}$  para los valores de  $G = 0$  y  $G = 1$ , respectivamente. El parámetro  $\alpha > 0$  regula la curvatura de la función. Según aumenta el número de rondas, la función aumenta su concavidad, lo que quiere decir que  $G$  induce valores más elevados de  $\sigma$ , favoreciendo su convergencia. El principio que rige esta aproximación es análogo a la técnica de temple simulado, pero sin reenfriado. Podemos introducir el re-enfriado para  $k_r < k_{max}$  de modo que  $k/k_{max}$  se convierte en  $\frac{k-k_r}{k_{max}-k_r}$ :

$$(75) \quad \sigma(k, G) = \sigma_{min} + (\sigma_{max} - \sigma_{min}) G^{(1 - \frac{k-k_r}{k_{max}-k_r})\alpha}$$

#### 4.2.3.4. Mecanismos de Realimentación

El protocolo de negociación que presentamos contempla la posibilidad de emitir enunciados de realimentación desde el mediador hacia los agentes. Estos enunciados de realimentación tienen como propósito orientar la exploración del espacio de contratos por parte de los agentes con objeto de encontrar zonas que les permitan ofrecer ofertas mejores en la siguiente iteración del protocolo. Existen distintas posibilidades a la hora de construir enunciados de realimentación durante el transcurso de la negociación. En nuestro caso, no podemos emplear información procedente del gradiente ni de una estimación del mismo dado que asumimos que esa información no está disponible, por las características de las funciones de utilidad que se

emplean, o es muy costosa de adquirir. En este protocolo, hemos optado por la utilización de un mecanismo sencillo para la realimentación entre el mediador y los agentes basado en que el mediador guía a los agentes en la exploración del espacio de contratos indicándoles qué región, expresada mediante un patrón de puntos, deben explorar en cada iteración. En esta sección, vamos a describir cómo el mediador determina la región que enviará a los agentes para que estos la exploren en cada iteración.

Hemos visto cómo el punto de partida para el proceso de mediación es la expresión de una regla de mediación en términos de un cuantificador RIM  $Q$  a partir del cual se obtiene el conjunto de pesos que define el operador OWA asociado a la regla. El cuantificador  $Q$  indica la proporción de agentes cuyo acuerdo es necesario para que una solución sea considerada aceptable. La implementación de esta regla de mediación, expresada mediante  $Q$ , se realiza mediante el operador OWA. El empleo del operador OWA permite al mediador agregar las preferencias individuales remitidas por los agentes para cada uno de los puntos de la región a evaluar. A continuación, vamos a definir el mecanismo de agregación llevado a cabo en el mediador.

Para la definición de este mecanismo, supongamos que los  $n$  agentes proporcionan sus preferencias como subconjuntos borrosos sobre el conjunto de ofertas comunicadas por el mediador  $\{S_1(x^{+o}(k)), \dots, S_n(x^{+o}(k))\}$ . El mediador recibe las  $n$  evaluaciones remitidas por los agentes para cada uno de los contratos  $x^{e_j}(k)$  pertenecientes a la región de tamaño  $\Delta_k$  definida en la iteración  $k$ . Para cada uno de los contratos  $x^{e_j}(k)$  de la región, el mediador aplica la regla de mediación  $M$  con objeto de determinar la preferencia grupal  $G(x^{e_j}(k))$ . Esta preferencia grupal está condicionada por la política de consenso que refleje la regla de mediación  $M$ :

$$(76) \quad G(x^{e_j}(k)) = M(S_1(x^{e_j}(k)), \dots, S_n(x^{e_j}(k)))$$

El valor de preferencia grupal  $G$  para cada uno de los puntos del patrón que se está evaluando refleja una agregación acorde con la política de consenso buscada. Este proceso de agregación permite guiar al mediador en la búsqueda de contratos que satisfagan en mayor medida a los agentes de acuerdo con el tipo de consenso deseado.

Los valores de preferencia grupal obtenidos se emplean a continuación para el proceso de identificación de acuerdos. Una vez que el mediador determina los valores de preferencia grupal para todos los puntos del patrón que se está evaluando en cada iteración, el mediador debe decidir si genera un nuevo patrón sobre el que continuar la búsqueda o si finaliza el proceso de negociación. A partir de los valores de preferencia grupal,  $G(x^{e_j}(k))$ , el mediador determina

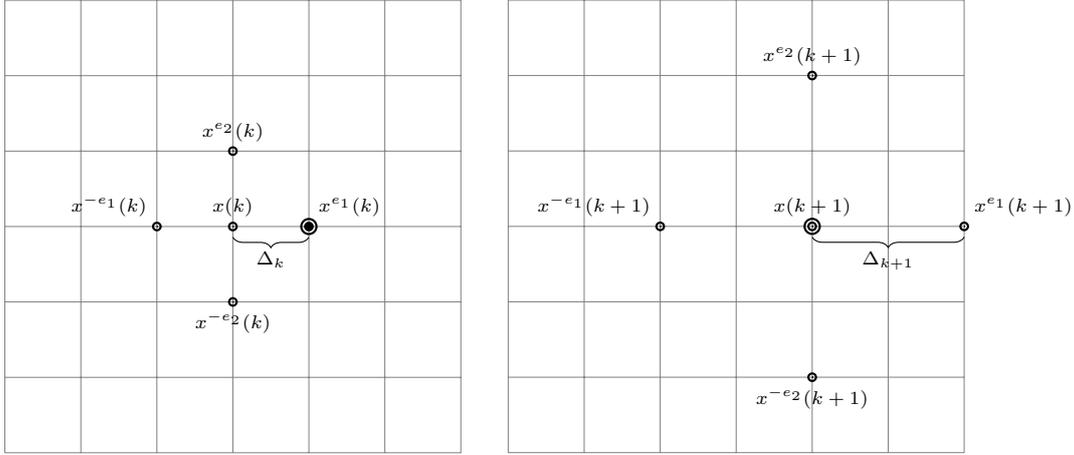


Figura 35. Alternativa 1: Aumento del Tamaño del Región

el contrato  $x^{e^*}(k)$  que maximiza dicha preferencia. El proceso mediante el cual el mediador determina este contrato preferido es el mecanismo probabilístico definido anteriormente.

A continuación, teniendo en cuenta el contrato preferido, el tamaño actual de la región  $\Delta_k$  y la ronda  $k$  del protocolo, el mediador debe seleccionar entre tres alternativas:

- Si el contrato preferido  $x^{e^*}(k)$  es distinto del centro de la región  $x(k)$ , el mediador genera una nueva región de tamaño  $\Delta_{k+1} = 2\Delta_k$  en torno a  $x^{e^*}(k)$ ,  $x(k+1) = x^{e^*}(k)$ . El proceso se refleja en la Figura 35.
- Si el contrato preferido  $x^{e^*}(k)$  coincide con el centro de la región  $x(k)$ , el mediador genera una nueva región de tamaño la mitad del anterior, manteniendo el centro de la misma:  $x(k+1) = x(k)$ ,  $\Delta = \frac{\Delta_k}{2}$ . El proceso se refleja en la Figura 36.
- El protocolo se da por terminado cuando se alcanza un número máximo de rondas  $k_{MAX}$ , o cuando el tamaño de la región cae por debajo de un determinado umbral  $\Delta_{TH}$ . Tanto en un caso como en otro, la negociación termina con un acuerdo en el contrato preferido en la última iteración del protocolo. Este contrato se comunica a los agentes y se da por finalizada la negociación.

### Generación del Conjunto Heurístico $\mathcal{H}_{k+1}$

Hemos señalado anteriormente la importancia del conjunto heurístico  $\mathcal{H}_k$  para tener en cuenta tanto la información proporcionada por los agentes como la información procedente de iteraciones anteriores del protocolo. Como parte de los mecanismos de realimentación, el protocolo incorpora la definición de un nuevo conjunto heurístico para cada iteración. Hemos visto que los puntos del patrón extendido se corresponden con una región concéntrica con la región que se está evaluando, de modo que nos permiten caracterizar las alrededores de

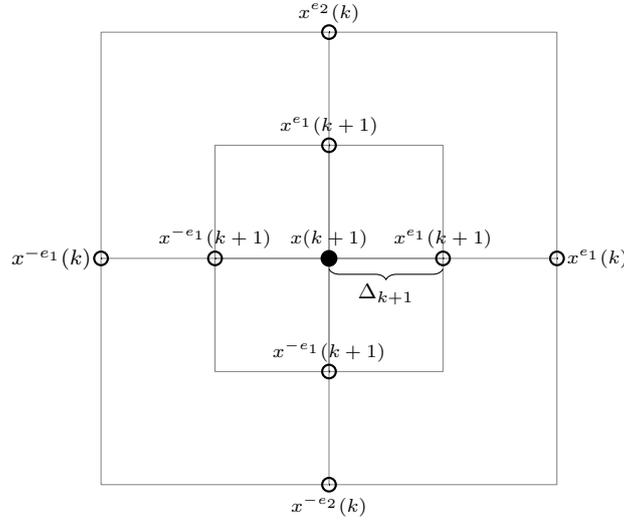


Figura 36. Alternativa 2: Reducción del tamaño de la Región

la región bajo estudio. El mediador obtiene información sobre esta región a partir de los requerimientos de búsqueda  $\rho_{req}^i(k)$  enviados por los agentes en cada iteración. Cada agente incorpora en estos requerimientos de búsqueda el conjunto de puntos circundantes al patrón básico que le permiten obtener un valor de utilidad superior a los puntos del patrón básico. Podemos interpretar esta información como una sugerencia de direcciones de búsqueda, en la que cada dirección queda determinada a partir del vector que define cada par *contrato de referencia - oferta incluida en las direcciones de búsqueda*. Por tanto, para cada elemento incluido en el conjunto de requerimientos de búsqueda  $\rho_{req}^i(k)$ , se genera un nuevo vector  $h_j$  para el conjunto heurístico de la iteración  $k + 1$ .

### 4.3. Marco de Mediación Jerárquico basado en Políticas de Consenso

Uno de los objetivos que se planteaban al comienzo de esta tesis doctoral era ser capaz de integrar en el proceso de negociación el tipo de acuerdo buscado. Esto abre la puerta a definir mecanismos de búsqueda e identificación de acuerdos capaces de tener en cuenta una determinada política de consenso en los procesos que lo constituyen. En la sección 4.1 hemos presentado un protocolo mediado para negociación multilateral que emplea un mecanismo de exploración del espacio de contratos basado en regiones inspirado en los mecanismos de optimización por patrones y operadores OWA para la agregación de preferencias. Este protocolo, haciendo uso de cuantificadores lingüísticos, permite definir mecanismos para la negociación de acuerdo con distintas políticas de consenso.

El protocolo presentado en la sección 4.1 es un protocolo centralizado en el que tanto la generación de ofertas como la mayor parte de los mecanismos de realimentación recae en el mediador. La expresividad que el protocolo permite a los agentes se ofrece de forma indirecta mediante la evaluación de los puntos del patrón básico y del patrón extendido. Si bien el patrón extendido permite a los agentes sugerir direcciones de búsqueda para el conjunto heurístico  $\mathcal{H}_k$ , la exploración del espacio de contratos es responsabilidad del mediador. La decisión sobre las regiones a explorar, el tamaño de las mismas y su desplazamiento en cada una de las iteraciones del protocolo recae exclusivamente en el mediador. En algunas situaciones, puede resultar interesante que los agentes puedan tener un mayor control sobre el proceso de exploración con el propósito de mejorar los resultados obtenidos.

Entre los primeros elementos que habría que introducir en el protocolo de negociación para permitir esto estaría pasar de un mecanismo de exploración del espacio de contratos centralizado en el mediador a un mecanismo distribuido en el que los distintos agentes tienen la posibilidad de realizar una exploración local independiente con objeto de determinar regiones de alta utilidad. En esta sección se propone el protocolo HCPMF (*Hierarchical Consensus Policy based Mediation Framework*), que extiende el protocolo presentado en la sección 4.1, para posibilitar este mecanismo de exploración distribuida que al mismo tiempo mantenga la posibilidad de realizar la búsqueda e identificación de acuerdos de acuerdo con políticas de consenso expresadas en lenguaje natural.

### 4.3.1. Descripción del Protocolo de Negociación

El protocolo que se presenta es un protocolo de negociación con mediador basado en subasta. Inicialmente, cada uno de los agentes negociadores genera una oferta o puja y se la envía al mediador. Esta primera oferta puede generarse como resultado de un proceso de optimización local o de forma aleatoria. En cada iteración, el mediador recibe las ofertas de los agentes y genera un contrato de realimentación que será remitido a los agentes para guiar el proceso de generación de las siguientes ofertas. Este contrato de realimentación sintetiza una determinada política de consenso; el mediador favorecerá aquellas ofertas que mejor satisfagan el tipo de acuerdo que se pretende alcanzar. Esta política de consenso estará generalmente expresada en términos de lenguaje natural. Esta aplicación de la política de consenso deseada está basada en un proceso de agregación de las ofertas mediante el empleo de operadores de agregación basados en operadores OWA. Si bien en el protocolo que se presentó en la sección 4.1, el criterio que se empleaba para la ordenación era el mayor o menor valor de las utilidades de los agentes, en este caso las distintas ofertas se ordenarán teniendo en cuenta a la distancia con respecto al contrato socialmente deseable. Una vez se obtiene el contrato de realimentación, este contrato se remite a los agentes que lo incluirán como guía del proceso de búsqueda. El mecanismo que se propone para la exploración local del espacio de contratos

es un mecanismo de búsqueda por patrones en el que los valores a optimizar son tanto la utilidad de las ofertas para el agente como la distancia al contrato de realimentación recibido desde el mediador.

Con objeto de facilitar la aplicación de este protocolo de negociación a espacios de utilidad altamente complejos, se ha planteado un protocolo de negociación iterativo y con distintas fases. Con objeto de evitar las zonas de no acuerdo, se ha introducido en el mediador un mecanismo de agrupamiento jerárquico. En primer lugar, el mediador tratará de formar *clusters* con las ofertas recibidas, procediendo a aplicar la política de consenso sobre el *cluster* de mayor tamaño de los que sea capaz de determinar. En un primer momento, el mediador fijará unos niveles de corte en el algoritmo de *clustering* menos restrictivos con objeto de acomodar al mayor número de agentes posible. Progresivamente, el mediador irá variando los valores de los niveles de corte del algoritmo de *clustering* con lo que el algoritmo será tendente a generar más *clusters*. El razonamiento detrás de este comportamiento reside en que si el mediador no es capaz de alcanzar un acuerdo entre un número mayor de agentes, intenta que se alcance un acuerdo entre aquellos con preferencias más próximas.

Podemos ver el proceso de mediación como compuesto por distintas etapas caracterizadas por distintos niveles de corte en el algoritmo de *clustering*, cada una de las cuales tendrá un número de rondas, entendiendo por ronda un intercambio completo de ofertas entre agentes y mediador. El protocolo se dará por finalizado cuando la distancia agregada de todas las ofertas al mediador quede por debajo de un determinado umbral. Este umbral de convergencia, a su vez, también se irá relajando conforme van aumentando las rondas del proceso de negociación. Si el criterio de convergencia se alcanza en una etapa, la negociación se detiene y no se exploran los siguientes niveles de *clustering*.

### 4.3.2. Mecanismos de Decisión

Esta sección se dedica a la descripción de los mecanismos de decisión que emplearán tanto los agentes como el mediador.

#### 4.3.2.1. Mecanismos de Generación de Ofertas

##### Mecanismo Distribuido de Generación de Ofertas

A diferencia del protocolo CPMF donde era el mediador el responsable de determinar las regiones del espacio de negociación a explorar en cada iteración del protocolo, en este protocolo de negociación son los agentes los responsables de generar una oferta para remitir al mediador en cada iteración del protocolo. En la primera iteración, la generación de la oferta puede realizarse mediante algún procedimiento de optimización local o de forma aleatoria, mientras que en sucesivas iteraciones los agentes utilizan como referencia un contrato de realimentación

enviado por el mediador. Este contrato de referencia, como veremos a continuación, sintetiza la política de consenso que determina el tipo de acuerdo que el mediador pretende alcanzar. De esto modo, se consigue que el proceso de búsqueda distribuido se ajuste también a las condiciones impuestas por el tipo de acuerdo buscado.

Cada agente lleva a cabo de forma independiente al resto de agentes un proceso de búsqueda de ofertas basado en el mecanismo de búsqueda por patrones. El proceso de optimización local tiene dos objetivos. En primer lugar, busca determinar un contrato en una región de alta utilidad para el agente. En segundo lugar, cada agente intentará obtener un contrato que esté lo más cercano posible al contrato de realimentación enviado por el mediador. Existen, por tanto, dos criterios que guían la búsqueda que realiza cada agente que potencialmente pueden entrar en conflicto entre sí. En el caso de que el agente no pueda encontrar un punto que proporcione al mismo tiempo una mejora en términos de utilidad y de distancia con respecto al contrato de realimentación, el agente debe decidir si adoptar una estrategia de concesión, priorizando la proximidad al contrato de realimentación frente al valor de la utilidad de la oferta, o de maximización de utilidad, dando más importancia al valor de utilidad que puede obtener frente a la distancia al contrato de realimentación.

---

**Algoritmo 7:** Mecanismo Local de Generación de Ofertas
 

---

**Input:**

$V : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ : función de utilidad del agente  
 $x_0 \in \mathbb{R}^m$ : contrato inicial seleccionado aleatoriamente.  
 $f_c \in \mathbb{R}^m$ : contrato de realimentación remitido por el mediador  
 $\Delta_{TH} > 0$ : tamaño de la región umbral  
 $\Delta_0 > \Delta_{TH}$ : Sea el tamaño de la región inicial  
 $D_{\oplus}$ : conjunto de direcciones coordenadas  $\{e_i | i = 1, \dots, m\}$ , donde  $e_i$  es el vector unitario en la dirección de la coordenada  $i$ -ésima de  $\mathbb{R}^m$

 $k = 1$ **while**  $k \leq k_{MAX}$  y  $\Delta_{k+1} < \Delta_{TH}$  **do**  **if** Existe  $d_i$  tal que  $V(x_k + \Delta_k d_i) > V(x_k)$  y la distancia  $d$ ,     $d(x_k + \Delta_k d_i, f_c) < d(x_k, f_c)$  es mínima para todo  $i$  **then**      |  $x_{k+1} = x_k + \Delta_k d_i$   $\Delta_{k+1} = 2\Delta_k$   **else if** Existe  $d_i$  tal que  $V(x_k + \Delta_k d_i) > V(x_k)$  o la distancia  $d$ ,     $d(x_k + \Delta_k d_i, f_c) < d(x_k, f_c)$  es mínima para todo  $i$  **then**      **if** Si el agente se comporta como un maximizador de utilidad **then**        | Selecciona  $d_i$  tal que  $V(x_k + \Delta_k d_i) > V(x_k)$       **else if** Si el agente concede **then**        | Selecciona  $d_i$  tal que  $d(x_k + \Delta_k d_i, f_c) < d(x_k, f_c)$        $x_{k+1} = x_k + \Delta_k d_i$        $\Delta_{k+1} = 2\Delta_k$   **else**    |  $x_{k+1} = x_k$     |  $\Delta_{k+1} = 1/2\Delta_k$   **end**   $k = k + 1$ **end**


---

### 4.3.2.2. Mecanismos de Identificación de Acuerdos

El proceso de mediación comienza con la recepción de un conjunto de  $n$  ofertas procedentes de los  $n$  agentes. Tal y como hemos visto, estas ofertas son el resultado de un proceso de optimización local por parte de cada uno de los agentes. Es importante observar que en este protocolo tenemos una diferencia importante con respecto al protocolo CPMF en lo que respecta a las ofertas que recibe el mediador. Si en CPMF era el mediador el que determinaba qué regiones se examinaban en cada iteración y, por tanto, qué ofertas, aquí cada agente tiene la libertad de presentar al mediador las ofertas que desee. Esto hace que el mediador pueda enfrentarse en cada iteración a un conjunto de ofertas lo suficientemente disperso como para que el objetivo de encontrar una oferta que satisfaga a todos los agentes requiera de la aplicación de mecanismos adicionales a los empleados en el protocolo anterior.

Parece, por tanto, necesario introducir nuevos elementos en el protocolo para guiar la negociación hacia regiones donde sea más factible la consecución de acuerdos. El proceso en el mediador comienza con la recepción de las ofertas procedentes de cada uno de los agentes. Denotaremos mediante  $o_{ki}$  la oferta recibida desde el agente  $i$  en la iteración  $k$  del protocolo. Al conjunto de ofertas recibidos por el mediador en la ronda  $k$  del protocolo, la denotaremos como  $O_k$ .

$$(77) \quad O_k = \{o_{k1}, \dots, o_{kn}\}$$

Para evitar las zonas del espacio de contratos donde sea viable la consecución de acuerdos, en primer lugar el mediador va a aplicar un algoritmo de *clustering* jerárquico.

#### **Clustering Jerárquico**

Los algoritmos de *clustering* jerárquico [172] agrupan los datos en una variedad de escalas mediante la creación de un árbol o dendrograma. El árbol no es un único conjunto de *clusters*, sino más bien una jerarquía multinivel, donde los *clusters* en un nivel se reúnen como *clusters* en el siguiente nivel. Esto permite decidir el nivel o escala de agrupamiento que se desea en cada paso del proceso de negociación

En este caso, se asume que el mediador ha definido un límite superior de rondas como límite. Este número de rondas  $nr$  se divide en fases. De este modo, tenemos un total de  $ns$  fases con  $nr/ns$  rondas por fase. En cada fase, se aplica una escala de *clustering* predefinida. Cuando la negociación avanza, el proceso de *clustering* es más tendente a generar *clusters*. El argumento detrás de esto es que en primer lugar intentaremos agrupar al máximo de agentes posibles y, si no somos capaces de alcanzar un acuerdo global, se avanzará de forma progresiva hacia la formación de grupos más pequeños que permitirán que la negociación se realice entre

agentes con preferencias más cercanas. Para variar el nivel de *clustering*, existe un nivel de corte que va variando y que especifica el nivel al que se corta la jerarquía de *clusters*.

El punto de partida para la obtención de este contrato social es el *cluster* de mayor tamaño de los obtenidos anteriormente. Vamos a denotar ese *cluster* como  $O_{kc} = \{o_{kc1}, \dots, o_{kc2}\}$ . Para la descripción del mecanismo de obtención del contrato social vamos a introducir las siguientes definiciones.

**DEFINICIÓN 25. Contrato de Consenso Unánime o Centroide.** Se denomina *contrato de consenso unánime* o *centroide* al centro de masas de todos los puntos que forman parte del *cluster* de mayor tamaño.

$$(78) \quad c_k = \frac{1}{l} \sum_l o_{kcl}$$

**DEFINICIÓN 26. Conjunto de Distancias.** Se denomina *conjunto de distancias* para una iteración  $k$  del protocolo de negociación,  $D_{kc}$ , al conjunto formado por las distancias desde todas las ofertas del *cluster* de mayor tamaño al centroide  $c_k$ .

$$(79) \quad D_{kc} = \{d_{kc1}, \dots, d_{kcl}\}$$

Donde  $d_{kci}$  representa la distancia euclídea entre cada contrato  $o_{kci}$  del *cluster* y el centroide  $c_k$  del mismo.

**DEFINICIÓN 27. Conjunto de Direcciones Relativas.** Se denomina *conjunto de direcciones relativas* y se denota por  $R_{kc}$  al conjunto de los vectores de direcciones desde el centroide  $c_k$  hasta cada uno de los puntos que conforman el *cluster* de mayor tamaño.

$$(80) \quad R_{kc} = \{R_{kc1}, R_{kc2}, \dots, R_{kcl}\}$$

### Agregación de Preferencias

En esta sección se describen los mecanismos aplicados en el mediador para la aplicación de una agregación de preferencias de acuerdo con la política de consenso deseada. Al igual que en CPMF, el mecanismo base que se emplea para incorporar la política de consenso al protocolo de negociación es la utilización de operadores de agregación derivados de un cuantificador que represente la política de consenso deseada. A diferencia con el protocolo presentado en el capítulo anterior en que la agregación se realizaba únicamente sobre los valores de la función

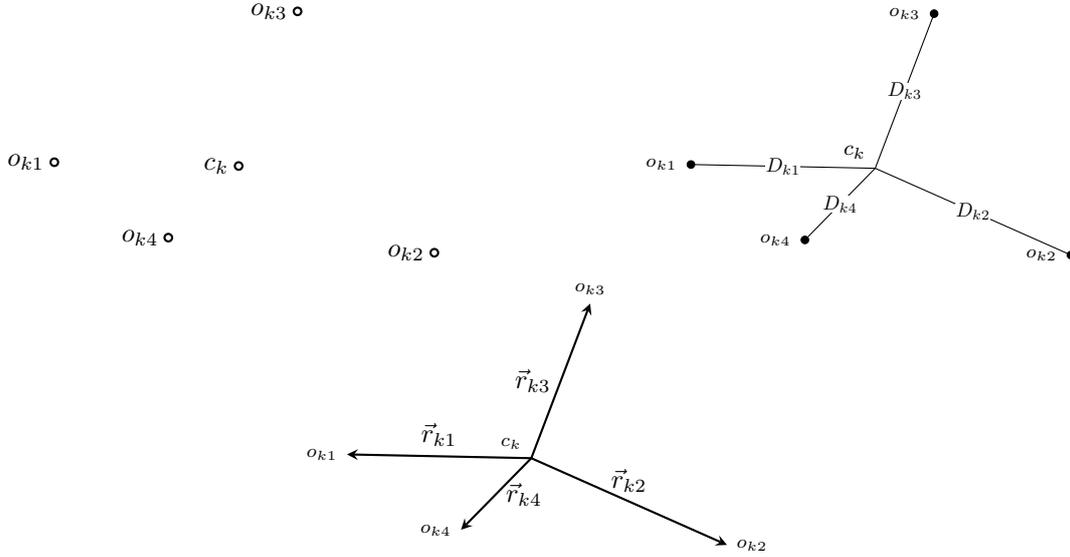


Figura 37. Conjunto de Direcciones Relativas

de utilidad remitida por los agentes, en esta ocasión emplearemos la agregación no sólo para la evaluación de las ofertas sino también para la identificación de acuerdos.

El mecanismo básico en el que descansa el proceso de agregación de preferencias es la utilización de operadores de agregación ponderada (OWA) derivados de cuantificadores lingüísticos de forma similar a como se hacía en CPMF. La principal aportación de este protocolo en términos de agregación está en la extensión de la utilización de los operadores OWA a elementos distintos a los valores de utilidad de los agentes. Para ello, vamos a introducir algunas definiciones.

**DEFINICIÓN 28. Operador OWA Vectorial.** Un *operador OWA vectorial* de dimensión  $l$  es una aplicación  $OWA_W : S^l \rightarrow G^l$ , ( $S, G \in \mathbb{R}^n$ ) con un vector de ponderación asociado  $W = [w_1 w_2 \dots w_n]$ , donde  $w_i \in [0, 1]$ ,  $\sum_i w_i = 1$  y,

$$(81) \quad OWA_W(S_1, S_2, \dots, S_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j$$

Donde  $b_j$  es el  $j$ -ésimo mayor valor de los elementos  $S_i$  si se emplea como criterio de ordenación la norma de los vectores  $\|S_i\|$ .

### 4.3.2.3. Mecanismos de Realimentación

El mecanismo que va emplear el mediador para orientar la búsqueda los agentes es el envío de lo que hemos denominado el *contrato social* o *contrato de realimentación*. Es en la

obtención de este contrato social o contrato de realimentación en el que se tendrá en cuenta la política de consenso que desea aplicar en la búsqueda del acuerdo.

### Obtención del Contrato de Realimentación

El punto de partida para la obtención del contrato de realimentación para la iteración  $k$  del protocolo de negociación es el conjunto de  $l$  contratos que forman el *cluster* de mayor tamaño,  $O_{kc}$ . Tal y como hemos visto anteriormente, el objetivo del algoritmo de *clustering* es evitar las zonas de no acuerdo. Mediante el algoritmo de *clustering* determinamos el conjunto más grande de ofertas recibidas susceptible de poder contener un acuerdo y sobre dicho conjunto aplicaremos la política de consenso deseada.

El primer paso que lleva a cabo el mediador es el cálculo del centroide  $c_k$ . Podemos entender el centroide como una solución de compromiso entre todas las ofertas recibidas por parte de los agentes, de modo que en el caso en que el mediador tuviera como objetivo satisfacer a todos los agentes, una posible solución sería proponer el centroide como contrato de realimentación. Por el contrario, si la política de consenso consistiera en conseguir que al menos uno de los agentes obtuviera una utilidad alta, el contrato de realimentación no estaría en el centroide sino que se desplazaría a las cercanías de la oferta recibida por uno de dichos agentes. Estas dos situaciones nos permiten de forma intuitiva comprender el proceso de generación del contrato de realimentación. Nuestro objetivo es formalizar este proceso para que el mediador pueda generar contratos de realimentación que sinteticen una política de consenso predefinida.

Para generar el contrato de realimentación, el mediador debe realizar una agregación de las ofertas recibidas de los agentes acorde con la política de consenso. El mecanismo básico que emplea el mediador para realizar esta agregación es el operador OWA. En este apartado, nos centraremos en las particularidades de la agregación para este protocolo.

Como hemos mencionado anteriormente, el proceso se define sobre el conjunto de contratos que forman el *cluster* de mayor tamaño. El objetivo que persigue el mediador mediante el contrato de realimentación es orientar el proceso de exploración local de los agentes hacia aquellas regiones del espacio de contratos donde se encuentren aquellos contratos que reflejen de forma más adecuada el tipo de acuerdo buscado. El contrato de realimentación se obtendrá agregando de acuerdo con el operador OWA que refleje la política de consenso deseada los contratos enviados por los agentes. La utilización de un operador OWA exige la definición de una relación de orden entre los elementos a agregar. En el protocolo CPMF, la definición esta relación era inmediata al disponer de los valores de utilidad que remitían los agentes al mediador. En este caso, debemos definir esta relación para poder ordenar los distintos contratos.

El objetivo del mediador es la consecución de un acuerdo que refleje de manera lo más fiel posible una determinada política de consenso. Para obtener este fin, el mediador genera en cada ronda un contrato de realimentación que debe ser interpretado como el mejor acuerdo posible que el mediador ha sido capaz de identificar hasta ese punto conforme a la política deseada. Por tanto, podemos emplear la distancia de las ofertas de los distintos agentes a dicho contrato de realimentación como una indicación del nivel de concesión al que los agentes están dispuestos a llegar. Por otro lado, si sólo empleamos como criterio para la generación de acuerdos la distancia al contrato de realimentación, corremos el riesgo de obtener contratos de baja calidad para los agentes. De acuerdo con ambas premisas, una solución de compromiso podría ser emplear el centroide de las ofertas enviadas por los agentes como punto de referencia. El criterio de ordenación que se propone emplear es la distancia de los distintos contratos recibidos al centroide. Este criterio se empleará para asignar los pesos de agregación en cualquiera de los procesos de agregación que se definen en el protocolo.

**DEFINICIÓN 29. Criterio de Ordenación.** Sean los conjuntos  $r_{kc}$ ,  $D_{kc}$  definidos a partir del centroide  $c_k$  y el conjunto de ofertas contenidas en el *cluster* de mayor tamaño para la iteración  $k$ . Se define la relación de orden  $R$  sobre el conjunto  $r_{kc}$ , de modo que se dice que un elemento  $r_{kci} \succ_R r_{kcj}$  si se verifica que  $d_{kci} > d_{kcj}$ , donde  $d_{kci,j}$  representan, respectivamente, las distancias de los puntos  $o_{kci}$  y  $o_{kcj}$  al centroide  $c_k$ .

La utilización de este criterio de ordenación es la base para la definición del contrato de realimentación  $f_c(k)$ .

Para obtener el contrato de realimentación, el primer paso consiste en aplicar el operador OWA vectorial al conjunto de direcciones relativas  $r_{kc}$ . El objetivo que perseguimos con esto es obtener una agregación OWA de las direcciones en que se encuentran los distintos agentes con respecto al contrato de consenso que representa el centroide. De la aplicación del operador OWA vectorial se obtiene el vector  $\vec{v}$  como sigue:

$$(82) \quad \vec{v} = OWA_W(\vec{r}_{kc1}, \vec{r}_{kc2}, \dots, \vec{r}_{kcl}) = \sum_{j=1}^l w_j \vec{b}_j$$

Donde  $\vec{b}_j$  se corresponde con el  $i$ -ésimo vector en el conjunto  $r_{kc}$  de acuerdo con el criterio de ordenación  $R$ , definido anteriormente.

Con el vector  $\vec{v}$  tenemos la dirección de generación del contrato de realimentación, pero es importante, para una correcta aplicación de la política de consenso, determinar también la distancia del contrato de consenso a la que se ubicará el contrato de realimentación  $f_c(k)$ . Para ello, emplearemos una agregación del conjunto de distancias  $D_{kc}$ :

$$(83) \quad d_{f_c}(k) = OWA_W(d_{kc1}, d_{kc2}, \dots, d_{kcl}) = \sum_{j=1}^l w_j b_j$$

Donde  $b_j$  se corresponde con el  $i$ -ésimo elemento del conjunto resultante de la ordenación con orden creciente del conjunto  $D_{kc}$ .

Teniendo en cuenta ambos valores, el contrato de realimentación para la iteración  $k$  del protocolo queda situado en el siguiente punto:

$$(84) \quad f_c(k) = c_k + \frac{\vec{v}}{\|\vec{v}\|} \sum w_i d_{kci}$$

El vector  $\vec{v}$  resulta de la aplicación del operador OWA vectorial a los vectores de dirección. El contrato de realimentación se generará en la dirección indicada por  $\vec{v}$  a partir del centroide  $c_k$ . La distancia a la que se genera el contrato  $f_c(k)$  se obtiene aplicando el operador OWA al conjunto de distancias de las distintas ofertas al centroide. Los pesos que se emplean en ambos operadores OWA son los mismos. En el siguiente ejemplo vamos a detallar un ejemplo de obtención del contrato de realimentación.

**EJEMPLO 8.** Supongamos que tenemos un cuantificador del tipo  $Q_p(y) = y^p$  con un valor de  $p = 20$ . De acuerdo con la expresión para el valor de VOID que hemos derivado en el capítulo anterior, esto nos da un valor de  $VOID = 0.95$ . Valores de VOID cercanos a 1 se corresponden con políticas de consenso que pretenden contentar a la mayoría de los agentes. Para este caso tenemos un total de  $n = 7$  agentes negociadores. El proceso de *clustering* para esa iteración hace que el *cluster* de mayor tamaño sea de  $l = 4$  agentes.

El primer paso es obtener los pesos OWA que se emplearán tanto el operador OWA convencional (que denominaremos escalar, para diferenciar) como para el operador OWA vectorial. La figura muestra el operador OWA empleado. Podemos obtener fácilmente los pesos del operador OWA como:

$$\begin{aligned} w_1 &= Q_{20}\left(\frac{1}{4}\right) - Q_{20}\left(\frac{0}{4}\right) = 2^{-40} \\ w_2 &= Q_{20}\left(\frac{2}{4}\right) - Q_{20}\left(\frac{1}{4}\right) = 2^{-20} - 2^{-40} \\ w_3 &= Q_{20}\left(\frac{3}{4}\right) - Q_{20}\left(\frac{2}{4}\right) = \frac{3^{20}}{2^{40}} - 2^{-20} \approx 0.0032 \\ w_4 &= Q_{20}\left(\frac{4}{4}\right) - Q_{20}\left(\frac{3}{4}\right) \approx 0.9967 \end{aligned}$$

Podemos observar como los pesos del operador OWA potencian los valores más bajos, con lo que estamos favoreciendo aquellos puntos más alejados del centroide. En concreto, el contrato de realimentación se generará en una dirección  $\vec{v}$  que será aproximadamente:

$$\vec{v} = \sum w_i r_{kci} \approx w_4 r_{kc4} \approx d_{kc4}$$

Del mismo modo, podemos obtener la distancia a la que se encontrará el contrato de realimentación en la dirección apuntada por  $\vec{v}$ . Si aplicamos el operador OWA a las distancias con los pesos calculados anteriormente tenemos:

$$\sum w_i d_{kci} \approx w_4 d_{kc4} \approx d_{kc4}$$

Dado que debido al proceso de normalización de los elementos de  $D_{kc}$ ,  $d_{kc4} = 0$ , el contrato de realimentación será el centroide. Si lo analizamos podemos ver cómo es coherente que si la política que queremos aplicar es satisfacer a todos los agentes, se opte por el centroide.

**EJEMPLO 9.** Vamos a volver al ejemplo anterior para ver intuitivamente la influencia en un cuantificador que emplee un valor de VOID bajo. Ya hemos analizado anteriormente, que valores de VOID bajos están asociados a políticas de consenso que favorecen a valores altos. En el contexto de este protocolo, esto se corresponde con aquellos elementos más cercanos al centroide. Analicémoslo sobre el ejemplo anterior.

Supongamos que tenemos de nuevo  $n = 7$  agentes, y que como resultado del proceso de *clustering* tenemos un *cluster* de  $l = 4$  agentes. Se deciden emplear una política de consenso derivada de un operador OWA obtenido a partir del cuantificador  $Q_{0.05} = y^{0.05}$ . De acuerdo con este cuantificador, los pesos aproximados quedan de la siguiente manera:

$$w_1 = Q_{0.05}\left(\frac{1}{4}\right) - Q_{0.05}\left(\frac{0}{4}\right) = 0.933$$

$$w_2 = Q_{0.05}\left(\frac{2}{4}\right) - Q_{0.05}\left(\frac{1}{4}\right) = 0.0329$$

$$w_3 = Q_{0.05}\left(\frac{3}{4}\right) - Q_{0.05}\left(\frac{2}{4}\right) = 0.0198$$

$$w_4 = Q_{0.05}\left(\frac{4}{4}\right) - Q_{0.05}\left(\frac{3}{4}\right) = 0.0143$$

En este caso, tenemos que el vector  $\vec{v}$ , será aproximadamente  $\vec{r}_{kc1}$ . Si nos vamos a la fórmula del contrato de realimentación para la iteración  $k$  tenemos:

$$(85) \quad f_c(k) = c_k + \frac{\vec{v}}{\|\vec{v}\|} \sum_1^l w_i b_i = c_k + \frac{\vec{r}_{kc1}}{\|\vec{r}_{kc1}\|} b_1$$

Si tenemos en cuenta que  $b_1$  se corresponde con el valor máximo del conjunto de distancias normalizadas, que recordemos es  $\min(D_{kc})$ , que es, por otro lado, igual a la norma del vector  $\vec{r}_{kc1}$ , por lo que:

$$(86) \quad f_c(k) = c_k + r_{kc1} = o_{kc1}$$

Con lo que el contrato de realimentación será muy próximo al contrato más cercano al centroide  $c_k$ .

### Estimación de la Calidad de un Acuerdo

Una vez que se ha calculado el contrato de realimentación, es importante evaluar el grado en que el contrato de realimentación satisface la política de consenso. Es importante para poder evaluar la convergencia del protocolo y para así poder terminar con él. Para realizar esta evaluación, definimos la distancia grupal como medida de la cercanía al acuerdo deseado.

**DEFINICIÓN 30. Distancia Grupal.** Definimos *distancia grupal*,  $G_{dk}$ , como la agregación realizada utilizando el operador OWA del mediador de los valores de las distancias individuales de las ofertas enviadas por los agentes al contrato de realimentación obtenido por el mediador:

$$(87) \quad G_{dk} = \sum w_i \|o_{kci} - f_c(k)\|$$

Si el valor de la distancia grupal cae por debajo de un determinado umbral,  $\Delta_{TH}$  la negociación termina y se acepta como acuerdo el contrato de realimentación obtenido en la última iteración.

## 4.4. Evaluación Experimental

### 4.4.1. Descripción del Escenario

Para realizar la evaluación de CPMF y HCPMF, se consideran siete agentes, dos atributos y dos tipos de escenarios de negociación: un primer escenario escenario en el que las funciones de utilidad de los agentes se han construido estratégicamente para conseguir un escenario de negociación que sirva de prueba de concepto, y un escenario de negociación complejo en el

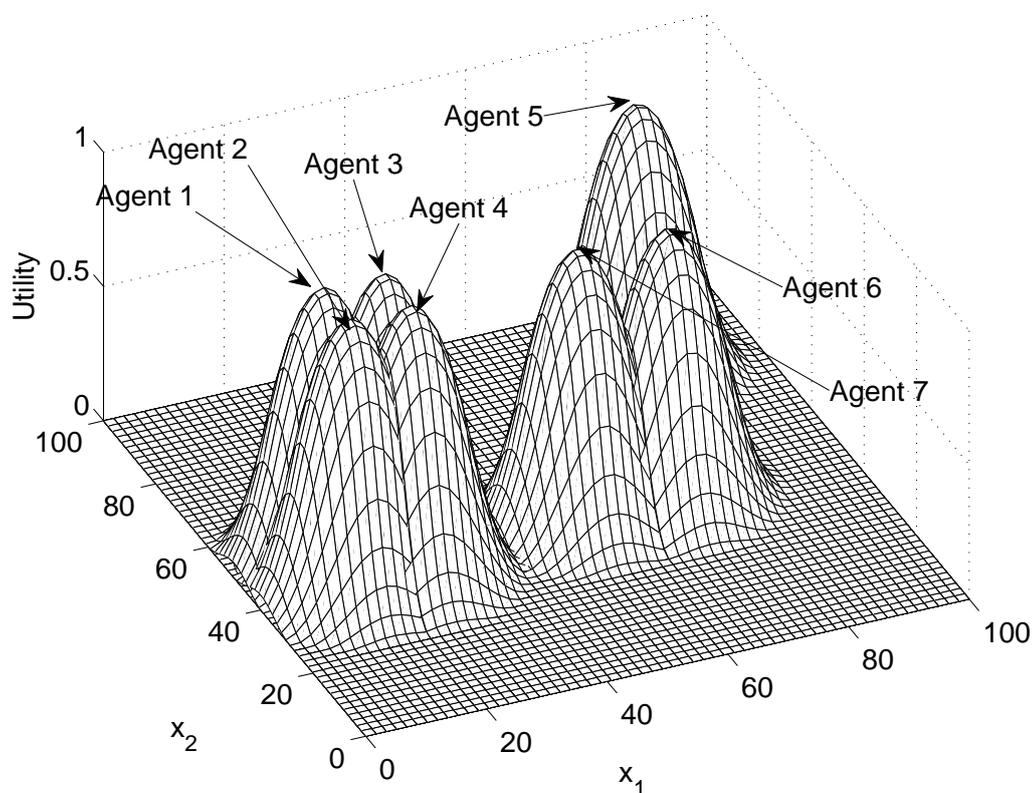


Figura 38. Funciones de Utilidad para el Escenario 'Prueba de Concepto'

que las funciones de utilidad de los agentes presentan una estructura más compleja. Tanto en un caso como en otro, se emplean funciones de utilidad construidas como agregación de funciones bell. Estas funciones de utilidad capturan la intuición de que las utilidades de un agente para un determinado contrato disminuyen gradualmente con la distancia a un contrato que se considera como ideal. Las funciones Bell son especialmente apropiadas para el modelado de preferencias espaciales y temporales. Además, permiten la configuración de distintos escenarios de negociación en términos de distintos grados de complejidad.

En el escenario que hemos elegido para realizar una prueba de concepto, cada agente tiene una función de utilidad con un único óptimo. La Figura 38 reúne en un único gráfico las funciones de utilidad de los siete agentes en el espacio de negociación bidimensional  $[0, 100]^2$ . En este escenario, cuatro de los agentes ( los agentes 1, 2, 3 y 4) están en oposición débil, dado que sus preferencias son bastante parecidas. Los agentes 6 y 7 están en oposición débil entre ellos pero en oposición muy fuerte con respecto a los otros agentes. Finalmente, el agente 5 está en oposición muy fuerte con el resto de los agentes.

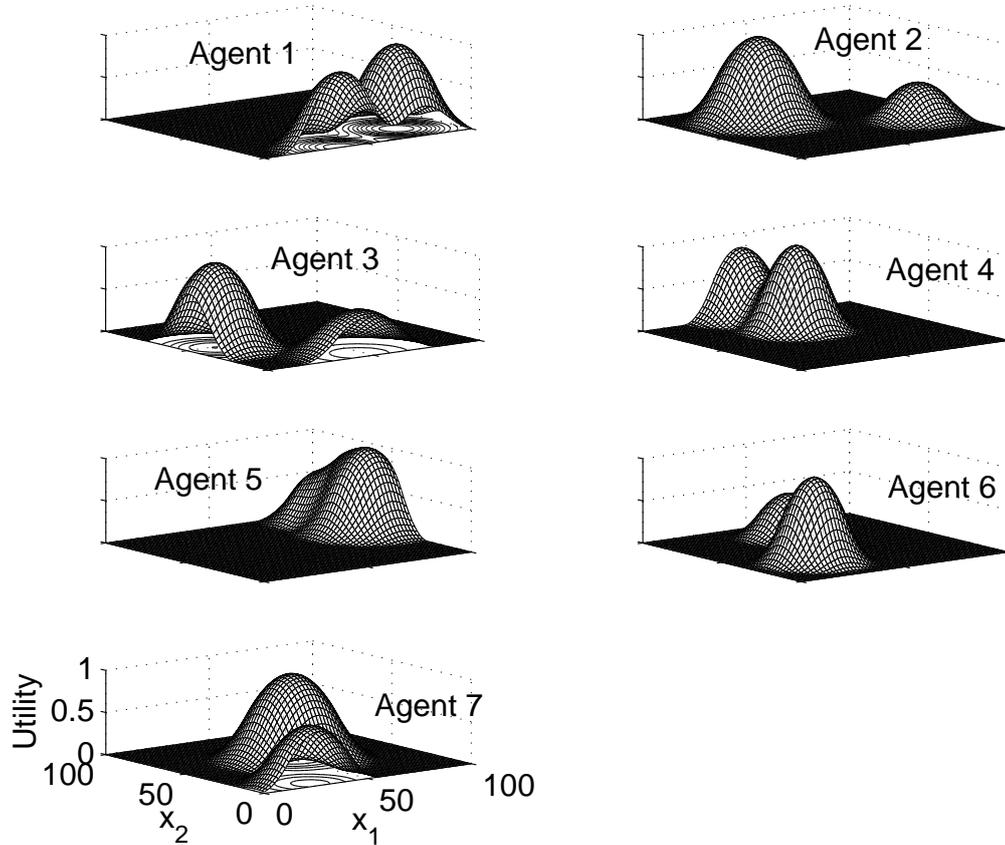


Figura 39. Funciones de Utilidad para el Escenario Complejo

En el escenario de negociación complejo, que se muestra en la figura 39, la función de utilidad de cada agente se genera a partir de dos funciones bell ubicadas de forma aleatoria. El radio y la altura de cada bell están distribuidos aleatoriamente en los rangos  $r_i \in [20, 35]$  y  $h_i \in [0.1, 1]$ . La Figura 40 muestra las funciones de utilidad generadas para cada agente en este segundo caso.

En cada experimento, se realizará un total de 100 negociaciones y en cada una de ellas se guardaran las utilidades alcanzadas por cada agente. Para analizar los resultados, en primer lugar se construye un matriz de utilidades donde cada fila se corresponde con un agente distinto y cada columna se refiere al resultado de una negociación. Tras construir la matriz, se reorganizar de tal manera que cada columna se reordena de mayor a menor. Así el mayor valor estaría en el primer elemento, y así sucesivamente. Una vez que se ejecuta esta ordenación, desaparece la relación entre fila y agente. A partir de esta matriz, se forman siete grupos de utilidad distintos. En el grupo 1 estarían los valores máximos de utilidad (primera fila), en

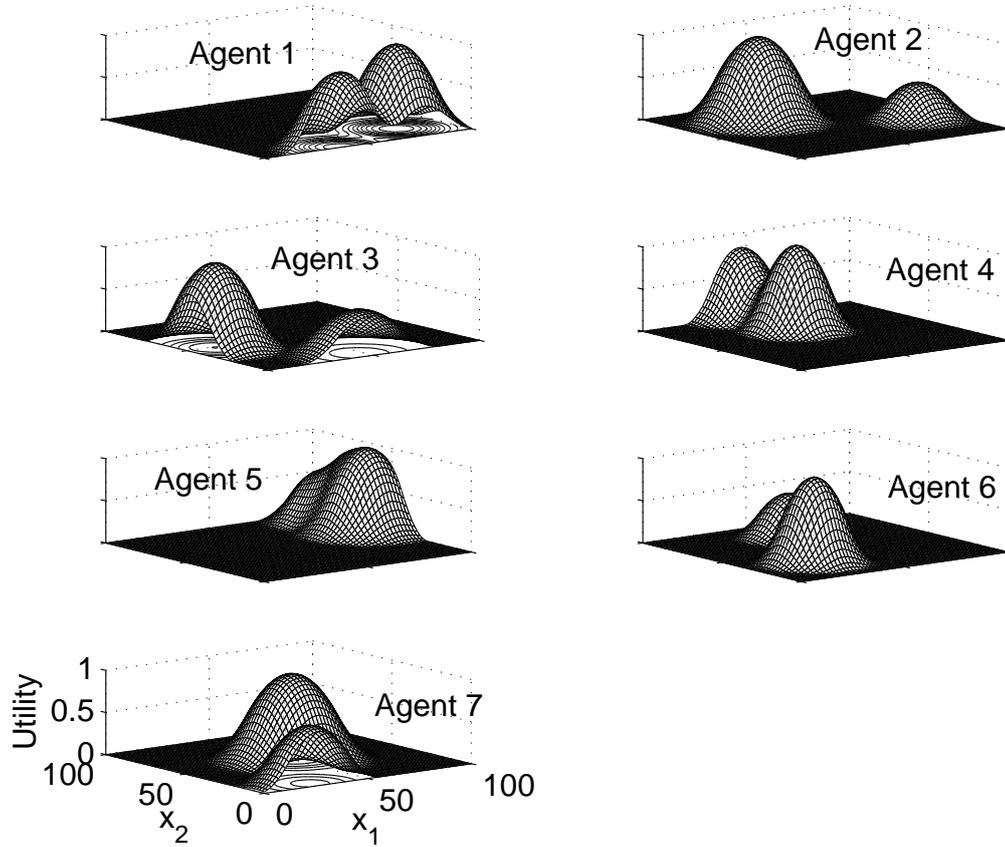


Figura 40. Funciones de Utilidad para el Escenario Complejo

el grupo 2 los valores inmediatamente inferiores para cada negociación (segunda fila) y así sucesivamente

#### 4.4.2. Protocolo CPMF

En esta sección, se realiza una evaluación experimental del protocolo presentado y se muestra cómo los mecanismos propuestos proporcionan al mediador las herramientas necesarias para poder llevar a cabo negociaciones multiagente sujetas a distintas políticas de contexto.

La configuración de parámetros en el mediador es la siguiente:

1. Numero máximo de iteraciones del protocolo:  $k_{max} = 50$
2. Tolerancia de la malla:  $10^{-6}$
3. Parámetros del experimento aleatorio para selección de contratos:
  - a)  $\alpha = 2$

- b)  $\sigma_{min} = 1$
- c)  $\sigma_{max} = 200$

Experimentos previos han confirmado que estos valores para los parámetros se comportan bien bajo la mayoría de los escenarios de negociación.

Se ha evaluado el comportamiento del protocolo en los escenarios prueba de concepto y complejo, para cinco políticas de consenso distintas definidas por sus correspondientes coeficientes VOID. En concreto se han seleccionado los coeficientes VOID 0, 0.25, 0.5, 0.75 y 0.97 con el cuantificador  $Q_p(y) = y^p$ . Se define también un experimento de referencia en el que se desactiva el procedimiento de mediación basado en política de consenso. En esta referencia, el mediador implementa el proceso de búsqueda basado en patrones pero se elimina la aleatoriedad y la evaluación de la preferencia grupal se limita al cálculo de la suma de las valoraciones que los agentes ofrecen para un contrato determinado. Bajo esta evaluación, el contrato seleccionado sería aquel para el cual la suma de las valoraciones fuera máxima. Para este experimento de referencia se emplean 50 rondas y una tolerancia  $10^{-6}$ .

En cada experimento, se realizará un total de 100 negociaciones y en cada una de ellas se guardaran las utilidades alcanzadas por cada agente. Para analizar los resultados, en primer lugar se construye un matriz de utilidades donde cada fila se corresponde con un agente distinto y cada columna se refiere al resultado de una negociación. Tras construir la matriz, se reorganiza de tal manera que cada columna se reordena de mayor a menor. Así el mayor valor estaría en el primer elemento, y así sucesivamente. Una vez que se ejecuta esta ordenación, desaparece la relación entre fila y agente. A partir de esta matriz, se forman siete grupos de utilidad distintos. En el grupo 1 estarían los valores máximos de utilidad (primera fila), en el grupo 2 los valores inmediatamente inferiores para cada negociación (segunda fila) y así sucesivamente.

Sobre esta matriz, se empleará la estimación Kaplan-Meier [72] de la función de distribución de probabilidad acumulada para las utilidades de los agentes de cada grupo. Se irá calculando sucesivamente la estimación de función de distribución de probabilidad acumulada para la primera fila (valores máximos), dos primeras filas y así sucesivamente. El resultado de este cálculo nos informará sobre la probabilidad de encontrar utilidades de agentes por debajo de un determinado valor. La adecuación de esta forma de proceder a la evaluación del protocolo se justifica de la siguiente manera. Se pretende demostrar que el protocolo de negociación es capaz de encontrar soluciones que satisfagan a grupos de agentes. Con la evaluación de los distintos grupos, se puede obtener una estimación de la capacidad del protocolo para que grupos de 1,2... agentes obtengan utilidades elevadas, en comparación con los casos en que no se aplica una política de consenso en el mediador. En la Figuras 41 y 42 se presenta una representación gráfica de los resultados obtenidos.

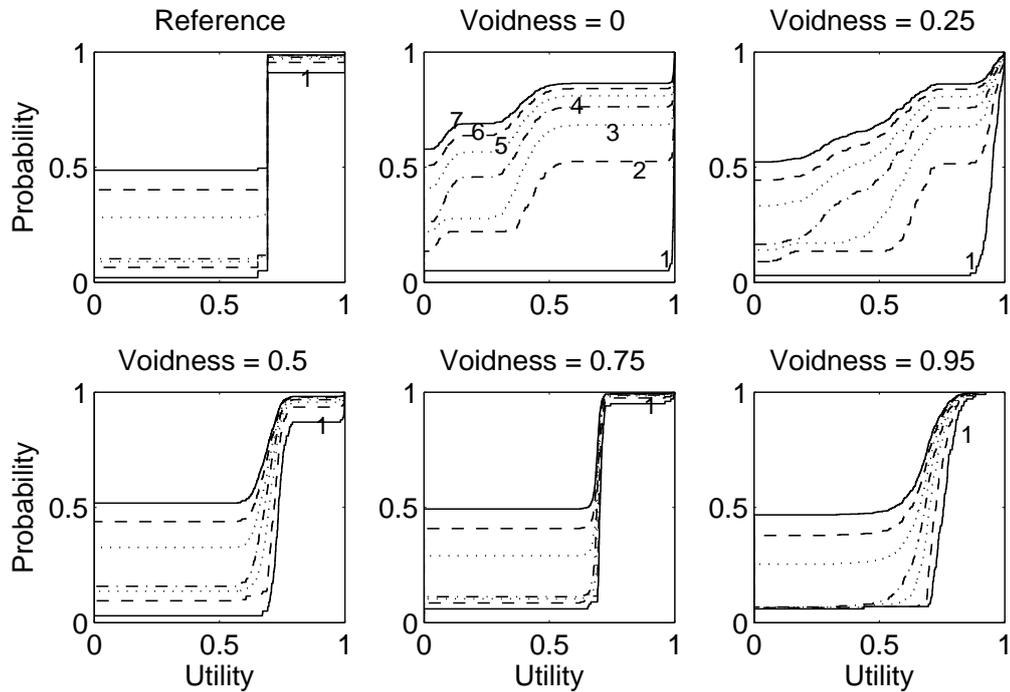


Figura 41. Resultados para el Escenario 'Prueba de Concepto'

En el escenario de prueba de concepto (Figura 38) se puede observar que para alcanzar *quórum*, la mejor alternativa es satisfacer a los agentes 1,2,3 y 4. Si fuera suficiente con satisfacer a un agente, se podría optar por cualquiera de los picos de las funciones de utilidad. En la Figura 41 se muestran los resultados para el escenario de prueba de concepto. Cada línea representa la función de distribución de probabilidad acumulada para un grupo. El número que aparece sobre cada línea identifica a qué grupo se refiere. Por ejemplo, para el experimento de referencia y para el grupo 1, hay aproximadamente un 98% de probabilidad de que los agentes tengan al menos una utilidad de 0.7 y un 2% de que los agentes tengan una utilidad igual a 0. En el grupo 7, hay un 50% de probabilidad de que los agentes tengan utilidad igual a 0. Para un valor de VOID igual 0, y para el grupo 1, podemos apreciar que la probabilidad de que los agentes tengan utilidad igual a 1, es aproximadamente de un 98%, lo que quiere decir que el mediador está aplicando efectivamente la política de consenso. Un VOID de cero implica que es suficiente con conseguir satisfacer a un agente. El incremento del valor de VOID implica que el mediador perseguirá tener más agentes satisfechos. Por tanto, en paralelo al incremento de VOID, se observa que empeora el comportamiento del grupo 1 y va mejorando el comportamiento para los siguientes grupos, dado que el mediador persigue satisfacer a un mayor grupo de agentes.

En la Figura 42 se muestran los resultados del escenario de negociación complejo. En este escenario, podemos ver cómo según VOID aumenta, el mediador orienta la búsqueda

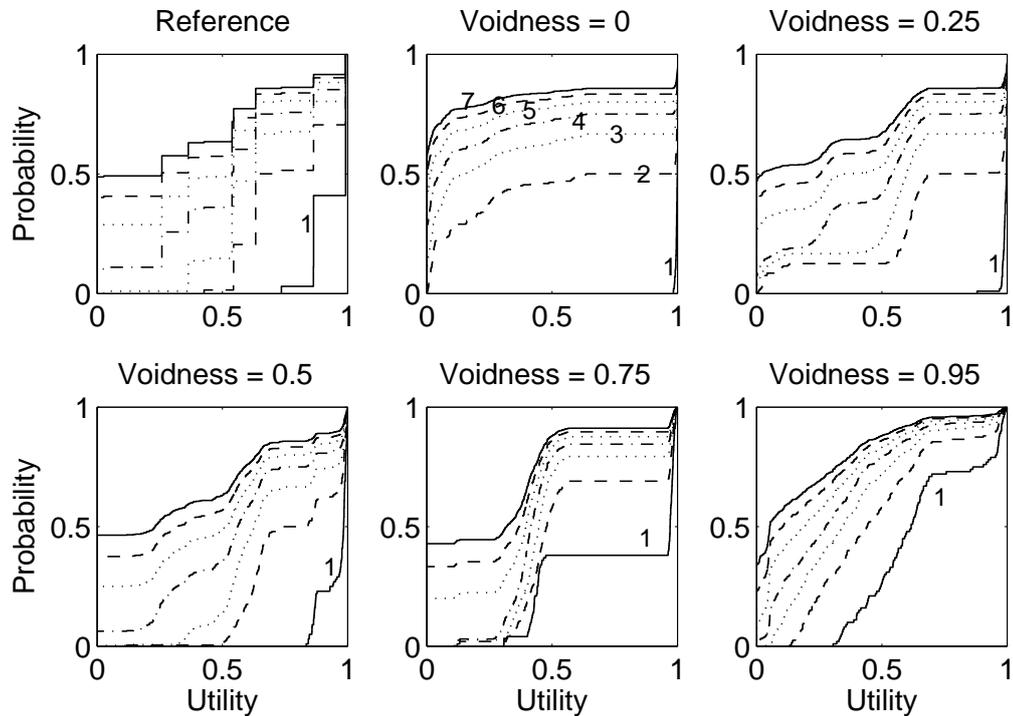


Figura 42. Resultados para el Escenario Complejo

de acuerdos para buscar que más agentes queden satisfechos a costa de no conseguir grados de satisfacción altos para agentes individuales. En general, los resultados muestran que los mecanismos propuestos permiten orientar el proceso de negociación en términos de políticas de consenso y obtener mejores resultados que cuando se emplea una aproximación clásica de maximización del bienestar.

#### 4.4.3. Protocolo HCPMF

En esta sección se presenta la evaluación experimental del protocolo HCPMF para mostrar cómo es posible emplearlo para la realización de negociaciones multilaterales de acuerdo con distintas políticas de consenso. Para la validación del protocolo, vamos a emplear la misma configuración experimental que en el apartado 4.4.2: un escenario prueba de concepto y un escenario complejo, que se muestran en las Figuras 38 y 39, respectivamente.

La configuración de parámetros en el mediador es la siguiente:

1. Número de rondas  $nr=50$
2. Número de etapas  $ns=10$
3. Distancia grupal umbral: 0.001

Parámetro	Valor
Número de Rondas	10
Número de Fases	10
Umbral de Distancia Grupal	0.001
Valor de Corte	2 a 0.1
Probabilidad de Concesión	0.5
Políticas de Consenso (VOID)	0, 0.5, 0.95

Tabla 15. Resumen de Parámetros de HCPMF

4. Valores de corte para el algoritmo de *clustering* jerárquico desde 2 hasta 0.1 en decrementos lineales
5. Probabilidad de un agente conceda (es decir, que sólo emplee al contrato social) según distribución uniforme entre 0.25 y 0.

Se ha evaluado el comportamiento del protocolo en los escenarios prueba de concepto y complejo, para cinco políticas de consenso distintas definidas por sus correspondientes coeficientes VOID. En concreto se han seleccionado los coeficientes VOID 0,0.25, 0.5, 0.75 y 0.97 con el cuantificador  $Q_p(y) = y^p$ . La Tabla 15 muestra un resumen de los parámetros de HCPMF usados.

En el escenario de prueba de concepto, se puede observar que cuando es necesario alcanzar un acuerdo unánime, la mejor alternativa es satisfacer a los agentes 1, 2, 3 y 4. Si fuera suficiente con satisfacer a un agente, cualquiera de los picos sería una buena solución. En la Figura 43 se muestran los resultados para el escenario *prueba de concepto*. Cada línea muestra el *cdf* para un valor de VOID y cada gráfica se centra en los resultados obtenidos para cada uno de los grupos. Por ejemplo, para el grupo 1 (satisfacer a un agente) hay un 75 % de probabilidades de tener agentes con una utilidad de 1 para VOID 0, un 40 % de tener un agente con utilidad 1 para VOID 0.5 y un 2 % de probabilidades de tener agentes con utilidad 1 para un VOID cercano a 1. Se puede ver cómo al evaluar la distribución de utilidad para más agentes, si se desea satisfacer a más agentes, lo mejor que se puede hacer es emplear un valor de VOID alto. En este caso, la utilidad se repartirá de forma más uniforme, probablemente pagando el precio de no tener agentes altamente satisfechos.

En la Figura 44 se presentan los resultados del escenario de negociación *complejo*. Los resultados muestran también que cuando VOID se incrementa, el mediador sesga la búsqueda de acuerdos hacia zonas donde sea posible satisfacer a más gentes a costa del nivel de satisfacción individual. En general, es importante resaltar que la aplicación de una política de consenso puede conllevar un coste en términos del bienestar social.

En una segunda configuración experimental, se ha considerado un escenario con 7 agentes, 2 atributos y 4 tipos distintos de espacios de negociación de complejidad creciente para evaluar este aspecto. La Figura 45 muestra la medida del bienestar social (suma de las utilidades)

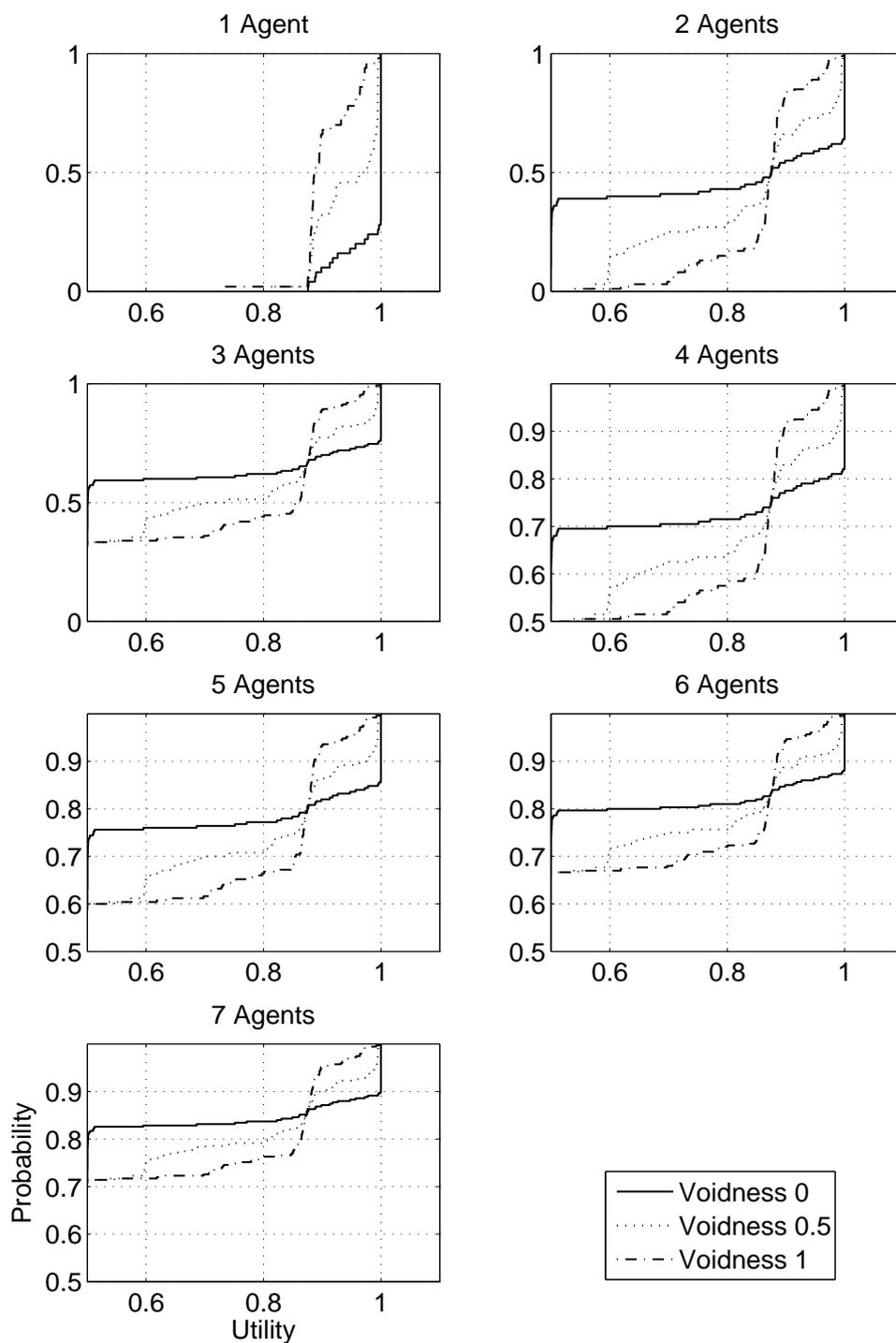


Figura 43. Funciones de Distribución Acumuladas para el Escenario 'Prueba de Concepto' con el protocolo HCPMF

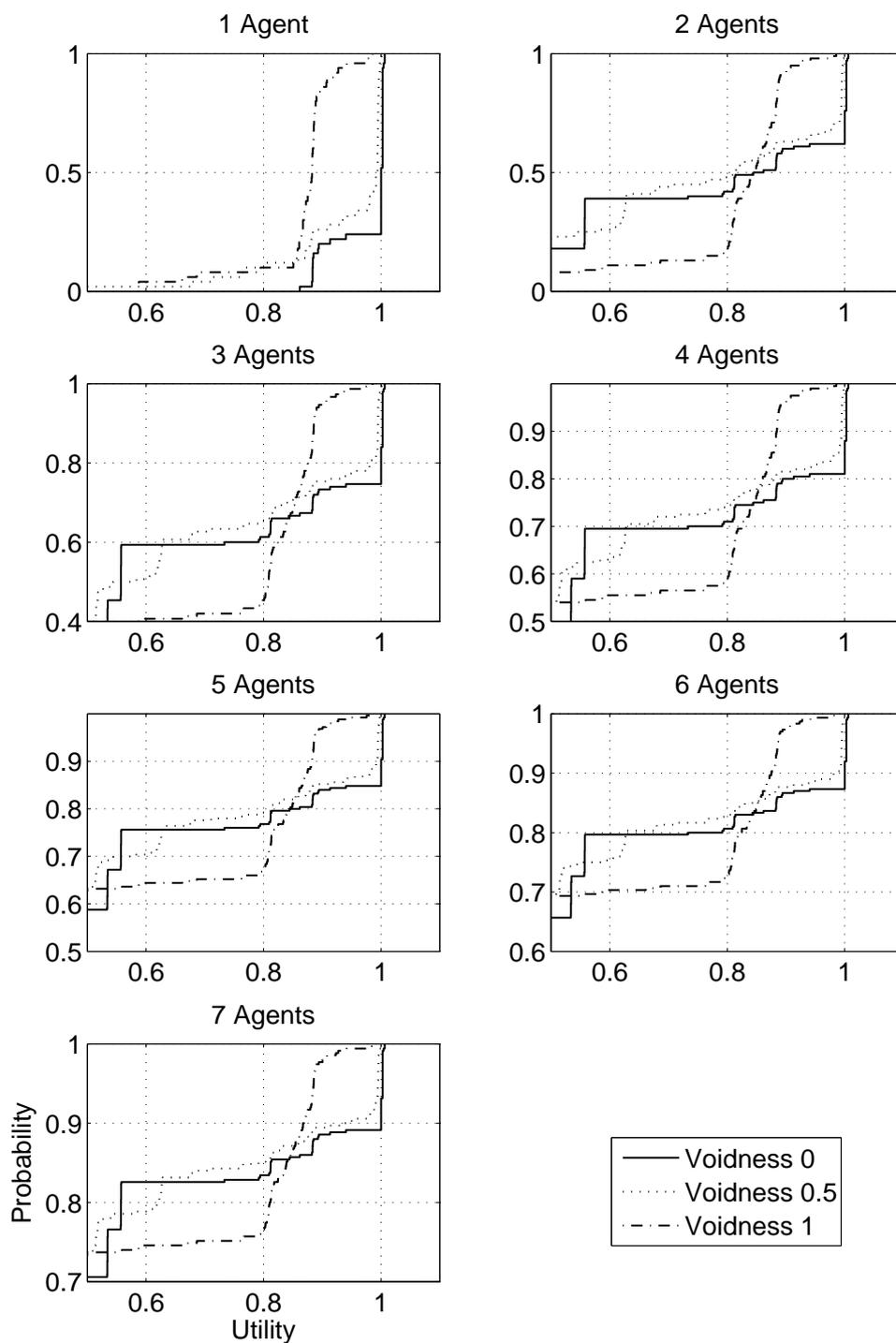


Figura 44. Funciones de Distribución Acumuladas para el Escenario 'Prueba de Concepto' con el protocolo HCPMF

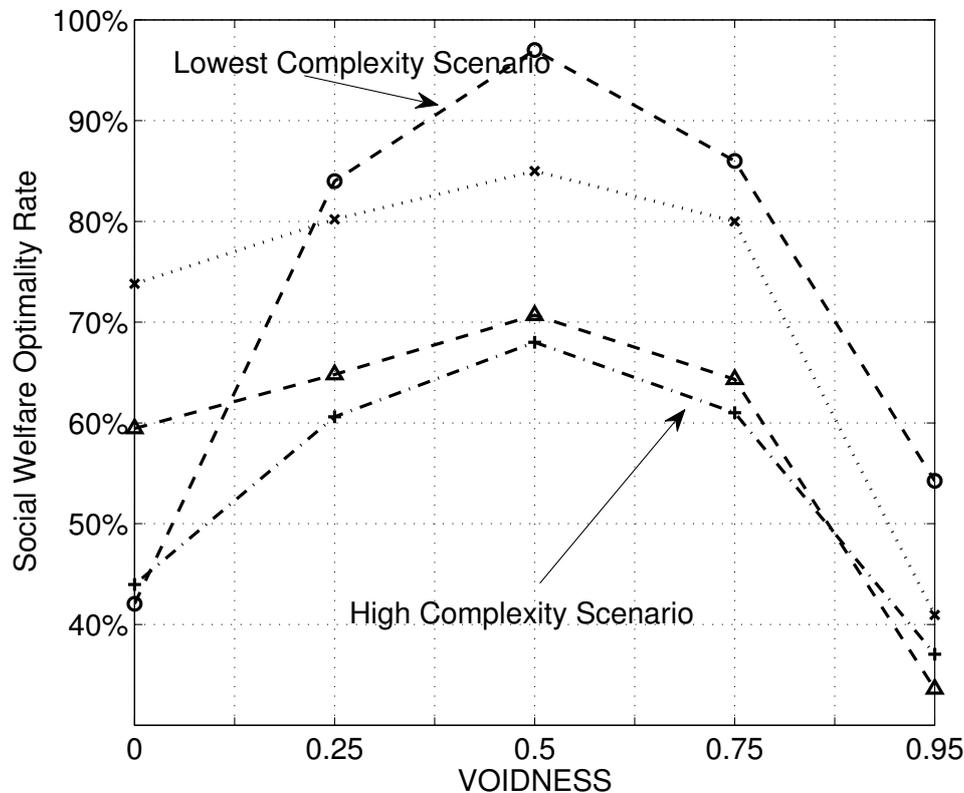


Figura 45. Tasa de Optimalidad del Bienestar Social frente a VOID

para distintos grados de VOID. El bienestar social se normaliza a su nivel óptimo. Los valores de VOID van desde 0 hasta 0.95. Se puede observar que la aplicación de políticas de consenso implica un coste en términos de bienestar social, tanto para valores bajos como altos de VOID. Por ejemplo, en aquellos escenarios en los que existe una oposición fuerte entre los agentes, si se desea satisfacer a muchos agentes, las utilidades individuales no pueden ser simultáneamente altas para todos los agentes, por lo que disminuye el bienestar social. Es importante también observar que existe un valor de VOID que maximiza el bienestar social. Para escenarios complejos, existirá un compromiso entre VOID y bienestar social.

## 4.5. Resumen y Consideraciones Finales

Una de las hipótesis principales de este trabajo es que el tipo de consenso que se emplea para alcanzar un determinado acuerdo debería ser introducido en la construcción de protocolos de negociación multilaterales. Existen situaciones en las que el consenso unánime no es posible o en las que las reglas impuestas por el sistema pueden nos perseguir un acuerdo

unánime. Para estas situaciones, se ha desarrollado en entorno de mediación basado en políticas de consenso para realizar negociaciones multilaterales. Los mecanismos de mediación propuestos para la exploración del espacio de negociación se derivan de técnicas de optimización no lineales de búsqueda por patrones. El mediador guía la exploración mediante la agregación de las preferencias de los agentes para cada una de las alternativas que el mediador propone en cada ronda de negociación. Las reglas de mediación pueden expresarse como una descripción lingüística del tipo de acuerdo deseado. Se muestra empíricamente que los protocolos propuestos son capaces de conseguir que las negociaciones se ajusten a políticas de consenso predefinidas y permite resolver situaciones donde los acuerdos unánimes no sean viables.

Existen algunos puntos que continúan abiertos. Por ejemplo, no se analiza en profundidad el comportamiento estratégico. Es esperable que el protocolo se desvíe del óptimo si los agentes actúan estratégicamente. También podría ser interesante considerar alternativas para la generación del contrato de realimentación como, por ejemplo, el histórico de ofertas enviadas por un agente, y no sólo su oferta actual.

En el siguiente capítulo, se presentará el estudio de un caso real, la asignación de canales en redes inalámbricas 802.11 mediante técnicas de negociación. El modelado de las preferencias de las entidades implicadas, en este caso los distintos proveedores de red que operan los puntos de acceso, da como resultado un espacio de preferencias altamente complejo, lo que motiva la necesidad de aplicar un protocolo de negociación específico para este tipo de entornos, en lo que supone la primera aplicación real de este tipo de protocolos, hasta mi grado de conocimiento del estado del arte. El estudio del escenario y el protocolo propuesto, a partir de los expuestos en los capítulos 3 y 4, se presentará a continuación.

# Aplicación de Técnicas de Negociación Automática no Lineales a la Asignación de Canales en Redes WiFi

## 5.1. Introducción

En los últimos años, las redes complejas han atraído un gran interés en la comunidad investigadora, debido tanto al desafío inherente de algunos problemas con estructura de red subyacente de optimización no lineal, que son NP-duros, como al enorme potencial de su aplicación a escenarios reales, dado que existen muchos problemas reales que tienen una estructura de red. Una importante subcategoría de estos problemas implica a entidades autónomas y egoístas (por ejemplo, conductores en una red de transporte) que tienden a causar que la red se desvíe del comportamiento socialmente óptimo. Si tenemos esto en cuenta, no resulta sorprendente que problemas que combinan una estructura de red y participantes egoístas estén atrayendo la atención de la comunidad investigadora en inteligencia artificial. Estos problemas se están abordando desde distintas áreas, pero con un éxito discreto hasta la fecha. Las técnicas de optimización son especialmente apropiadas para sistemas de gran tamaño con una estructura subyacente de red, habitualmente con una aproximación de “divide y vencerás”. Sin embargo, su rendimiento decrece drásticamente cuando aumenta la complejidad del sistema [135], y cuando aparecen entidades autónomas que se desvían de la solución óptima global, lo que perjudica el objetivo social.

La negociación automática ha mostrado su utilidad en procesos de toma de decisiones en escenarios donde es necesario encontrar un acuerdo de forma rápida y con intereses en conflicto [141]. Una de las ventajas más importantes de la negociación automática es que tiene en cuenta el conflicto de intereses desde el inicio. Esto permite encontrar soluciones más estables en los que agentes participantes son menos propensos a desviarse de la solución socialmente óptima para favorecer su solución óptima particular. Pese a que existe un importante corpus de trabajos de teoría de juegos en redes complejas, la comunidad de negociación no lineal ha realizado pocas incursiones, y muy específicas en problemas basados en redes complejas [23].

La tecnología Wi-Fi, basada en la familia de estándares IEEE 802.11, se ha convertido en omnipresente en nuestra vida cotidiana. La banda de frecuencias de 2.4GHz es la banda más comúnmente empleada en Wi-Fi. Esta banda se divide en 11 canales parcialmente solapados [130]. El gran número de dispositivos Wi-Fi que trabajan en esta banda, junto con otras tecnologías que también la usan, obliga a elegir cuidadosamente el canal de frecuencia en que un punto de acceso debería trabajar. Además, hay que tener en cuenta que los dispositivos Wi-Fi cada vez demandan un mayor ancho de banda.

Como resultado de lo anterior, es cada vez más difícil que las redes inalámbricas sean capaces de satisfacer las demandas de los usuarios en términos de calidad de servicio. Existe, por tanto, una necesidad real de una gestión más eficiente del espectro radioeléctrico. Podemos encontrar múltiples propuestas en el estado del arte que tratan de afrontar el problema de escasez de espectro, desde distintos puntos de vista. Algunos trabajos se han centrado en la mejora de la eficiencia espectral [5] y de los algoritmos de detección y corrección de errores [20] o en el diseño de nuevas antenas para aprovechar mejor de la propagación multitrayecto para una recepción más eficiente de la recepción de la señal (MIMO) [97]. Otros trabajos proponen, para una tecnología inalámbrica concreta, mecanismos de coordinación entre dispositivos para aquellos dispositivos que comparten la misma banda de frecuencias, de modo que las interferencias se minimicen y se incremente el rendimiento. Para los servicios de datos, el efecto de las interferencias en el rendimiento percibido por el usuario es de relevancia excepcional, dado que el rendimiento oscila de cero a su valor máximo dependiendo del valor del SINR (*signal-to-interference plus noise ratio*), que determina la relación entre la potencia de la señal deseada y el resto de señales no deseadas que se reciban [8].

Este último problema se conoce comúnmente como el problema de asignación de frecuencias (*Frequency Assignment Problem*, FAP) [1]. Este problema se ha abordado mediante una aproximación centralizada desde la perspectiva de la optimización [105] y desde el punto de vista de la ingeniería mediante heurísticas distribuidas, con LCCS (*least congested channel search*) [3] como una de las técnicas más comúnmente usadas.

En este capítulo exploramos las posibilidades del uso de tecnología de negociación no lineal para la resolución de problemas de red complejos que impliquen a partes egoístas como el problema de la asignación de frecuencias en infraestructuras de red Wi-Fi. En este contexto, distintos proveedores Wi-Fi, que se comportan como agentes, tienen que decidir colectivamente cómo distribuir los canales empleados por sus puntos de acceso para minimizar la interferencia entre los nodos y maximizar la utilidad (el caudal de red) para sus clientes. Más específicamente, se desea verificar la hipótesis de que las aproximaciones no lineales a la negociación pueden considerar una alternativa eficiente a las herramientas centralizadas de optimización.

Este capítulo se organiza del siguiente modo. En la sección 5.2, modelamos el problema como un grafo, y modelamos también la propagación, las interferencias y la utilidad de la solución. En la sección 5.3, describimos en detalle las técnicas de negociación automática propuestas para resolver el problema de asignación de frecuencias. Finalmente, en la sección 5.4, describimos los escenarios bajo estudio y mostramos resultados para concluir con un breve discusión.

## 5.2. Modelado del Problema

### 5.2.1. Modelado Abstracto basado en Coloreado de Grafos

Los grafos son una de las herramientas más comúnmente usadas para el modelado de los problemas de asignación de frecuencias, debido a la relación de este problema con el problema del coloreado de grafos, que ha sido extensamente estudiado por la comunidad matemática [164].

En coloreado de grafos, se considera un grafo abstracto, que queda definido por un conjunto de vértices junto con las aristas que los conectan, y el objetivo es asignar un color a cada vértice, de modo que se utilice el mínimo número de colores necesarios que evite, además, la existencia de aristas monocromáticas.

En este modelo, los nodos del grafo representan elementos a los que se debe asignar una frecuencia, mientras que las aristas representan parejas de elementos a los que no se puede asignar la misma frecuencia. De este modo, los colores actúan como frecuencias, y las aristas heterocromáticas garantizan parejas de elementos con distintas frecuencias.

Aunque se usa ampliamente, Tragos et al. [162] concluyen que el modelo no es lo suficientemente preciso, porque no refleja toda la información. Así, por ejemplo, sugieren que la información sobre interferencias de canales adyacentes debería incluirse en el grafo. En esta propuesta, se incluye esa información y se emplea un grafo para alcanzar una mayor fidelidad al problema que se desea modelar.

Se puede distinguir entre dos tipos de vértices y dos tipos de aristas. En cuanto a los vértices, se tiene en cuenta puntos de acceso (*access points*, AP), dispositivos inalámbricos (*wireless devices*, WD o simplemente *devices*, D). En cuanto a las aristas, por un lado, cada dispositivo inalámbrico estará asociado con el AP más cercano, para representar que el dispositivo usará el canal asignado a dicho AP. Por otro lado, también se enlazarán aquellos nodos cuya distancia entre sí sea inferior al radio de interferencia  $R$ , con objeto de reflejar las interferencias. Las parejas AP-AP se establecerán siempre y cuando se cumpla la condición anterior, las parejas AP-D sólo cuando el dispositivo no esté asociado con dicho AP y las parejas D-D sólo cuando los dos dispositivos estén asociados con distintos AP, dado que

cuando están conectados al mismo AP, las comunicaciones están coordinadas por lo que no hay interferencias.

Junto con lo anterior, para modelar la potencia de interferencia entre dos elementos, ponderaremos cada arista basándonos en tres factores. En primer lugar, se considera un peso para cada pareja de colores  $ij$ , que puede entenderse como la interferencia entre el color (frecuencia)  $i$  y el color  $j$ . Es importante resaltar que el problema tradicional del coloreado sólo tiene en cuenta el caso particular de las interferencias entre vértices del mismo color, mientras que la extensión de este problema que se presenta aquí permite tener en cuenta también las interferencias entre colores adyacentes o colores en un determinado rango.

En segundo lugar, se ponderan los pesos anteriores, mediante la introducción de la distancia entre los extremos de las aristas. De este modo, el peso asociado a cada arista coloreada  $ij$  variará dependiendo de la distancia entre los extremos. Esta ponderación es otra extensión al problema tradicional de coloreado, porque incorpora las posiciones de los nodos al modelo, por lo que el grafo pasa de ser un grafo abstracto a un grafo geométrico.

Por último, se incluye el efecto del volumen de tráfico en las ponderaciones, mediante la inclusión de un factor (*índice de actividad*) que tiene en cuenta el hecho de que un mayor volumen de tráfico significa una ocupación del canal inalámbrico durante una mayor proporción de tiempo.

### 5.2.2. Efecto de la Propagación en la Cobertura

Con objeto de realizar la evaluación de un coloreado concreto para el escenario propuesto, es necesario incorporar el efecto tanto de la propagación como de las interferencias entre señales inalámbricas. Con respecto al modelo de propagación, en [44] se define la siguiente expresión para las pérdidas de potencia de la señal radio (en dB), considerando que las antenas están cercanas a la superficie (entre 1 y 2,5 m):

$$(88) \quad P_{loss} = 40\log_{10}d + 20\log_{10}f - 20\log_{10}(h_t h_r)$$

donde  $d$  es la distancia en metros,  $f$  la frecuencia de la señal en GHz, y  $h_t(h_r)$  es la altura de la antena de transmisión (recepción), también en metros. La Ecuación 88 puede simplificarse para su uso en la banda de 2,4 GHz, y la expresión resultante quedaría de la siguiente forma:

$$(89) \quad P_{loss} = 7.6 + 40\log_{10}d - 20\log_{10}(h_t h_r)$$

Un caso interesante para este modelo de propagación se da cuando se recibe una señal con potencia igual a la sensibilidad del receptor:

$$(90) \quad P_t + G_t + G_r - L - P_{loss} = S$$

donde  $P_t$  representa la potencia de transmisión (en dBm),  $G_t(G_r)$  representa la ganancia de la antena de transmisión (recepción),  $L$  representa las pérdidas debido a paredes, ventanas y otros obstáculos en el propagación (en dB),  $P_{loss}$  representa la pérdidas de propagación (en dB) y  $S$  representa la sensibilidad del receptor (en dBm). Mediante la Ecuación 89, podemos obtener la distancia, tal que las señales puedan ser detectadas en el receptor. Esta distancia (en metros) puede obtenerse de acuerdo con la siguiente expresión:

$$(91) \quad R = 10^{\frac{P_t + G_t + G_r - L - S - 7.6 + 20 \log_{10}(h_t h_r)}{40}}$$

El interés en el cálculo de  $R$  reside en que permite calcular la distancia máxima que puede existir entre dos nodos conectados en el grafo de interferencia. Cualquier pareja de nodos a una distancia superior a esta distancia no deberá estar conectada en el grafo de interferencia.

### 5.2.3. Efecto de las Interferencias

Para poder medir la calidad de la señal recibida, debemos tener en cuenta las señales interferentes. Este modelo considera que las señales interferentes son todas aquellas señales recibidas por cualquiera de los elementos de la red que dificultan la recepción correcta de la señal esperada. En el contexto de este trabajo, es necesario cuantificar la potencia de las señales interferentes tanto en los terminales inalámbricos como en los puntos de acceso. Para ello, el modelo tiene en cuenta distintos aspectos. En primer lugar, se asume que existirán interferencias procedentes de otros dispositivos Wi-Fi pero no de otras tecnologías inalámbricas que también puedan usar la banda de 2,4 GHz. No sería difícil extender este modelo de interferencias, pero se ha decidido no hacerlo porque estas interferencias no están conectadas al problema que presentamos en este capítulo. En segundo lugar, si asumimos que la distancia también afecta a las señales interferentes, todas aquellas interferencias que procedan de fuentes lo suficientemente lejanas del punto de recepción como para que la potencia de señal recibida sea inferior a la sensibilidad del receptor serán descartadas, de acuerdo con la descripción del grafo de interferencias presentado en la sección 5.2.1.

La calidad de la señal recibida depende de todas las interferencias recibidas. Junto con la distancia (que afecta a las pérdidas de la señal, de acuerdo con la Ecuación 89), las interferencias se ven afectadas también por otros factores: el índice de actividad ( $\psi$ ) y el índice co-canal

( $\delta$ ). El propósito del índice de actividad es incorporar el hecho de que distintos volúmenes de tráfico supondrán distintos efectos en las interferencias. En otras palabras, flujos de mayor ancho de banda generarán señales de interferencia más perjudiciales, dado que ocuparán el espectro durante una mayor fracción de tiempo. Es importante observar que las interferencias generadas por los APs se deben principalmente al tráfico enviado a otros dispositivos inalámbricos. Finalmente, el índice co-canal ( $\delta$ ) se define como el solapamiento existente entre los distintos canales definidos en la banda de 2.4 GHz por el estándar IEEE 802.11. Para modelar este efecto, se emplean los valores obtenidos para este índice en [130], donde los autores proporcionan una matriz en la que cada valor  $(i, j)$  representa la interferencia, vista en el canal  $i$ , provocada por la transmisión en el canal  $j$ . Como resumen, si un nodo en el canal  $i$  recibe interferencias de un nodo que emplea el canal  $j$ , la potencia de interferencia puede expresarse como:

$$(92) \quad I = P_t + G_t + G_r - L - P_{loss} + \delta(i, j) + \psi$$

donde cada valor se expresa en dB. En la ecuación anterior,  $P_{loss}$  representa las pérdidas de propagación (en dB) que se han calculado de acuerdo con la Ecuación 89.

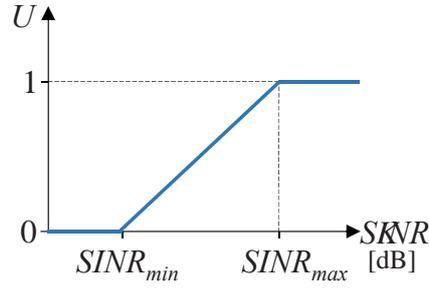
Una vez que se ha definido el modelo para la señales interferentes, la relación señal a ruido para el terminal  $i$  ( $SINR_i$ ) puede calcularse como el cociente entre la señal recibida y la suma de las interferencias recibidas:

$$(93) \quad SINR_i = \frac{P}{\sum_{j=1}^M I_j}$$

donde  $P$  es la potencia de la señal recibida y  $M$  el número de señales interferentes ( $I_j$ ) recibidas.

#### 5.2.4. Utilidad de las Soluciones

Para cuantificar la bondad de los distintos coloreados de la red, se define una función de utilidad estrechamente relacionada con el rendimiento percibido y la relación señal a ruido (SINR). De acuerdo con [8], en una red inalámbrica, el rendimiento alcanza un máximo cuando la SINR supera un cierto valor  $SINR_{max}$  y decrece de forma monótona con la reducción de SINR hasta que se alcanza un valor insuficiente de SINR,  $SINR_{min}$ , momento en el cual el rendimiento cae a cero. Se puede considerar la utilidad vista por el nodo  $i$  ( $U_i$ ) como un rendimiento normalizado, para de este modo conseguir que la utilidad sea un valor entre cero y uno, en el que el valor cero se corresponde con situaciones en las que hay una calidad de

Figura 46. Relación entre Utilidad y  $SINR$ 

recepción de la señal muy baja, en las que los dispositivos no pueden permanecer conectados (rendimiento igual a cero), y el valor uno se corresponde con el caso en el que la calidad la señal es excelente (el rendimiento alcanza su valor máximo). La Figura 46 muestra la relación entre utilidad y  $SINR$  (en dB).

Los valores umbral para el  $SINR$ , que a su vez definen los valores mínimos y máximos de utilidad, se definen a partir de los valores presentados en [42]:  $SINR_{min} = 10dB$  y  $SINR_{max} = 40dB$ .

Finalmente, el valor de la utilidad para un coloreado de red concreto se calcularía como la suma de los valores de utilidad de todos los nodos de la red:

$$(94) \quad U = \sum_{\nabla i} U_i$$

Con la descripción anterior, podemos definir formalmente el problema de la siguiente manera. Dado un grafo geométrico  $G$ , junto con un espectro de  $k=11$  colores (canales) con su matriz de interferencias  $W$ , el objetivo es determinar un  $k$ -coloreado  $c$  para los APs-vértices de  $G$  tal que la suma de los valores de utilidad para todos los nodos en el grafo (APs y dispositivos inalámbricos) se maximice:

$$(95) \quad \text{máx} \left\{ \sum_{i \in V(G)} U_i(G, W, c) \mid c \text{ un coloreado de } V(G) \right\},$$

donde  $V(G)$  representa el conjunto de vértices de  $G$  y  $U_i(G, W, c)$  denota la utilidad del vértice  $i$  del grafo  $G$  bajo el coloreado  $c$ , para la matriz de espectro  $W$ .

### 5.3. Técnicas de Negociación Automática para la Selección de Canales

Este capítulo presenta una propuesta para abordar el problema de asignación de frecuencias en redes Wi-Fi mediante la utilización de técnicas de negociación automática. En las siguientes secciones, se define este problema de negociación en sus tres dimensiones fundamentales: dominio de negociación, protocolo de interacción y mecanismos de decisión [34].

#### 5.3.1. Dominio de Negociación

Para la asignación de frecuencias a  $n_{AP}$  puntos de acceso, un acuerdo o solución  $S$  se puede expresar como  $S = \{s_i | i \in 1, \dots, n_{AP}\}$ , donde  $s_i \in \{1, \dots, 11\}$  representa la asignación de un canal Wi-Fi al punto de acceso  $i$ -ésimo. Aunque hay hasta 13 canales en la banda de 2,4 GHz, no se emplean en todo el mundo. Por ejemplo, en América del Norte sólo se emplean los canales del 1 al 11. En este trabajo, sólo emplearemos esos 11 canales, como consecuencia de haber usado para el cálculo de la interferencia co-canal el trabajo desarrollado en [130], en el que sólo se usan 11 canales.

Se asume también que hay  $p$  proveedores de red; por tanto, los APs pueden pertenecer a cualquiera de los proveedores  $P_i$ . Cada proveedor sólo tiene control sobre la asignación de frecuencia de sus propios puntos de acceso. De acuerdo con esta situación,  $P = \{p_i | i = 1, \dots, p\}$  será el conjunto de agentes que negociarán la asignación de frecuencias.

Finalmente, cada uno de los agentes calculará su utilidad para un acuerdo determinado según el modelo descrito en la sección anterior, pero teniendo en cuenta únicamente la interferencia que afecta a sus propios puntos de acceso. La configuración del problema (elevada cardinalidad del espacio de soluciones e interdependencia entre atributos) hará que las funciones de utilidad sean altamente complejas, con múltiples mínimos y máximos locales. La dimensionalidad y cardinalidad de los espacios de utilidad derivados de la configuración de este problema impide mostrar una representación de las funciones de utilidad reales (o incluso muestrearlas). Más adelante, en la sección 5.4, se presentarán algunos resultados que apoyan esta asunción.

#### 5.3.2. Protocolo de Interacción

En este apartado se describe el protocolo de interacción que se empleará para la negociación de las frecuencias de los distintos puntos de acceso de cada proveedor. Estamos hablando por tanto de un protocolo multilateral. Esto nos obliga a no poder emplear el protocolo RBNP, por tratarse un protocolo bilateral. Por tanto, en un primer momento se planteó trabajar con los dos protocolos multilaterales que se han presentado en esta tesis doctoral, CPMF

y HCPMF. Ambos protocolos parten de la exploración recursiva e iterativa por parte de todos los agentes (en este caso, los proveedores) de regiones del espacio de soluciones. En el caso de estos protocolos, las regiones toman la forma de patrones de puntos, con una aproximación inspirada en la búsqueda por coordenadas o búsqueda por patrones. Esto obliga a realizar múltiples evaluaciones de la función de utilidad en cada iteración; tantas como puntos tenga el patrón. En este caso, la dimensionalidad del espacio de exploración viene determinado por el número de puntos de acceso, lo que a su vez determina el número de evaluaciones de la función de utilidad. En espacios de dimensionalidad elevada, al evaluar el funcionamiento de este protocolo nos encontramos con un problema de rendimiento. Un análisis detallado de la implementación reveló que la mayor parte de la carga computacional del protocolo recaía en la evaluación de la función de utilidad. Esto explicaba en gran medida el problema de rendimiento detectada en la implementación, al obligar el método de búsqueda por patrones a múltiples evaluaciones en cada iteración.

Para tratar de mitigar este efecto manteniendo la filosofía del protocolo, se planteó reducir el tamaño del patrón. Esto lleva al problema de omitir posibles direcciones de mejora. Si el tamaño del patrón se reducía mucho, el rendimiento del protocolo mejoraba considerablemente. No obstante, tamaños pequeños del patrón pueden no garantizar el requisito de cubrir al menos un dirección ascendente por lo que nos planteamos si podría tener sentido reducir el patrón a únicamente el contrato de referencia o punto del patrón. El estudio previo mostró que era una aproximación computacionalmente asequible frente a las otras opciones y permitiría obtener buenos resultados. Como consecuencia de esto, se optó por adaptar el protocolo a una versión en la que se evaluaba un único punto, el contrato de referencia. Esto nos lleva a tener un protocolo que es en esencia una versión de temple simulado, que fue propuesto por primera vez por Klein et al. 2003.

Para este escenario, se ha elegido un protocolo de intermediación sencillo basado en texto sencillo (*single-text mediation*) [79]. En su forma mas básica, el protocolo de negociación será de la siguiente forma:

1. Se comienza con la generación de un contrato aleatorio como candidato ( $S_0^c$ ). En este caso, esto se traduce en la asignación de un canal aleatorio a cada punto de acceso.
2. En cada iteración  $t$ , el mediador propone un contrato  $S_t^c$  al resto de agentes.
3. Cada agente puede aceptar o rechazar el contrato propuesto por el mediador.
4. El mediador genera un nuevo contrato  $S_{t+1}^c$  a partir de los contratos previos y de los votos recibidos de los agentes, y el proceso se mueve al paso 2.

Este proceso continúa hasta que o se alcanza un número máximo de iteraciones o se encuentra otra condición de parada. El protocolo, tal y como se ha definido, es bastante genérico y debe

complementarse con la definición de los mecanismos de decisión o estrategias a usar por los agentes y el mediador.

### 5.3.3. Mecanismos de Decisión

Para el mediador, se propone implementar un mecanismo de mediación de mutación de un solo atributo para la generación de nuevos contratos, que funciona tal y como se muestra en el Algoritmo 1:

- Si en el instante  $t$ , todos los agentes han aceptado el contrato ofrecido  $S_t^c$ , este contrato se empleará como el contrato base  $S^b$  para generar el siguiente contrato  $S_{t+1}^c$  (1). En otro caso, se empleará el último contrato mutuamente aceptado.
- Para generar el siguiente contrato candidato  $S_{t+1}^c$ , el mediador toma el contrato base  $S_b$  y muta uno de los atributos aleatoriamente (2). En este problema, esto se corresponde con elegir un punto de acceso aleatorio y seleccionar un canal aleatorio para él.
- Después de un número fijo de iteraciones, el mediador anuncia el contrato final, que será el último contrato que haya sido aceptado mutuamente por todos los agentes.

---

#### Algoritmo 8: Algoritmo de mediación Single-text

---

```

Input:
   $P = \{p_i\}$ : conjunto de proveedores (para este trabajo,  $|P| = 2$ )
   $A$ : conjunto de puntos de acceso
   $T$ : número máximo de iteraciones
Output:
   $S$ : contrato final, correspondiente a una asignación de canales para cada AP
 $t = 1$ 
 $S^b = \text{generate\_random\_contract}(A)$ 
while  $t \leq T$  do
   $S_t^c = S^b$ 
   $V = \text{request\_provider\_votes}(P, S_t^c)$ 
  if  $\text{reject} \notin V$  then
1    $S^b = S_t^c$ 
     $\text{notify\_mutual\_agreement}(P, S_t^c)$ 
  end
2    $S_{t+1}^c = \text{mutate\_contract}(S^b)$ 
end
 $t = t + 1$ 
 $S = S^b$ 
3  $\text{notify\_final\_agreement}(P, S)$ 

```

---

Para los agentes, se consideran dos mecanismos distintos para votar entre los contratos candidatos  $S^c$ :

- *Hill-climber* (HC): en este caso, el agente se comporta como un maximizador voraz de utilidad (ver Algoritmo 9). El agente sólo aceptará un contrato cuando tenga al menos la misma utilidad para él que el contrato previo que hubiera sido previamente aceptado (2). Si no hay un contrato previo que haya sido mutuamente aceptado (1), el agente aceptará el contrato presentado, lo que quiere decir que el primer contrato generado por el mediador actúa como el primer contrato aceptado mutuamente.

**Algoritmo 9:** Algoritmo de votación Hill-climber

---

**Input:**  
 $A_p \in A$ : conjunto de puntos de acceso pertenecientes al proveedor  
 $S_t^c$ : contrato candidato enviado por el mediador en el instante  $t$   
 $S^b$ : último acuerdo mutuo notificado por el mediador

**Output:**  
 $v$ : voto de este proveedor ( $v \in \{aceptar, rechazar\}$ )

```

1 if  $S^b = \emptyset$  then
  |  $U^b = -\infty$ 
else
  |  $U^b = compute\_utility(A_p, S^b)$ 
end
 $U^c = compute\_utility(A_p, S_t^c)$ 
2 if  $U^c \geq U^b$  then
  |  $v = aceptar$ 
else
  |  $v = rechazar$ 
end

```

---

- *Annealer* (temple simulado, *simulated annealing*, *SA*): este mecanismo de negociación, que se propuso por primera vez en [79] y se refinó posteriormente en [114] y [90], emplea la técnica de optimización no lineal conocida como temple simulado (*simulated annealing*). Cuando un contrato ofrece una pérdida de utilidad con respecto al último contrato previamente aceptado, existirá una probabilidad de que el agente lo acepte. Sin embargo, tal y como se muestra en el Algoritmo 10, esta probabilidad  $P_a$  depende de la pérdida de utilidad asociada con el nuevo contrato ( $\Delta u$ ) y también depende de un parámetro conocido como temperatura de temple ( $\tau$ ), de acuerdo con la expresión  $P_a = e^{-\frac{\Delta u}{\tau}}$  (2). La temperatura de temple comienza con un valor inicial que se decrementa linealmente hasta cero a través de las iteraciones sucesivas del protocolo (1).

**Algoritmo 10:** Algoritmo de votación del annealer

---

**Input:**  
 $A_p \in A$ : conjunto de puntos de acceso pertenecientes al proveedor  
 $S_t^c$ : contrato candidato enviado por el mediador en el instante  $t$   
 $S^b$ : último acuerdo mutuo notificado por el mediador  
 $\tau_0$ : temperatura inicial de temple

**Output:**  
 $v$ : voto de este proveedor ( $v \in \{accept, reject\}$ )

```

if  $S^b = \emptyset$  then
  |  $U^b = -\infty$ 
else
  |  $U^b = compute\_utility(A_p, S^b)$ 
end
 $U^c = compute\_utility(A_p, S_t^c)$ 
 $\Delta U = U^b - U^c$ 
1  $\tau = \tau_0(1 - \frac{t}{T})$ 
2  $P_a = e^{-\frac{\Delta U}{\tau}}$ 
  if  $rand(0,1) \leq P_a$  then
    |  $v = aceptar$ 
  else
    |  $v = rechazar$ 
  end
end

```

---

La elección de estos dos mecanismos no es arbitraria. Las técnicas de temple simulado han ofrecido resultados muy satisfactorios en negociación para espacios de utilidad no lineales [90]. De acuerdo con [79], la comparación entre *hill-climbers* y *annealers* permiten evaluar si el

escenario bajo estudio es altamente complejo, dado que en tales escenarios, los optimizadores voraces tienden a quedarse atrapados en óptimos locales, mientras con los optimizadores basados en temple simulado tienden a poder escapar de ellos.

## 5.4. Evaluación Experimental

### 5.4.1. Escenarios Aleatorios

Para esta evaluación, asumimos que los dispositivos inalámbricos son elementos estáticos. Dado que en este problema no existe ningún elemento que cambie con el tiempo, se aborda la evaluación del rendimiento de una estrategia concreta de asignación de frecuencias mediante el cálculo descrito en la Sección 5.2.

#### 5.4.1.1. Exploración Inicial

Se analizan tres tipos de escenarios. En el primer caso, se considera un escenario con 50 APs y 350 ( $50 \times 7$ ) dispositivos inalámbricos; en el segundo, 50 APs y 500 dispositivos inalámbricos ( $50 \times 10$ ); y en el tercero, 100 APs y 500 ( $(100 \times 5)$ ) inalámbricos. La posición donde se sitúan los APs y los terminales inalámbricos es aleatoria, y se asume que cada terminal inalámbrico estará asociado a su AP más cercano. Si tras la ubicación aleatoria de los terminales, resulta que un dispositivo no está en el área de cobertura de ningún AP (teniendo en cuenta la sensibilidad del receptor, tal y como se ha explicado en la Sección 5.2.3), se elimina el dispositivo del problema. De igual manera, si un AP no tiene dispositivos asociados a él, también se elimina del problema. Obviamente, según la densidad de nodos aumenta, disminuye el número de nodos desconectados. Para cada tipo de escenario y debido a su aleatoriedad, hemos generado tres escenarios específicos, lo que en total nos da un total de nueve escenarios. Además, y dada la naturaleza no determinista de los distintos algoritmos bajo estudio, cada algoritmo se ha ejecutado un total de 10 ocasiones en cada escenario. La Tabla 16 resume las principales características de los escenarios bajo estudio, y presenta el número de nodos (APs y dispositivos) desplegados inicialmente y el número de nodos restantes tras eliminar los nodos no conectados ( $v$ ). Junto con la información anterior, y con la intención de cuantificar la densidad de cada escenario, se muestra también el número medio de señales interferentes recibidas por cada nodo en la red ( $\bar{I}$ ).

#### 5.4.1.2. Exploración Extensiva

Se ha realizado un segundo conjunto de experimentos para validar de forma más extensiva los resultados obtenidos de la exploración inicial. Se han realizado experimentos sobre escenarios generados de forma aleatoria variando el número de puntos de acceso (15, 50 y 100) y el número de dispositivos por punto de acceso (1, 5 y 10). Se han generado ocho

Tabla 16. Resumen de escenarios.

Escenario	# APs	# Dispositivos	$\nu$	$\bar{I}$
1	50	350	237	22.53
2	50	350	241	21.53
3	50	350	240	21.81
4	50	500	439	34.72
5	50	500	414	39.26
6	50	500	427	34.30
7	100	500	490	47.62
8	100	500	487	51.57
9	100	500	527	48.63

categorías, a partir de la combinación de los parámetros anteriores, con 50 grafos distintos por categoría para un total de 400 escenarios. Esto permite disponer un amplio abanico de tamaños del problema (desde decenas de nodos a aproximadamente un millar), y también una mayor diversidad, debido a la aleatorización de la ubicación de los nodos. En este conjunto de experimentos también exploraremos la influencia de las métricas de los grafos en los resultados.

#### 5.4.2. Red Inalámbrica Corporativa

Se ha analizado también el escenario de una red inalámbrica corporativa, tomando como referencia la red inalámbrica de la Escuela Politécnica de la Universidad de Alcalá. Se ha recreado el despliegue de la red inalámbrica de la primera planta de la Escuela Politécnica de la Universidad de Alcalá, que se muestra en la Figura 47. En esta figura, la posición de los puntos de acceso se indica mediante puntos verdes y los rangos de cobertura mediante distintos colores desde rojo (cobertura alta) a azul claro (muy baja cobertura).

Podemos observar que hay un total de 26 puntos de acceso. Para el posicionamiento de los distintos dispositivos inalámbricos, se ha considerado que tenemos estudiantes asistiendo a clase en las aulas y que además hay estudiantes repartidos de forma aleatoria por otras dependencias del edificio (en zonas de esparcimiento, en la cafetería, estudiando...). Para este segundo grupo de estudiantes, se ha considerado un número de 100 estudiantes distribuidos por todo el edificio según una distribución uniforme. Para los estudiantes en las aulas, se han evaluado distintos escenarios con una variación aleatoria del porcentaje de aulas utilizadas,  $\Psi$ , con  $\Psi \in [0.25, 0.5, 0.75, 1.0]$ , para recoger distintas situaciones de ocupación de aulas. Dado que hay un total de 48 aulas en el edificio, se han considerado escenarios con 12, 24, 36 y 48 aulas. En cada aula, se han desplegado 25 estudiantes usando una distribución normal alrededor del centro de cada clase y con una desviación estándar normalizada al tamaño del escenario de 0.05. En la Tabla 17 se muestra un resumen de los parámetros de los escenarios que se van a estudiar.

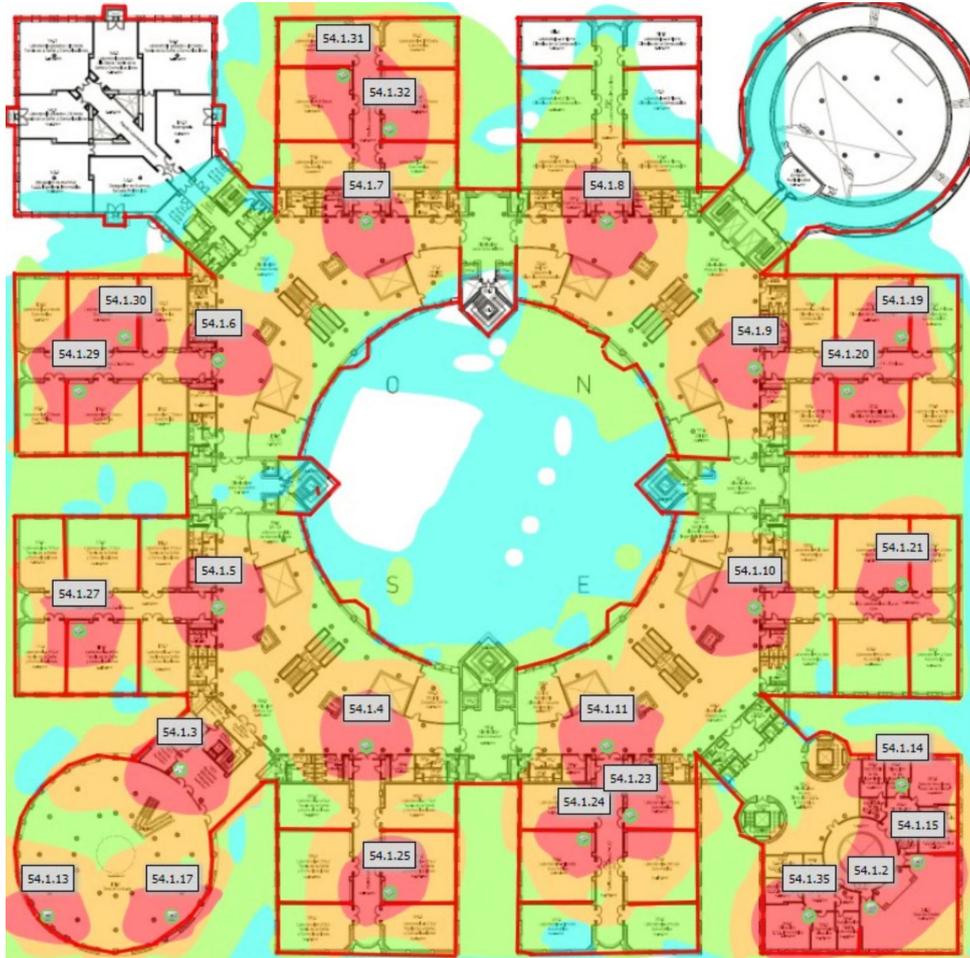
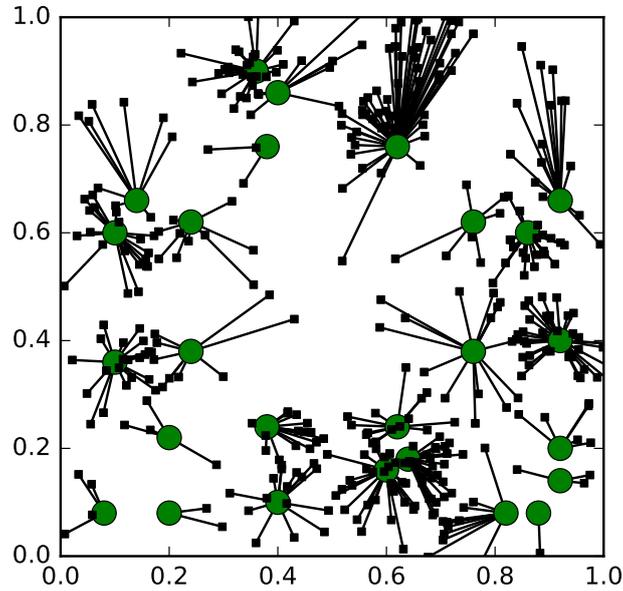
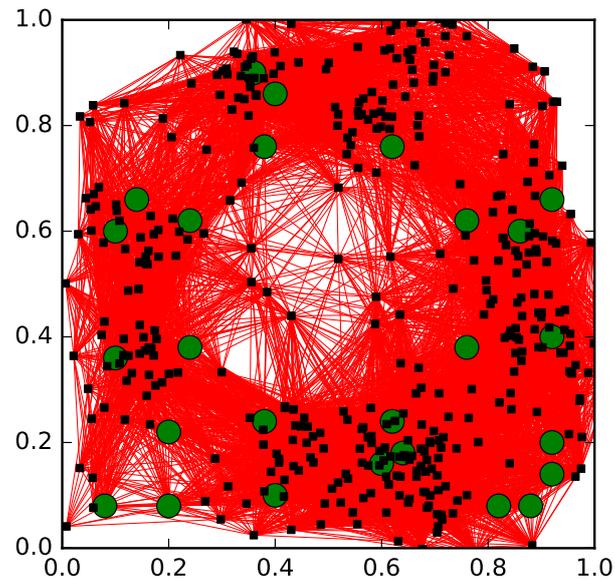


Figura 47. Planta de la Escuela Politécnica de la Universidad de Alcalá

Por último, se han evaluado tres experimentos para cada valor de  $\Psi$  (excepto para  $\Psi = 1$  porque todas las clases estarían en uso), para un total de 10 despliegues distintos. Como ejemplo, la Figura 48 muestra la asociación entre puntos de acceso y dispositivos inalámbricos (grafo  $G$ ) del Escenario 1, mientras que la Figura 49 muestra las posibles interferencias entre elementos de red (grafo  $I$ ). En ambas figuras, los puntos de acceso se representan mediante círculos verdes y los dispositivos mediante cuadrados negros.

Es en este escenario en el que el papel del mediador puede entenderse más fácilmente. Frente a los escenarios domésticos que proporcionan acceso mediante puntos de acceso inalámbricos independientes, las redes inalámbricas corporativas emplean una entidad centralizada, que se conoce como controladora inalámbrica. Una controladora inalámbrica, en combinación con protocolos como LWAPP (*Lightweight Access Point Protocol*) o CAPWAP (*Control And Provisioning of Wireless Access Points*), permite gestionar un número elevado de puntos de

Figura 48. Grafo de Conectividad  $G$  para el Escenario 1Figura 49. Grafo de Interferencia  $I$  para el Escenario 1

acceso por parte de un administrador de red o un centro de operaciones de red. La controladora será la responsable de elegir el mejor canal para cada uno de los puntos de acceso que gestiona, y de asignar esa configuración a los puntos de acceso. En este modelo, no hay una selección de frecuencias individual y discreta, sino que son seleccionadas por la controladora, que recoge información de los puntos de acceso y emplea esa información para determinar la asignación de frecuencia global. Esta aproximación se ajusta bastante bien a la aproximación

Tabla 17. Resumen de escenarios realistas.

Escenario	$\Psi$	# Aulas	# Dispositivos
1, 2, 3	0.25	12	400
4, 5, 6	0.5	12	700
7, 8, 9	0.75	12	1000
10	1.0	48	1300

mediada que se plantea: la propuesta de asignación de frecuencias podría ser determinada por un proceso mediador que se ejecute en la controladora inalámbrica o de forma externa a varias controladoras inalámbricas (una por proveedor). Incluso para redes domésticas, se está poniendo de manifiesto la necesidad de que los proveedores colaboren para la mejora del rendimiento de las redes inalámbricas e incluso hay proveedores de servicios de internet que abogan por una administración central de los puntos de acceso domésticos [131].

### 5.4.3. Técnicas Analizadas

Junto con las técnicas de negociación que se pretenden estudiar, y que han sido descritas en la Sección 5.3.3, se ha incluido una comparación con tres técnicas de referencia:

- *Referencia aleatoria*: como primera referencia, en esta técnica, cada AP selecciona aleatoriamente un canal para usarlo con sus clientes.
- *Least Congested Channel Search (LCCS)*: *LCCS* es el estándar *de facto* para la asignación de canales Wi-Fi [3]. En *LCCS*, cada AP mide la ocupación de los canales y selecciona aquel canal en el que encuentra las menores interferencias de otros APs activos y de sus clientes. Se ha implementado también una versión de *LCCS* con coordinación, en la que una controladora centralizada evalúa los cambios de canal propuestos por los APs antes de implementarlos, con objeto de evitar oscilaciones de la utilidad. Este comportamiento centralizado es habitual en escenarios de redes corporativas, como el que presentamos en este capítulo
- *Búsqueda secuencial de canal (sequential channel search, SCS)*: es una referencia que está inspirada en *LCCS*. En este algoritmo, los APs se activan en secuencia, y cada uno de ellos elige el canal donde encuentra menos interferencias de otros APs y sus clientes. Si hay varios canales con la misma ocupación mínima, se elige uno de ellos de forma aleatoria.
- *Optimización por búsqueda armónica mediante lagrangianos extendidos (Augmented Lagrangian Harmony Search Optimization, ALHSO)*: junto con los negociadores basados en temple simulado, se ha buscado tener, como referencia, dos optimizadores no lineal con información completa, *ALHSO* y *ALPSO*. *ALHSO* es un algoritmo de optimización evolutivo inspirado por la composición musical [191]. En concreto,

se ha usado una implementación pública del algoritmo que emplea multiplicadores extendidos de Lagrange para trabajar con restricciones [136].

- Optimización por enjambre de partículas (Particle Swarm Optimization, ALPSO): el otro optimizado seleccionado es ALPSO. Se trata de un optimizador por enjambre de partículas, que permite resolver problemas con restricciones no lineales también mediante una aproximación basada en multiplicadores de Lagrange [136].

#### 5.4.4. Métricas de grafo para la evaluación del rendimiento

Se pretende evaluar cómo las propiedades estructurales de red influyen en el rendimiento de las aproximaciones de optimización y negociación empleadas para la resolución del problema. Para conseguir esto, se han comparado los resultados experimentales con respecto a un número de métricas de grafos seleccionadas de la literatura. Las dos primeras son métricas globales, mientras que el resto son valores medios de métricas de centralidad, una media local de la importancia de un nodo dentro de un grafo:

- Orden del grafo: número total de nodos en el grafo.
- Diámetro del grafo: la mayor distancia entre cualquier pareja de nodos del grafo [128].
- Centralidad media de grado: el grado de centralidad de un vértice se define como su número de vecinos. Por tanto, la centralidad media de grado quedaría como:

$$(96) \quad \frac{\sum_{v \in V} \deg(v)}{|V(G)|}.$$

Por aplicación del lema  $\sum_{v \in V} \deg(v) = 2|E(G)|$ , la centralidad media de grado está relacionada con la densidad del grafo, que se define como el cociente entre el número real de aristas y el máximo número posible de aristas:

$$(97) \quad \frac{|E(G)|}{\binom{|V(G)|}{2}} = \frac{\sum_{v \in V} \deg(v)}{|V(G)|} \frac{1}{|V(G)| - 1}.$$

- Centralidad media de proximidad: la centralidad de proximidad de un nodo  $v$  es la inversa de la lejanía (*farness*), normaliza por el número de otros nodos

$$(98) \quad \frac{|V(G)| - 1}{\sum_{w \in V \setminus \{v\}} d(v, w)}.$$

- Centralidad media de autovector: la centralidad de autovector identifica los nodos que están conectados a muchos nodos bien conectados. Si se almacenan las centralidades de los vértices en un vector, este vector resulta ser el autovector asociado al mayor autovalor de la matriz de adyacencia del grafo [82].

- *Centralidad media de intermediación (betweenness)*: la centralidad de intermediación de un nodo  $v$  se basa en el número de camino más cortos en el grafo que atraviesan ese nodo. En particular, para cada  $s, t$  distintos de  $v$ , se calcula la proporción de los caminos más cortos entre  $s$  y  $t$  que pasan por  $v$ , y se suman todos los valores [82].

En la sección de resultados, se emplearán estas métricas para comparar el rendimiento relativo de las aproximaciones bajo estudio.

## 5.4.5. Resultados

### 5.4.5.1. Escenarios Aleatorios Básicos

La elección de los parámetros de configuración para los escenarios bajo estudio se ha regido por la consideración de parámetros típicos o razonables desde un punto de vista realista, tal y como se resumen en la Tabla 18. Con estos valores, el radio  $R$  del área de cobertura es  $R = 40,3 m$ .

En primer lugar, se ha estudiado el rendimiento del algoritmo basado en temple simulado con diferentes valores para sus parámetros de configuración: temperatura inicial ( $T$ ) y número de iteraciones. En general, una temperatura inicial más elevada aumenta las probabilidades de escapar de zonas de máximos locales, aunque una temperatura excesiva puede llevar al optimizador a escapar del máximo global. Por esta razón, la elección de la temperatura inicial es habitualmente un aspecto sensible que depende de la aplicación específica. En cuanto al número de iteraciones, y como regla general, un mayor número de iteraciones proporciona más oportunidades de mejorar la solución, pero también incrementa el tiempo que el algoritmo trabaja con temperaturas altas y, por tanto, el riesgo de escapar del máximo global, además del correspondiente incremento en el coste computacional. En las Figuras 50-52, se muestra la variación de la utilidad y los intervalos de confianza al 95 % del desenlace de la negociación para distintos valores de temperatura y número de iteraciones para los escenarios 3,6 y 9. El resto de los escenarios se omiten porque los resultados son muy similares. En estas figuras, se observa que, para el número de iteraciones, la mejor opción es elegir el máximo número posible para poder conseguir utilidades más altas. Este efecto se produce en todos los escenarios estudiados (no sólo en los representados en las figuras), con la excepción de sólo uno de ellos (escenario 6 en la Figura 51 con  $T = 8$ ), en el que la función de utilidad decrece desde  $220,56$  hasta  $218,34$  para 2000 y 3000 iteraciones, respectivamente. Con respecto a la temperatura inicial  $T$ , la mejor opción es  $T = 1$ . A partir de este punto, el algoritmo SA se ejecutará con los parámetros  $T = 1$  y 3000 iteraciones.

Una vez que se han ajustado los parámetros del algoritmo SA, los siguientes experimentos se han enfocado en la determinación de la influencia de tener un número distinto de agentes

Tabla 18. Resumen de parámetros (D, dispositivos)

Parámetro	Valor
$P_t$	30 mW
$G_t$	0 dB
$G_r$	0 dB
$L$	40 dB
$S$	-90 dBm
$h_t$	1.5 m
$h_r$	1.5 m
$\Psi$ (APs)	0.5
$\Psi$ (C)	0.2

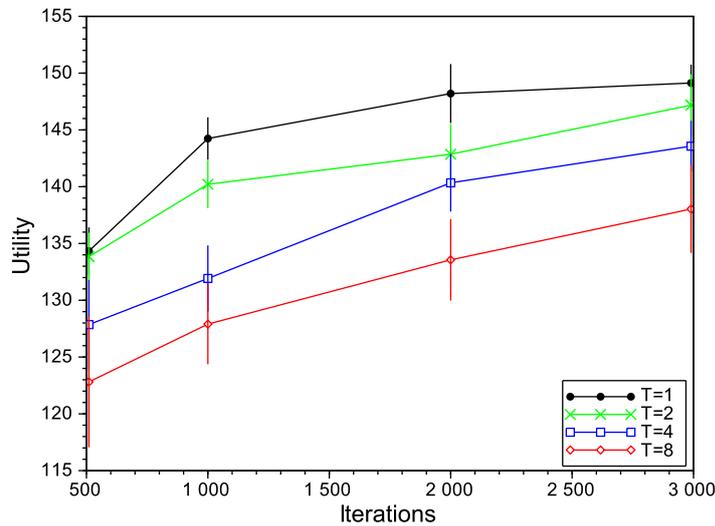


Figura 50. Evaluación de temple simulado (SA) en el Escenario 3

o proveedores de red ( $p$ ) en la negociación. En la Figura 53, se muestra el resultado de la evaluación de todos los escenarios bajo estudio con  $p \in [2, 5, 10]$ . A partir de estos resultados, podemos concluir que, como era previsible, el incremento en el número  $p$  de proveedores conlleva una disminución progresiva de la utilidad global, dado que las soluciones de compromiso que impliquen a puntos de acceso en distintos proveedores serán rechazadas con mayor probabilidad. Sin embargo, esta reducción es suficiente moderada. Para el resto de este análisis, se trabajará con el caso  $p = 2$  porque se ha intentado delimitar el estudio para el caso de negociaciones complejas bilaterales, para los que hay más propuestas en la literatura.

A continuación, se va a realizar una comparación del algoritmo  $SA$  con el resto de las propuestas: asignación aleatoria de canales,  $SCS$ ,  $HC$  y  $ALHSO$ . En las Tablas 19-21, se muestra la media (*average*, avg), la desviación estándar (*standard deviation*, SD) y los intervalos de confianza al 95% (*confidence interval*, CI) de la función de utilidad para 10 ejecuciones del

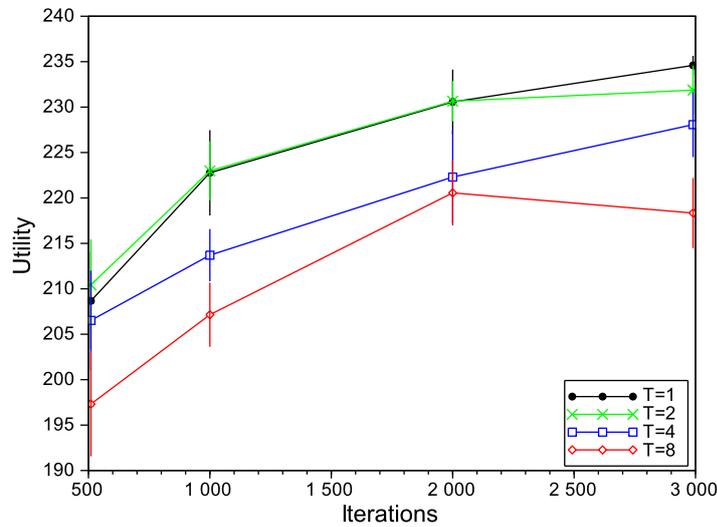


Figura 51. Evaluación de temple simulado (SA) en el Escenario 6

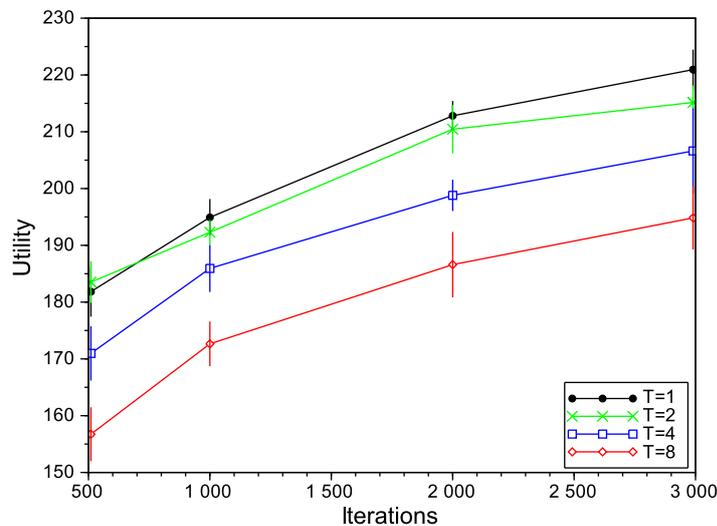


Figura 52. Evaluación de temple simulado (SA) en el Escenario 9

algoritmo en cada uno de los escenarios propuestos. Además, se resalta en negrita la mejor solución. Tal y como se puede observar, y en referencia a la utilidad media, el algoritmo SA es la mejor solución para todos los escenarios, excepto para el Escenario 8, en el que *ALHSO* presenta el mejor rendimiento. La segunda mejor solución es la obtenida por *ALHSO*, seguida, a distancia, por *SCS*. Tal y como cabría esperar, la peor solución se obtiene mediante la asignación aleatoria de canales, que lleva a valores de utilidad muy bajos. En el caso de

Tabla 19. Utilidad en escenarios con 50 APs y 350 dispositivos.

	Escenario 1			Escenario 2			Escenario 3		
	avg	std	CI	avg	std	CI	avg	std	CI
Random	59.36	9.61	6.87	73.74	10.68	7.64	65.81	13.76	9.84
SCS	106.74	4.30	3.08	121.20	7.18	5.14	122.78	4.46	3.19
ALHSO	121.64	4.17	2.98	141.09	3.56	2.55	132.92	3.95	2.83
HC	123.30	3.50	2.50	140.37	4.93	3.53	138.02	5.31	3.80
SA	<b>130.89</b>	2.65	1.90	<b>149.16</b>	1.65	1.18	<b>149.13</b>	2.27	1.62

Tabla 20. Utilidad en escenarios con 50 APs y 500 dispositivos.

	Escenario 4			Escenario 5			Escenario 6		
	avg	std	CI	avg	std	CI	avg	std	CI
Random	92.96	6.59	4.71	78.05	16.95	12.13	105.08	13.70	9.80
SCS	165.60	9.00	6.44	151.74	10.24	7.33	181.27	9.14	6.54
ALHSO	203.62	5.76	4.12	184.01	7.46	5.34	221.96	5.37	3.84
HC	196.82	9.94	7.11	179.11	11.06	7.91	211.76	11.05	7.90
SA	<b>215.37</b>	2.75	1.97	<b>199.52</b>	2.98	2.13	<b>234.59</b>	1.46	1.04

Tabla 21. Utilidad en Escenarios con 100 APs y 500 dispositivos.

	Escenario 7			Escenario 8			Escenario 9		
	avg	std	CI	avg	std	CI	avg	std	CI
Random	90.13	9.14	6.54	95.73	15.87	11.35	88.79	11.64	8.33
SCS	164.94	9.34	6.68	168.28	13.09	9.36	172.70	11.53	8.25
ALHSO	216.36	6.40	4.58	<b>223.02</b>	5.03	3.60	217.53	4.86	3.48
HC	196.33	8.07	5.77	199.51	8.74	6.25	199.65	7.73	5.53
SA	<b>220.29</b>	5.17	3.70	217.60	5.24	3.75	<b>220.94</b>	4.92	3.52

*HC* (que puede ser visto como un optimizador *SA* con  $T = 0$ ), se observa que es capaz de obtener buenas soluciones en los escenarios más sencillos (Tabla 19) pero su rendimiento decrece en escenarios más complejos (Tablas 19-21), debido a su tendencia a quedar atrapado en máximos locales.

Con respecto a la desviación estándar de las soluciones, el algoritmo que muestra la desviación estándar más baja es *SA* en casi todos los casos estudiados (excepto en los escenarios más complejos, 8 y 9, en el que el comportamiento de *SA* es muy similar al comportamiento de *ALHSO*), seguido de *ALHSO*, *SCS* y la asignación aleatoria. Como conclusión, se puede afirmar que el hecho de que una técnica de negociación como *SA* mejore el comportamiento de un algoritmo de optimización como *ALHSO* muestra que el uso de técnicas de negociación es viable para el problema bajo estudio. Dado que el algoritmo *SA* exige, tal y como hemos visto previamente, la configuración de dos parámetros (la temperatura inicial y el número de iteraciones), se incluye también una comparación de todos los algoritmos en términos relativos, con el objeto de analizar el comportamiento de *SA* si no se configura adecuadamente.

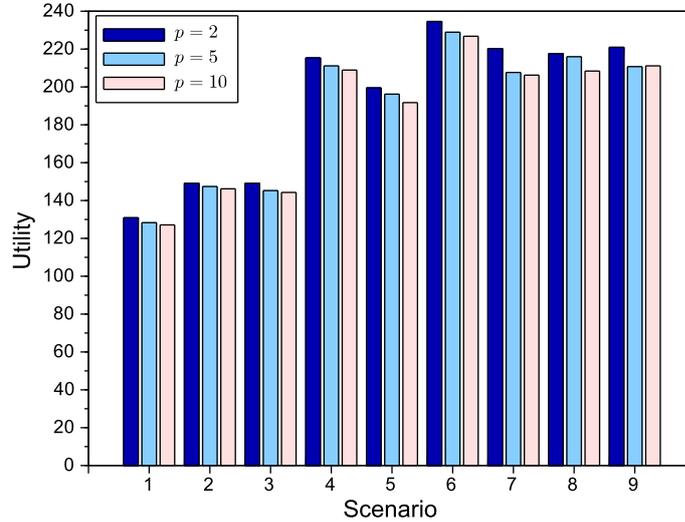


Figura 53. Evaluación de temple simulado (SA) con distinto número de proveedores de red ( $p$ )

La Tabla 22 muestra el valor de la media de las funciones de utilidad para los distintos escenarios y relativos a su valor máximo (que se resalta en negrita). Para facilitar la lectura de los resultados, en la tabla dedicada a los resultados del algoritmo *SA*, se han resaltado en verde los resultados que mejoran o igualan el rendimiento de *ALHSO* (que también mejoran *SCS* y la asignación aleatoria, por tanto). Además, se ha resaltado en amarillo todos aquellos casos en los que *SA* mejora *SCS*. Como conclusión, para temperaturas cercanas a  $T = 1$  y  $1000$  o más iteraciones, *SA* mejora a *ALHSO*. Se observa también que para casi todos los casos (excepto para temperaturas muy elevadas y muy pocas iteraciones), *SA* mejora a *SCS*. En la Tabla 22, se muestran los resultados de *HC* (que es, como hemos apuntado, equivalente a un *SA* con  $T = 0$ ) con 3000 iteraciones, y se observa que ofrece un rendimiento peor que *SA* para el mismo número de iteraciones.

Como conclusión, se recomienda el uso de técnicas de negociación basadas en *SA*, puesto que permite ofrecer mejores resultados que *SCS* en casi todos los casos, e incluso es posible encontrar parámetros de configuración que consiguen que *SA* mejore incluso el rendimiento de un optimizador no lineal como *ALHSO*.

#### 5.4.6. Evaluación Extensiva en Escenarios Aleatorios

En primer lugar, se ha estudiado el efecto de tener un número distinto de proveedores ( $p$ ) en los 400 escenarios aleatorios empleando *SA*. Los puntos de acceso se reparten de forma aleatorio entre los  $p$  proveedores. La Tabla 23 muestra la utilidad media normalizada ( $U_n$ ) de

Tabla 22. Resultados Relativos al Máximo

Escenario 1					Escenario 2					Escenario 3				
SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000	SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000	SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000
T=1	yellow0.91	green0.95	green0.98	green <b>1.00</b>	T=1	yellow0.91	green0.96	green0.98	green <b>1.00</b>	T=1	green0.90	green0.97	green0.99	green <b>1.00</b>
T=2	yellow0.90	green0.95	green0.97	green0.98	T=2	yellow0.90	green0.95	green0.98	green0.98	T=2	green0.90	green0.94	green0.96	green0.99
T=4	yellow0.84	yellow0.88	yellow0.92	green0.95	T=4	yellow0.86	yellow0.90	yellow0.94	green0.95	T=4	yellow0.86	yellow0.88	green0.94	green0.96
T=8	0.80	yellow0.85	yellow0.90	yellow0.91	T=8	yellow0.81	yellow0.86	yellow0.91	yellow0.91	T=8	yellow0.82	yellow0.86	green0.90	green0.93
Aleatorio    SCS    ALHSO    HC					Aleatorio    SCS    ALHSO    HC					Aleatorio    SCS    ALHSO    HC				
0.45    0.82    0.93    0.94					0.49    0.81    0.95    0.94					0.44    0.82    0.89    0.93				
Escenario 4					Escenario 5					Escenario 6				
SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000	SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000	SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000
T=1	yellow0.90	green0.95	green0.99	green <b>1.00</b>	T=1	yellow0.88	green0.95	green0.98	green <b>1.00</b>	T=1	yellow0.89	green0.95	green0.98	green <b>1.00</b>
T=2	yellow0.89	yellow0.94	green0.96	green0.99	T=2	yellow0.87	green0.95	green0.98	green1.00	T=2	yellow0.90	green0.95	green0.98	green0.99
T=4	yellow0.87	yellow0.92	green0.95	green0.97	T=4	yellow0.88	yellow0.91	green0.94	green0.96	T=4	yellow0.88	yellow0.91	green0.95	green0.97
T=8	yellow0.82	yellow0.86	yellow0.91	yellow0.94	T=8	yellow0.82	yellow0.86	yellow0.90	green0.94	T=8	yellow0.84	yellow0.88	yellow0.94	green0.93
Aleatorio    SCS    ALHSO    HC					Aleatorio    SCS    ALHSO    HC					Aleatorio    SCS    ALHSO    HC				
0.43    0.77    0.95    0.91					0.39    0.76    0.92    0.90					0.45    0.77    0.95    0.90				
Escenario 7					Escenario 8					Escenario 9				
SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000	SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000	SA:	i=500	i=1000	i=2000	i=3000
T=1	yellow0.79	yellow0.89	green0.98	green <b>1.00</b>	T=1	yellow0.83	yellow0.89	yellow0.95	yellow0.98	T=1	yellow0.82	yellow0.88	yellow0.96	green <b>1.00</b>
T=2	yellow0.80	yellow0.88	yellow0.95	green0.96	T=2	yellow0.80	yellow0.87	yellow0.93	yellow0.97	T=2	yellow0.83	yellow0.87	yellow0.95	yellow0.97
T=4	yellow0.78	yellow0.85	yellow0.91	yellow0.91	T=4	yellow0.78	yellow0.83	yellow0.91	yellow0.94	T=4	0.77	yellow0.84	yellow0.90	yellow0.94
T=8	0.70	yellow0.77	yellow0.85	yellow0.86	T=8	0.74	yellow0.76	yellow0.85	yellow0.89	T=8	0.71	yellow0.78	yellow0.84	yellow0.88
Aleatorio    SCS    ALHSO    HC					Aleatorio    SCS    ALHSO    HC					Aleatorio    SCS    ALHSO    HC				
0.41    0.75    0.98    0.89					0.43    0.75    1.00    0.89					0.40    0.78    0.98    0.90				

Tabla 23. Utilidad normalizada para distinto número de agentes ( $p$ ) en escenarios aleatorios usando  $SA$ .

Escenario	$p = 1$	$p = 2$	$p = 5$	$p = 10$
(50, 250)	0.548	0.538	0.525	0.521
	0.615	0.602	0.596	0.591
(50, 500)	0.618	0.604	0.592	0.587
	0.488	0.482	0.470	0.465
(100, 500)	0.479	0.472	0.462	0.451
	0.547	0.535	0.526	0.521
(100, 500)	0.437	0.427	0.402	0.400
	0.447	0.429	0.425	0.410
	0.411	0.401	0.383	0.384

estos experimentos para  $p \in 1, 2, 5, 10$ . La utilidad normalizada se calcula como el cociente entre la suma de utilidades alcanzada por cada nodo y el número de nodos (orden del grafo). Los resultados muestran que el incremento del número de agentes va asociado a un descenso de la utilidad, puesto que la información disponible para la asignación de canales se distribuye entre un número creciente de agentes cuando  $p$  aumenta. A partir de aquí, el análisis se centra en el caso de dos proveedores ( $p = 2$ ).

A continuación, se estudia el rendimiento de las técnicas seleccionadas (aleatoria,  $LCCS$ ,  $HC$ ,  $SA$  y  $ALPSO$ ) para los distintos tipos de escenarios. Se registrará también el bienestar social (utilidad normalizada) y la equidad tal y como se define en [40]. La Figura 54 muestra la utilidad media normalizada ( $U_n$ ) obtenida por cada técnica para todos los grados de cada categoría. Las categorías se han ordenado en orden decreciente del valor medio de  $U_n$  obtenido para todas las técnicas estudiadas. Estos valores medios se representan con una línea horizontal en cada categoría. Además, cada una de las barras incluye el intervalo de confianza al

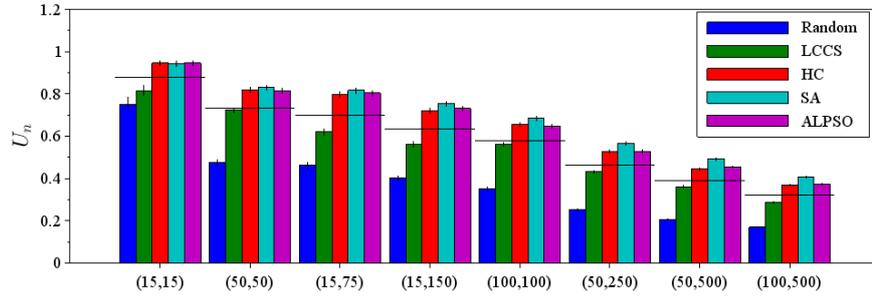


Figura 54. Utilidad Normalizada ( $U_n$ ) para las Técnicas bajo Estudio en Escenarios Aleatorios

95 %. En todos los escenarios bajo estudio, el peor resultado es, como cabría esperar, la asignación aleatoria (*random*). El rendimiento de *LCCS* es mejor que la asignación aleatoria pero peor que el del resto de técnicas. La comparación de *HC*, *SA* y *ALPSO* permite afirmar que aunque su rendimiento es bastante similar, *SA* es la mejor técnica para todos los escenarios bajo estudio. Se puede observar que para el escenario más simple, *HC* es ligeramente mejor pero no es estadísticamente significativo. Cuando aumenta la complejidad de los escenarios, la distancia entre *SA* y el resto de técnicos se acrecienta, lo que parece razonable dado que también aumenta el tamaño del espacio de soluciones. Es importante observar también que, para los escenarios de mayor complejidad, el negociador *SA* mejora significativamente al optimizador *ALPSO*. Esto supone un resultado significativo, si tenemos en cuenta que además *SA* alcanza el óptimo más rápidamente que el optimizador.

A continuación, se estudia el rendimiento de las distintas técnicas bajo estudio en términos de su equidad (*fairness*,  $F$ ). Se emplea la definición de equidad de [40]:

$$(99) \quad F(u_1, \dots, u_N) = \sum_{i=1}^N \frac{(u_i - \bar{u})^2}{N}$$

donde  $N$  es el número de nodos (orden del grafo),  $u_i$  la utilidad del nodo  $i$  y  $\bar{u}$  la utilidad media para todos los nodos. Obsérvese que, según esta definición, valores menores de  $F$  son mejores. La Figura 55 muestra el rendimiento de las técnicas bajo estudio en términos de equidad para las distintas categorías grafos. Para los grafos más simples ((15,15);(15,75);(15,150) y (50,50)), *HC*, *SA* y *ALPSO* mejoran claramente *LCCS* y la asignación aleatoria. Sin embargo, esto no es cierto para escenarios más complejos, donde no hay una ordenación clara pero en algunos casos la asignación aleatoria es la solución más equitativa. Para explicar este comportamiento hay que considerar la equidad y la utilidad de forma conjunta. Como el rendimiento en términos de utilidad para la asignación aleatoria es muy pobre, es mucho más fácil alcanzar soluciones justas entre los nodos, pero de muy baja calidad. Para tener

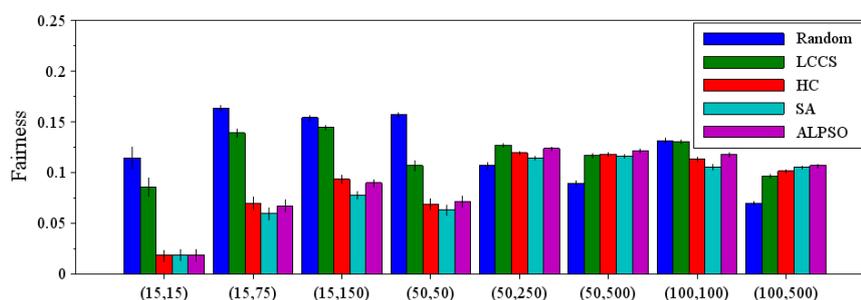


Figura 55. Equidad para las Técnicas bajo Estudio en Escenarios Aleatorios

Tabla 24.  $UF$  relativa a  $UF_{SA}$  en Escenarios Aleatorios.

Escenario	Random	LCCS	HC	ALPSO
(15, 15)	0.13	0.19	1.03	1.01
(15, 75)	0.21	0.33	0.83	0.87
(15, 150)	0.27	0.40	0.79	0.84
(50, 50)	0.23	0.52	0.91	0.87
(50, 250)	0.48	0.69	0.89	0.86
(50, 500)	0.54	0.73	0.89	0.88
(100, 100)	0.41	0.66	0.90	0.85
(100, 500)	0.62	0.77	0.93	0.90

esto en cuenta, se ha calculado el cociente entre la utilidad normalizada ( $U_n$ ) y la equidad ( $F$ ) para comparar las distintas técnicas. Denotaremos este valor como  $UF$ . En la Tabla 24 se muestra el cociente entre  $UF$  para las distintas técnicas bajo estudio y  $UF_{SA}$ , que es el valor de  $UF$  para  $SA$ . Valores por debajo de uno en la tabla indican que  $SA$  es capaz de obtener mejores resultados. De esa tabla podemos concluir que  $SA$  ofrece los mejores resultados en todos los casos con excepción de para los grafos más simples (15,15), donde  $HC$  y  $ALPSO$  se comportan ligeramente mejor que  $SA$ .

#### 5.4.7. Red Inalámbrica Corporativa

Para el escenario realista, la Figura 56 muestra la utilidad normalizada ( $U_n$ ) para las distintas técnicas bajo estudio, mientras que la Tabla 25 muestra el cociente entre  $UF$  para las técnicas estudiadas y  $UF_{SA}$ . Sobre la Figura 56, los resultados muestran que el negociador basado en temple simulado ( $SA$ ) mejora el rendimiento de la asignación aleatoria,  $LCCS$  y  $HC$ . Si se compara con el optimizador basado en información completa  $ALPSO$ , se observa que su rendimiento en escenarios realistas es muy similar, con  $SA$  comportándose ligeramente mejor en los Escenarios 1-8 y ligeramente peor en los Escenarios 9 y 10. En la Tabla 25 se muestra que si analizamos la utilidad junto con la equidad,  $SA$  se comporta como la mejor solución para todas las configuraciones del Escenario realista. Por esta razón, se puede concluir

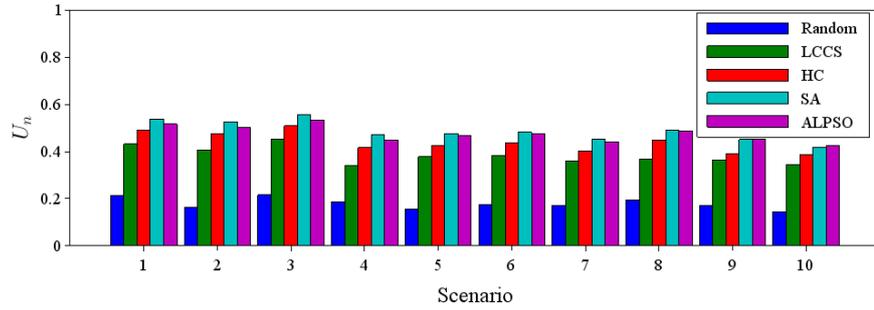


Figura 56. Utilidad Normalizada para las Técnicas Evaluadas en el Escenario Realista

Tabla 25.  $UF$  relativa a  $UF_{SA}$  en el Escenario Realista.

Escenario	Aleatoria	LCCS	HC	ALPSO
1	0.58	0.78	0.87	0.90
2	0.52	0.75	0.89	0.92
3	0.45	0.75	0.83	0.90
4	0.53	0.70	0.81	0.92
5	0.60	0.85	0.89	0.96
6	0.56	0.83	0.88	0.92
7	0.57	0.83	0.88	0.97
8	0.53	0.78	0.84	0.96
9	0.59	0.83	0.86	0.97
10	0.63	0.88	0.91	0.99

que el empleo de SA para la asignación de frecuencias en redes Wi-Fi es ventajoso en términos de bienestar social y equidad.

#### 5.4.8. Efecto de las Métricas

En esta sección, se analizan los resultados de la aproximación que ha ofrecido los mejores resultados (SA) con respecto a las distintas métricas que se han descrito en la sección 5.4.4. Se comparará la utilidad normalizada obtenida por el negociador SA con respecto al optimizador ALPSO, es decir, el cociente  $U_{SA}/U_{ALPSO}$ . Se representan los resultados para los escenarios aleatorios (puntos azules) y para los escenarios realistas (puntos rojos). En todas las figuras se incluye una línea discontinua que se corresponde con la referencia  $U_{SA} = U_{ALPSO}$ . Con respecto al orden del grafo, en la Figura 57a, para los escenarios aleatorios se puede observar una ganancia creciente aproximadamente lineal para SA, con un comportamiento mejor de ALPSO para grafos de orden bajo y con SA alcanzando ganancias de hasta un 10% para los grafos de mayor tamaño. Sin embargo, este comportamiento no se mantiene en los escenarios realistas, en los que la ganancia disminuye con el orden. De este resultado se puede concluir que el orden del grafo no puede emplearse por sí solo para estimar la ganancia que se

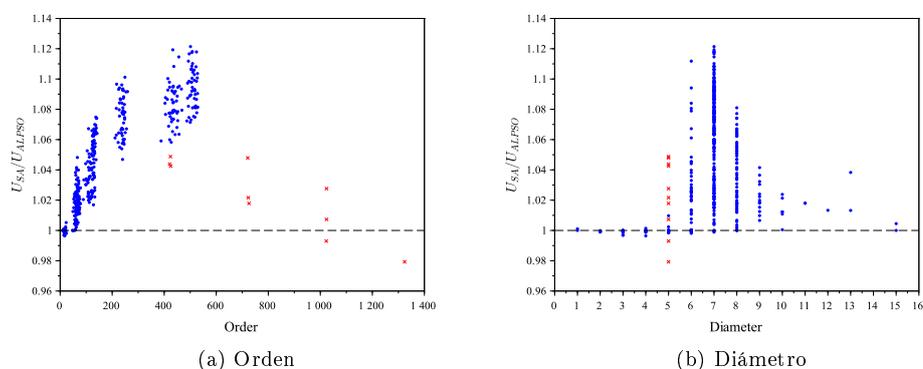


Figura 57. Utilidad de SA relativa a ALPSO para distintas métricas de grafo

conseguirá usando *SA*. Los resultados que se muestran en la Figura 57b sugieren que pueden existir valores óptimos del diámetro del grafo con respecto al rendimiento de *SA*. Por ejemplo, es razonable esperar que existan ganancias pequeñas para diámetros tanto pequeños como grandes.

En la Figura 58 se muestra la ganancia obtenida por *SA* con respecto a *ALPSO* para las cuatro métricas de centralidad que se definen en la Sección 5.4.4. Obsérvese que estas métricas se definen para cada nodo, por lo que se incluye el valor medio para cada grafo. Si se examinan estas figuras, se puede observar que todas muestran un rango de centralidades claro y estrecho para los cuales se obtienen las mayores ganancias. Para la centralidad de cercanía (Figura 58b), los resultados son mejores para una centralidad media mayor, mientras que para los otros tres tipos de centralidad estudiados muestran el comportamiento contrario. Es interesante resaltar que la centralidad de autovectores (Fig. 58c), que es menor cuando hay menos nodos conectados a muchos nodos bien conectados, es la única centralidad para la que los valores adecuados llevan a que *SA* mejore el comportamiento de *ALPSO* en todos los escenarios aleatorios. Los escenarios realistas, sin embargo, presentan valores muy similares para todas las centralidades consideradas, lo que conduce tanto a situaciones de ganancia como de pérdida para *SA*.

## 5.5. Resumen y Consideraciones Finales

La asignación de frecuencia en redes Wi-Fi es un tema que no ha atraído el suficiente interés de la comunidad investigadora. La escasez de trabajos relaciones se debe probablemente a la complejidad del problema, que es NP-duro [16]. En [16] se presenta un resumen de técnicas útiles para la asignación de frecuencias en Wi-Fi, de donde se puede concluir que no hay demasiadas propuestas. En este capítulo, se presenta un modelo del problema mediante grafos, de forma que la asignación de canales resulta equivalente al coloreado de las aristas de un grafo.

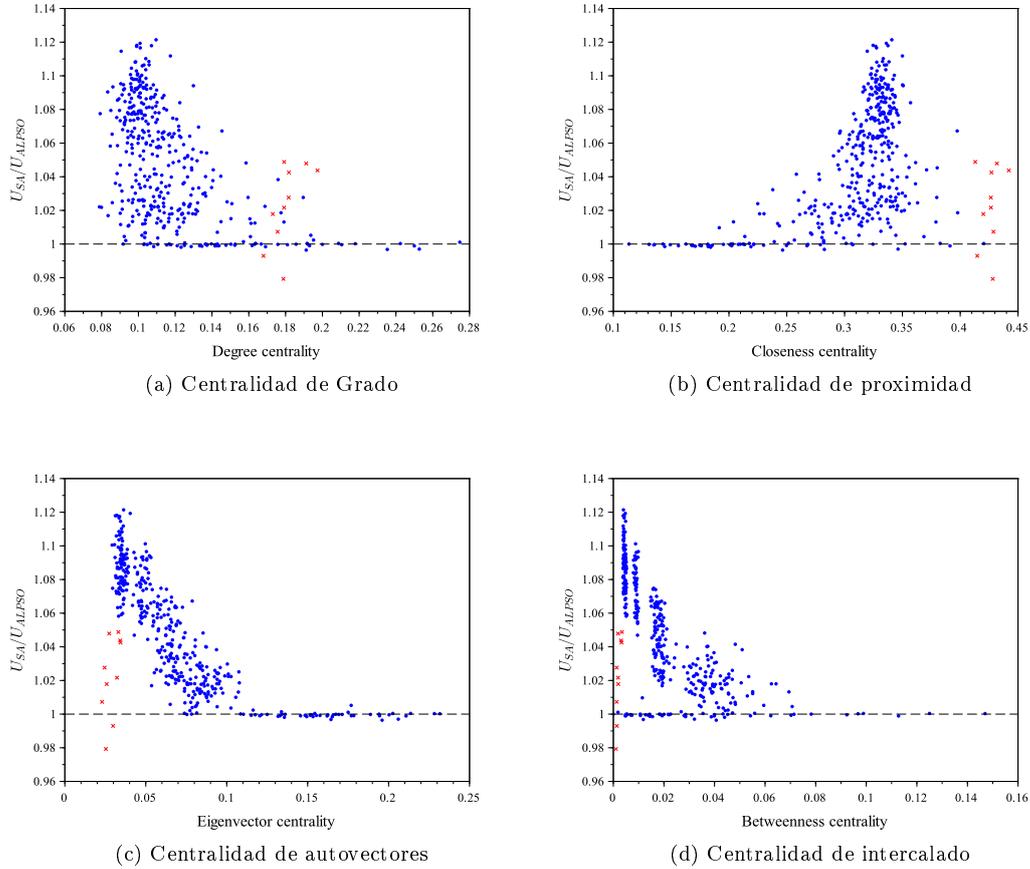


Figura 58. Utilidad de SA relativa a ALPSO para distintas métricas de centralidad de los grafos

Se ha incluido el efecto del solapamiento parcial de canales (como en el caso de IEEE 802.11n) mediante la utilización de una matriz de interferencia co-canal. Con respecto a otros trabajos relacionados con el presentado en este capítulo, es importante mencionar [119, 125, 121]. En [121], se encuentra el trabajo más cercano a esta propuesta, puesto que también se inspira en el problema del coloreado de grafos y emplea una medida para cuantificar el rendimiento de las soluciones, que es bastante similar a la utilidad que se emplea en la negociación en este trabajo. Sin embargo, ninguno de estos trabajos emplea técnicas de negociación. Existen propuestas que abordan la coordinación de puntos de acceso Wi-Fi para la asignación de frecuencias pero sin el uso de grafos [2].

Desde un punto de vista práctico, y hasta nuestro conocimiento del estado del arte, probablemente la única técnica que se utiliza en escenarios reales es *LCCS* [3]. Esta técnica es bastante simple: si un punto de acceso detecta demasiadas interferencias en el canal que está usando, se mueve al canal menos congestionado que pueda encontrar en ese momento. En este

capítulo, se muestra como existe aún espacio para la mejora, lo que redundaría en soluciones que mejoran claramente el uso del espectro en redes Wi-Fi. La utilización de un protocolo de negociación bilateral con un mediador, donde los agentes negociadores (dos proveedores de red, cada uno de ellos con el control de una fracción de los puntos de acceso del escenario) negocian una estrategia basada en *HC* o en *SA*. Se muestra como las técnicas de negociación automática permiten obtener mejores tanto para la media como para la desviación típica de la utilidad. Se ha realizado también una comparación de los resultados con los obtenidos con la aplicación de las técnicas de optimización *ALHSO* y *ALPSO*, y se ha comprobado que se obtienen resultados bastante similares. Frente a esta técnica, cabe resaltar que las técnicas de negociación son más sencillas y más eficientes en cuanto a tiempo que *ALHSO* y *ALPSO*. Como conclusión general, cabe afirmar que se ha mostrado que las técnicas de negociación son útiles para la resolución del problema de asignación de frecuencias en Wi-Fi.

Por último, y pese a que los experimentos muestran resultados satisfactorios, esta propuesta también tiene algunas limitaciones. El empleo de técnicas de negociación como las descritas impone una sobrecarga computacional y de comunicaciones sobre los elementos negociadores. Si incorporamos esas consideraciones al análisis de esta propuesta, sólo los APs participan en la negociación. Sería deseable también la realización de un análisis en profundidad de las métricas, especialmente para determinar si las correlaciones detectadas son inherentes o se deben a un sesgo en la generación de los escenarios. Por último, sería interesante evaluar las propiedades estratégicas de los mecanismos, para observar cómo se comportan cuando los agentes pueden mentir en sus mensajes para intentar influenciar en el resultado de la negociación en su propio beneficio.



## Capítulo 6

# Conclusiones y Líneas de Trabajo Futuro

### 6.1. Conclusiones

En este trabajo de tesis se ha realizado una investigación sobre la problemática de las negociaciones en espacios de utilidad complejos. Tal y como hemos explicado anteriormente, este tipo de escenarios presentan unas características que hacen que las aproximaciones convencionales no sean eficaces, por lo que es necesario plantear alternativas específicas para este tipo de entornos con el grado suficiente de generalidad. Para ello, en esta tesis se planteaban cuatro objetivos primordiales:

*Proponer una familia de protocolos para negociaciones automáticas multi- atributo bilaterales no mediadas basados en búsqueda por regiones, capaz de funcionar en espacios de utilidad no monótonos y discontinuos, que permita superar las limitaciones de las aproximaciones basadas en similaridad.*

*Diseñar una familia de protocolos para negociación automática sobre múltiples atributos multilaterales mediadas basada en la agregación de preferencias que extienda el paradigma de búsqueda basada en regiones anterior al escenario multilateral.*

*Diseñar un mecanismo que permita la búsqueda de acuerdos en espacios de negociación complejos según determinadas políticas de consenso, que podrán ser definidas en términos lingüísticos, de cara a trabajar en situaciones en las que el consenso unánime es imposible o simplemente no deseable.*

*Explorar las posibilidades del uso de tecnología de negociación no lineal para la resolución de problemas de red complejos que impliquen a partes egoístas, como el problema de la asignación de frecuencias en infraestructuras de red Wi-Fi.*

Para responder al primer objetivo, en primer lugar se ha realizado una revisión de las principales propuestas para negociación automática en espacios de utilidad complejos. Uno de los principales problemas que encontramos en los espacios de utilidad altamente no lineales, es que la negociación básica basada en subasta suele emplear un sólo disparo. Sin embargo, en espacios de utilidad altamente complejos, las regiones de alta utilidad suelen ser estrechas, lo que dificulta la consecución de un acuerdo aceptable en una sola iteración del protocolo.

Teniendo en cuenta este hecho, planteamos una aproximación basada en una contracción iterativa del espacio de soluciones. Los agentes deciden que la negociación ha terminado cuando se encuentra un acuerdo en una región con un tamaño lo suficientemente pequeño. Si los agentes no sean capaces de encontrar una solución que les satisfaga en una determinada región, pueden optar por reiniciar de este modo el proceso de regateo en regiones distintas de mayor tamaño. Se ha dotado de la suficiente expresividad al protocolo para poder evitar las zonas de no acuerdo y que los agentes puedan expresar sus preferencias con respecto a las zonas donde prefieren negociar mediante un diálogo que se ha incorporado en el proceso de la negociación. Con la evaluación experimental, se ha verificado que el protocolo permite alcanzar acuerdos en escenarios en los que las aproximaciones basadas en similaridad fallan.

Para abordar el segundo objetivo, se ha optado por el diseño de una familia de protocolos basados en subastas con mediador. El uso de un mediador permite desacoplar los objetivos individuales de los agentes (maximizar su beneficio) del objetivo social de la negociación. Para estos protocolos, se ha diseñado un mecanismo inspirado en el método de búsqueda por patrones para la exploración del escenario de negociación. En una primera propuesta, el mediador dirige la exploración del espacio de contratos sugiriendo a los agentes las regiones que deben evaluarse en la forma de un patrón de contratos obtenidos a partir de un contrato de referencia. El mediador agrega las preferencias procedentes de cada uno de los agentes y aplica una variación probabilística del método de búsqueda generalizada por patrones para determinar el contrato preferido que se empleará como centro para generar la siguiente región. Al igual que en el protocolo anterior, se considera que se ha alcanzado un acuerdo cuando el tamaño de la región cae por debajo de un cierto umbral. Una de las ventajas de emplear un protocolo iterativo reside en que los agentes pueden proporcionar información al mediador que permite a este refinar sus ofertas en las diferentes iteraciones. En este protocolo, esta información se proporciona de forma indirecta a través de la valoraciones de la región. Con objeto de aumentar la expresividad, se ha propuesto un protocolo en el que los agentes puedan proporcionar de forma explícita realimentación al mediador, en la forma de contratos, que se determinan a partir de un contrato de referencia proporcionado por el mediador. La búsqueda local en este caso también se realiza con un método basado en patrones.

En relación al tercer objetivo de la tesis, se ha desarrollado un conjunto de mecanismos cuya inclusión en el proceso de mediación de los protocolos anteriores permite garantizar que el proceso de búsqueda de acuerdos se realiza conforme a una determinada política de consenso. Esta política puede expresarse en términos lingüísticos y facilita la consecución de acuerdos conforme a distintas reglas de mediación. Para la consecución de este objetivo se ha hecho uso de técnicas de agregación basada en cuantificadores para la obtención de operadores de agregación ponderados (OWA) a partir de la expresión de una regla de mediación en lenguaje natural. Los mecanismos que se han incorporado permiten guiar el proceso de exploración de

acuerdo con el criterio expresado en la regla de mediación e identificar acuerdos que también sean acordes con ella.

Finalmente, y con respecto al cuarto objetivo, se ha analizado el problema de asignación de frecuencia en redes Wi-Fi. Se ha realizado un modelado del problema mediante grafos, en la que la asignación de canales resulta equivalente al coloreado de las aristas de un grafo, y que incorpora la posibilidad de emplear un solapamiento parcial. A partir de aquí, se ha propuesto un modelo en el que los puntos de acceso se agrupan en distintos proveedores que negociarán entre sí, con ayuda de un mediador, sus frecuencias asignadas. La utilidad de cada contrato para cada proveedor vendrá dada por la suma de las utilidades de todos sus puntos de acceso, que dependerá de la relación de señal a ruido en cada uno de ellos. Este modelado realista del problema conduce a una situación de preferencias no monótonas y no lineales. Se plantea un protocolo de negociación mediado, válido para negociaciones bilaterales y multilaterales, en el que el mediador puede emplear diferentes estrategias y se compara con el resultado obtenido mediante la aplicación de técnicas de optimización centralizadas. Los experimentos muestran que la utilización de técnicas de negociación permiten alcanzar resultados comparables con los obtenidos por los optimizadores, con la ventaja que las técnicas de negociación son más sencillas y más eficientes en cuanto a tiempo.

## 6.2. Difusión de las Contribuciones de la Tesis

### 6.2.1. Cooperación Internacional

Durante el proceso de realización de esta tesis he mantenido una colaboración estrecha con investigadores de grupos de investigación de prestigio mundial en el área de la negociación no lineal y la optimización de sistemas complejos, en concreto con los grupos del Dr. Mark Klein, del Massachusetts Institute of Technology, EEUU, y del Prof. Takayuki Ito, del Nagoya Institute of Technology, Japón. A continuación, paso a detallar brevemente la naturaleza de estas cooperaciones.

El Dr. Mark Klein (Massachusetts Institute of Technology, EEUU) ha sido un pionero en el desarrollo de protocolos de negociación no lineales. Su trabajo sobre negociación en espacios de utilidad complejos [79] se considera el punto de partida de esta disciplina. Durante la realización de esta tesis, se ha colaborado con el Dr. Klein en el desarrollo de protocolos de negociación multilaterales para espacios de negociación altamente complejos. Como resultado de esta cooperación han surgido las publicaciones [24, 57, 59, 112, 56, 110]. El trabajo del Dr. Mark Klein se ha empleado como base para la aplicación a la asignación de frecuencias en redes Wi-Fi, en colaboración con él [25]. [58] En el ámbito de la aplicación de técnicas de negociación para la optimización de los sistemas complejos, también hay varios trabajos conjuntos [116], .

La colaboración con el Prof. Takayuki Ito (Nagoya Institute of Technology, Japón) se ha centrado en la evaluación de la aplicabilidad de técnicas de negociación no lineales como las presentadas en esta tesis al ámbito del control del tráfico vehicular. Se ha realizado una estancia corta en el Nagoya Institute of Technology (NIT) en agosto de 2011 y se ha establecido una cooperación estrecha en términos de investigación que se ha concretado en varias publicaciones conjuntas [64, 65] y en la acogida en nuestro grupo de investigación de varios estudiantes de doctorado procedentes del NIT. Finalmente, y también como resultado de la cooperación existente, se ha establecido un convenio de cooperación docente entre la Universidad de Alcalá y el NIT.

### 6.2.2. Proyectos de Investigación

- *DNA - Dynamic Network Agreement: negociaciones estructurales en redes complejas* (TIN2016-80622-P). Proyecto en curso. Esta propuesta tiene como objeto investigar técnicas de negociación que puedan usarse para lograr resultados eficientes en CSIN consensuando una nueva estructura de red para el problema en cuestión, en lo que llamamos un acuerdo dinámico de red (*Dynamic Network Agreement, DNA*). La idea es que este remodelado negociado de la red tenga en cuenta tanto el objetivo global de la red como los objetivos individuales de sus nodos, guiando a la red a un resultado eficiente. En concreto, en este proyecto se investigan mecanismos de negociación distribuidos que empleen la estructura de red del problema para guiar y conducir el proceso de negociación. Se están empleando los protocolos e ideas propuestos en esta tesis doctoral como parte del conjunto de mecanismos de negociación que puedan tener en cuenta la estructura de la red dentro del proceso de negociación, y se están comparando con otras aproximaciones como, por ejemplo, la propagación de creencias.
- *Multitech SeCurity system for intercOnnected space control groUnd staTions - SCOUT* (FP7-607019): proyecto del séptimo programa marco. El objetivo del proyecto es estudiar, diseñar y analizar de acuerdo con un aproximación basada en riesgo un sistema de seguridad que se basa en múltiples tecnologías para la protección de las estaciones base terrestres de un sistema de control radar contra ataques físicos y ciber y para la reconfiguración inteligente de la red de las estaciones base en el caso que uno o más nodos fallen. La contribución de esta tesis doctoral para este proyecto se ha centrado en este último subsistema (que recibe el nombre de RECOVER). Se ha evaluado la viabilidad de aplicar los protocolos RBNP, CPMF y HCPMF para la determinación de una estructura de red óptima que evite o mitigue las amenazas detectadas, minimizando la revelación de información en el proceso de reconfiguración de red.
- *Divide and NOT Conquer- Comportamientos emergentes en redes complejas egoistas* (TIN2014-61627-EX): Se trata de un proyecto del Programa Estatal de Fomento de

la Investigación Científica y Técnica de Excelencia Este proyecto proponer dividir los sistemas en subproblemas de negociación interconectados, de forma que los diferentes subproblemas puedan evolucionar de forma autónoma sin tener que imponer una solución a nivel global. La interacción entre los subproblemas (lo que llamamos meta-negociación) modulará el comportamiento egoísta de los agentes, haciendo emerger soluciones eficientes. Para ello, se propondrá una plataforma de meta-negociación para la optimización de comportamientos en redes complejas con elemento egoístas. Se ha propuesto una adaptación de los protocolos de negociación expuestos en esta tesis doctoral para su inclusión entre las estrategias disponibles en la plataforma de metanegociación.

- *CIVTRAFF - Inteligencia colectiva para la navegación inteligente de tráfico vehicular (TEC2013-45183-R)*: Se trata de un proyecto del de la convocatoria de 2013 programa I+D orientada a retos de la sociedad del Ministerio de Economía y Competitividad. El objetivo general de CIVTraff es concebir nuevos sistemas y servicios de navegación y planificación inteligente de rutas que puedan contribuir a la reducción de la congestión de tráfico, con una traducción en una mejora de la eficiencia energética y disminución de emisiones contaminantes. Se ha contribuido a los objetivos 2 y 3 establecidos por el proyecto. El objetivo 2 se definía como investigar, evaluar, analizar, diseñar y simular sistemas y servicios innovadores de navegación y planificación de rutas de vehículos desde la perspectiva de la Inteligencia Colectiva y el Guiado Predictivo. En el hito H1 de este objetivo se planteaba la conceptualización de sistemas y servicios de navegación cooperativos para lo que se han definido e implementado tres sistemas y servicios de navegación cooperativos. El tercero de los sistemas aborda específicamente el problema transversal de la toma de decisiones en grupo y la aplicación de técnicas de negociación automática en el ámbito del guiado de tráfico, para lo que se han aplicado los protocolos RBNP, y especialmente CPMF y HCPMF, presentados en esta tesis doctoral. El objetivo 3 del proyecto planteaba investigar la viabilidad de los sistemas y servicios propuestos cuando éstos se implementen sobre las Redes de Comunicación existentes. Como parte de los hitos H2 y H3 de este objetivo, se ha propuesto una solución para la optimización del uso de recursos de comunicación en redes 802.11, que pueden ser potencialmente utilizadas en escenarios de tráfico rodado urbano. En concreto, se han propuesto la aplicación de los protocolos de negociación automática al problema de asignación de frecuencias en redes WiFi, en la línea de trabajo presentada en el capítulo 5 de esta tesis doctoral, con el objetivo hacer un uso eficiente del espectro radioeléctrico urbano disponible, y dotar a una red de tráfico urbano de una infraestructura de acceso a red fiable y barata.

- *STIMULO - Sistema de Transporte Logístico Inteligente Multimodal* (IPT-2012-0808-370000): El proyecto STIMULO tiene como objetivo la construcción de servicios inteligentes de gestión del tráfico por medio de la predicción en tiempo real del estado de los componentes del sistema de transporte (infraestructura, vehículos, mercancías, usuarios. . .). Los elementos principales de la infraestructura propuesta son el modelo de simulación, la minería de datos de sensores heterogéneos en tiempo real, la generación de indicadores de tráfico y el uso de esos indicadores junto con técnicas de inteligencia colectiva para la provisión de servicios asociados al sistema de transporte que permitan una mayor eficiencia y desempeño. Mi trabajo ha estado centrado en el paquete de trabajo 3 'Inteligencia colectiva para la gestión eficiente del tráfico' y en concreto en la tarea o T3.4, 'Toma de decisiones colectiva para la gestión eficiente del tráfico'. Se ha evaluado la utilización de los protocolos de negociación basados en políticas de consenso para la negociación de los tiempos de llegada de los transportistas al puerto de valencia, que era uno de los objetivos básicos que se planteaban para la optimización del sistema logístico de transporte del puerto.
- *Tecnologías integradas de gestión y operación de red 5G - TIGRE5-CM* (S2013/ICE-2919): El objetivo del proyecto TIGRE5CM es diseñar una arquitectura para las redes móviles de próxima generación, basada en el paradigma SDN (Software Defined Networking), que facilita del despliegue, configuración y gestión de la red, a la vez que integra las tecnologías más recientes tanto en la parte de acceso (incluyendo al terminal) y de núcleo. Dentro del proyecto se propone desarrollar los mecanismos de optimización de recursos en toda la red, partiendo de la información sobre medición y predicción de demanda (objetivo 8), el estado actual de la red (objetivo 2), y los análisis y desarrollos realizados en los anteriores objetivos para la optimización de los recursos en la red de acceso (objetivos 3 y 4) y cableada (5, 6 y 7). La contribución de esta tesis doctoral se centra en la tarea 9.3 «Optimización de tráfico en el núcleo». Esta tarea se dedicará a la investigación y desarrollo de mecanismos de decisión que, a partir de la información disponible sobre el estado y utilización de la red (en su mayoría recabada a través de los nodos SDN), puedan deducir líneas de actuación que lleven a una optimización de la calidad de servicio percibida, así como de la utilización de los recursos. Estas líneas de actuación se concretan en ajustes en tiempo real de la topología de la red, así como de las asignaciones de ancho de banda a los distintos flujos y enlaces. Se ha propuesto la utilización del protocolo expuesto en el capítulo 5 de esta tesis doctoral para la asignación de frecuencias en redes inalámbricas, con objeto de disminuir la congestión y realizar un uso más eficiente del espectro radioeléctrico.
- *REACT- Resiliencia Emergente Adaptativa en infraestructuras Críticas de red*: el objetivo general del proyecto REACT es investigar, desarrollar y evaluar técnicas

que permitan diseñar mecanismos distribuidos de división y realimentación negociada entre los agentes de una infraestructura de red crítica con objeto de mejorar su resiliencia, tanto de forma preventiva como reactiva. Mi trabajo en este proyecto se centra en el objetivo número 2. En este objetivo se plantea el estudio, desarrollo, propuesta y evaluación de mecanismos que permitan, de forma distribuida, dividir los escenarios de infraestructura de red crítica en sub-problemas, y mecanismos que permitan reconectar los problemas redistribuyendo las interdependencias de forma que aumente la resiliencia.

- *CORE - Coloreado de REdes*: El objetivo del proyecto CORE era investigar, desarrollar y evaluar técnicas que permitan diseñar protocolos de coordinación entre los agentes de una red posibilitando mejorar la eficiencia en la utilización del espectro radioeléctrico mediante la minimización de las interferencias. Para ello, se llevaron a cabo tres tareas principales. En primer lugar, se han propuesto técnicas de coloreado de redes en grafos genéricos, comparando sus prestaciones con otros métodos de optimización. Por otro lado, el grueso del proyecto se ha centrado en un escenario de asignación de frecuencias (colores) a puntos de acceso Wi-Fi en escenarios generados aleatoriamente y escenarios reales. En este escenario se han propuesto técnicas basadas en negociación automática y se han comparado con otras propuestas, con resultados muy satisfactorios. En esta última línea es donde se ha desarrollado mi contribución principal, con la propuesta y adaptación de protocolos de negociación automática para la asignación de canales a puntos de acceso inalámbricos pertenecientes a distintos proveedores de red, dentro del objetivo 2 del proyecto.

### 6.2.3. Publicaciones derivadas de la tesis

A continuación citamos las principales publicaciones derivadas de esta investigación. Todas estas publicaciones se encuentran disponibles en modalidad *OpenAccess* en el portal de publicación en abierto de la Universidad de Alcalá.

#### 6.2.3.1. Revistas Incluidas en Journal Citation Reports

DE LA HOZ, Enrique, et al. Automated negotiation for resource assignment in wireless surveillance sensor networks. *Sensors*, 2015, vol. 15, no 11, p. 29547-29568

LOPEZ-CARMONA, M.A., MARSA-MAESTRE, I., DE LA HOZ, E. AND VELASCO, J.R. 2011. A Region-Based Multi-Issue Negotiation Protocol for Nonmonotonic Utility Spaces. *Computational Intelligence* 27, 166-217.

### 6.2.3.2. Revistas

LOPEZ-CARMONA, M., MARSMA-MAESTRE, I., VELASCO, J.R., DE LA HOZ, ENRIQUE . AND ALARCOS, B. 2010. Strategies for offer generation and relaxation in fuzzy constraint-based negotiation models. *Multiagent and Grid Systems* 6, 503-525.

### 6.2.3.3. Conferencias Altamente Selectivas

DE LA HOZ, E.; MARSMA-MAESTRE, I.; GIMENEZ-GUZMAN, J. M.; ORDEN, D.; KLEIN , M.. 2017. Multi-Agent Nonlinear Negotiation for Wi-Fi Channel Assignment. 16th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, Sao Paulo, Brasil (Tasa de aceptación: 26 %)

DE LA HOZ, E., LOPEZ-CARMONA, M.A., KLEIN, M. AND MARSMA-MAESTRE, I. 2012. Hierarchical Clustering and Linguistic Mediation Rules for Multiagent Negotiation. In *Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems - Volume 3*, Valencia, Spain, Anonymous International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, Richland, SC, 1259-1260.

MARSMA-MAESTRE, I., LOPEZ-CARMONA, M.A., VELASCO, J.R. AND DE LA HOZ, E. 2010. Avoiding the prisoner's dilemma in auction-based negotiations for highly rugged utility spaces. In *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems: volume 1 - Volume 1*, Toronto, Canada, Anonymous International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, Richland, SC, 425-432. (Tasa de aceptación: 28,5 %)

MARSMA-MAESTRE, I., LOPEZ-CARMONA, M.A., VELASCO, J.R. AND DE LA HOZ, E. 2009. Effective bidding and deal identification for negotiations in highly nonlinear scenarios. In *Proceedings of The 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems - Volume 2*, Budapest, Hungary, Anonymous International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, Richland, SC, 1057-1064. (Tasa de aceptación: 26 %)

### 6.2.3.4. Capítulos de Libro

MARSMA-MAESTRE, I.; DE LA HOZ, E.; GIMENEZ-GUZMAN, J.M.; ORDEN, D.; KLEIN M.. 2017. "Nonlinear negotiation approaches for complex-network optimization: a study inspired by Wi-Fi channel assignment". *Conflict Resolution in Decision Making: Second International Workshop, COREDEMA 2016* (ISBN: 978-3-319-57284-0) ., vol 10238, 51-65.

DE LA HOZ, E., LOPEZ-CARMONA, M.A., KLEIN, M. AND MARSMA-MAESTRE, I. 2014. Alternative Social Welfare Definitions for Multiparty Negotiation Protocols. In *Novel Insights in Agent-based Complex Automated Negotiation*”, I. MARSMA-MAESTRE, Eds. Springer Berlin Heidelberg, , 3-22.

DE LA HOZ, E., LOPEZ-CARMONA, M.A. AND MARSMA-MAESTRE, I. 2013. Trends in Multiagent Negotiation: From Bilateral Bargaining to Consensus Policies. In *Agreement Technologies*, S. OSSOWSKI, Ed. Springer Netherlands, , 405-415.

DE LA HOZ, E., LOPEZ-CARMONA, M.A., KLEIN, M. AND MARSMA-MAESTRE, I. 2013. Consortium Formation Using a Consensus Policy Based Negotiation Framework. In *Complex Automated Negotiations: Theories, Models, and Software Competitions*, T. ITO, M. ZHANG, V. ROBU AND T. MATSUO, Eds. Springer Berlin Heidelberg, , 3-22.

ITO, T.; KANAMORI, R.; TAKAHASHI, J.; MARSMA-MAESTRE, I.; HOZ DE LA HOZ, E.. 2012. «Effect of Anticipatory Stigmergy on Decentralized Traffic Congestion Control». En *PRIMA 2012: Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, 7455:214-27. Lecture Notes in Computer Science. Kuching, Sarawak, Malaysia: Springer Berlin Heidelberg.

ITO, T.; KANAMORI, R.; TAKAHASHI, J.; MARSMA-MAESTRE, I.; HOZ DE LA HOZ, E.. 2012. «The Comparison of Stigmergy Strategies for Decentralized Traffic Congestion Control: Preliminary Results». En *PRICAI 2012: Trends in Artificial Intelligence: 12th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, Kuching, Malaysia, September 3-7, 2012. Proceedings, editado por Patricia Anthony, Mitsuru Ishizuka, y Dickson Lukose, 146-56. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. doi:10.1007/978-3-642-32695-0\_15.

### 6.2.3.5. Conferencias

DE LA HOZ, E.; GIMENEZ-GUZMAN, J.M.; MARSMA-MAESTRE, I.; ORDEN, D. "A Realistic Scenario for Complex Automated Nonlinear Negotiation: Wi-Fi channel assignment". Congreso. Internacional. "The Ninth International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations (ACAN2016)". Singapur(Singapur)

DE LA HOZ, E., LOPEZ-CARMONA, M., KLEIN, M. AND MARSMA-MAESTRE, I. 2011. Consensus Policy Based Multi-agent Negotiation. In *Agents in Principle, Agents in Practice*, D. KINNY, J. HSU, G. GOVERNATORI AND A. GHOSE, Eds. Springer Berlin Heidelberg, , 159-173.

HOZ DE LA HOZ, Enrique de la; MARSÁ MAESTRE, Iván. "Using graph properties to enable better negotiations in complex self-interested networks". Workshop. Internacional. "ACAN 2015 : The Eighth International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations". Estambul(Turquía)

MARSA-MAESTRE, I., KLEIN, M., DE LA HOZ, E. AND LOPEZ-CARMONA, M. 2011. Negowiki: A Set of Community Tools for the Consistent Comparison of Negotiation Approaches. In *Agents in Principle, Agents in Practice*, D. KINNY, J. HSU, G. GOVERNATORI AND A. GHOSE, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 424-435.

LOPEZ-CARMONA, M.A., MARSA-MAESTRE, I., VELASCO, J.R. AND DE LA HOZ, E. 2010. A Multi-issue Negotiation Framework for Non-monotonic Preference Spaces. In *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems: Volume 1 - Volume 1*, Toronto, Canada, Anonymous International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, Richland, SC, 1611-1612.

LOPEZ-CARMONA, M.A., MARSA-MAESTRE, I., VELASCO, J.R. AND DE LA HOZ, E. 2008. Using Clustering Techniques to Improve Fuzzy Constraint Based Automated Purchase Negotiations. In *Proceedings of the first International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations, ACAN08, AAMAS08*, Estoril, Portugal, May, 56-63. 7.3.4

#### **6.2.3.6. Conferencias Nacionales**

DE LA HOZ, E.; GIMENEZ-GUZMAN, J. M.; MARSA-MAESTRE, I.; ORDEN, D. "Uso de técnicas de negociación automática para la asignación de canales en IEEE 802.11". Congreso. Nacional. " XII Jornadas de Ingeniería Telemática (JITEL 2015)".

LOPEZ-CARMONA, M.A., MARSA-MAESTRE, I., VELASCO, J.R., AND DE LA HOZ, E. Evitar el Dilema del Prisionero en negociaciones automáticas para espacios de utilidad complejos. IX Jornadas de Ingeniería Telemática, JITEL 2010, Valladolid, España, 29 Septiembre – 1 Octubre de 2010.

MARSA-MAESTRE, I., LOPEZ-CARMONA, M.A.,VELASCO, J.R., DE LA HOZ, E. AND DE VICENTE, A.J. "Using Expressiveness to Improve Trade-offs in Bilateral Negotiations", VII Jornadas de Ingeniería Telemática, JITEL 2008, Alcalá de Henares, España, 16 de Septiembre de 2008, pp. 142-148.

LOPEZ-CARMONA, M.A., MARSA-MAESTRE, I., BLANCO, N., DE LA HOZ, E., AND NAVARRO A. "Utilización de Técnicas de Agrupamiento en la Mejora de Sistemas de Negociación de Compra Automatizada", VII Jornadas de Ingeniería Telemática, JITEL 2008, Alcalá de Henares, España, 16 de Septiembre de 2008, pp. 149-156.

#### **6.2.3.7. Informes Técnicos**

MARSA-MAESTRE, I., DE LA HOZ, E., KLEIN, M. 2013. Negotiation Techniques for Complex System Optimization with Self- Interested Parties: the challenges of ever-increasing scale and complexity. Project Report for European Network of Social Intelligence (SINTELNET). Available: <http://www.sintelnet.eu/wiki/reports/MaestreReportV2.pdf>

#### 6.2.4. Líneas de investigación futuras

A partir de este trabajo de tesis, se abren varias líneas de investigación futuras. La primera y más relevante es estudiar la aplicabilidad de los mecanismos de negociación propuestos en este trabajo a la optimización de sistemas complejos, en particular aquellos en los que las entidades implicadas tengan intereses contrapuestos. Para analizar la viabilidad de la utilización de los mecanismos propuestos en distintos entornos, es interesante analizar el desempeño de los mecanismos propuestos con otros modelos de preferencias, para lo que puede emplearse, por ejemplo, el marco propuesto en [110]. En esta misma línea, se plantea promover la creación de una rama para mecanismos no lineales en la competición de negociación automática ANAC [6], de forma que puedan compararse nuestros mecanismos con los de otros investigadores en diferentes escenarios.

En el capítulo 5 de esta tesis doctoral, se ha planteado la primera aplicación práctica conocida de un protocolo de negociación automática en espacios de alta complejidad, para el caso real de la asignación de frecuencias en redes inalámbricas. Una de las líneas de investigación futuras más prometedoras derivadas de esta tesis sería profundizar en la adecuación de los protocolos aquí propuestos a otros escenarios reales como, por ejemplo, el encaminamiento anticipatorio de vehículos o la resiliencia de red. Se ha realizado una primera aproximación a estos escenarios en los proyectos STIMULO, CIVTRaff y DANCE, en el primer caso, y en SCOUT, en el segundo caso, pero sería deseable realizar un estudio en profundidad, como el que se ha expuesto en el capítulo 5. Más allá de estos escenarios, también se ha planteado la aplicabilidad de los protocolos de negociación basados en políticas de consenso para el análisis sensorial de alimentos, tal y como se realizan en los paneles de cata. En esta línea, se ha planteado una propuesta de proyecto.



## Bibliografía

- [1] Karen I. Aardal, Stan P. M. van Hoesel, Arie M. C. A. Koster, Carlo Mannino, and Antonio Sassano. Models and solution techniques for frequency assignment problems. *Annals of Operations Research*, 153(1):79–129, 2007.
- [2] M. Abusubaih, J. Gross, S. Wiethoelter, and A. Wolisz. On Access Point Selection in IEEE 802.11 Wireless Local Area Networks. In *Proceedings. 2006 31st IEEE Conference on Local Computer Networks*, pages 879–886, November 2006.
- [3] M. Achanta. *Method and apparatus for least congested channel scan for wireless access points*. Google Patents, April 2006.
- [4] Victor Sanchez Anguix. *Complex Negotiations in Multi-Agent Systems*. 2013.
- [5] E. Au, M. Cheong, C. Ngo, C. Cordeiro, and W. Zhuang. The future of Wi-Fi [Guest Editorial]. *IEEE Communications Magazine*, 52(11):20–21, November 2014.
- [6] Tim Baarslag, Koen Hindriks, Catholijn Jonker, Sarit Kraus, and Raz Lin. The First Automated Negotiating Agents Competition (ANAC 2010). 383:113–135, 2012.
- [7] Sjoerd M. Baas and Huibert Kwakernaak. Rating and ranking of multiple-aspect alternatives using fuzzy sets. *Automatica*, 13(1):47–58, 1977.
- [8] A. Bazzi. On Uncoordinated Multi User Multi RAT Combining. In *2011 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, pages 1–6, September 2011.
- [9] R. E. Bellman and L. A. Zadeh. Decision-Making in a Fuzzy Environment. *Management Science*, 17(4, Application Series):B141–B164, December 1970.
- [10] Paul T. Boggs and Jon W. Tolle. Sequential Quadratic Programming. *Acta Numerica*, 4:1–51, 1995.
- [11] Tomasa Calvo and Radko Mesiar. Weighted Triangular Norms-based Aggregation Operators. *Fuzzy Sets Syst.*, 137(1):3–10, July 2003.
- [12] Sandra Carberry and Lynn Lambert. A Process Model for Recognizing Communicative Acts and Modeling Negotiation Subdialogues. *Comput. Linguist.*, 25(1):1–53, March 1999.
- [13] Christer Carlsson, Robert Fuller, and Svetlana Fuller. OWA Operators for doctoral student selection problem. pages 167–177, 1997.
- [14] Ye Chen, Yun Peng, Tim Finin, Yannis Labrou, Bill Chu, Jian Yao, Rongming Sun, Bob Willhelm, and Scott Cost. A negotiation-based Multi-agent System for Supply

- Chain Management. In *In Proceedings of Agents 99 Workshop on Agent Based Decision-Support for Managing the Internet-Enabled Supply-Chain*, pages 15–20, 1999.
- [15] F. Chiclana, E. Herrera-Viedma, F. Herrera, and S. Alonso. Some induced ordered weighted averaging operators and their use for solving group decision-making problems based on fuzzy preference relations. *European Journal of Operational Research*, 182(1):383–399, 2007.
- [16] Surachai Chieochan, Ekram Hossain, and Jeffrey E. Diamond. Channel assignment schemes for infrastructure-based 802.11 WLANs: A survey. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 12(1):124–136, 2010.
- [17] Samuel P. M. Choi, Jiming Liu, and Sheung-Ping Chan. A genetic agent-based negotiation system. *Computer Networks*, 37(2):195, 2001.
- [18] R. M. Coehoorn and N. R. Jennings. Learning an opponent’s preferences to make effective multi-issue negotiation tradeoffs. pages 59–68, 2004.
- [19] Andrew R. Conn, Katya Scheinberg, and Luis N. Vicente. *Introduction to Derivative-Free Optimization*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA, 2009.
- [20] Purvang Dalal, Mohanchur Sarkar, Kankar Dasgupta, and Nikhil Kothari. Link Layer Correction Techniques and Impact on TCP’s Performance in IEEE 802.11 Wireless Networks. *Communications and Network*, 2014, 2014.
- [21] Philip J. Davis. Leonhard Euler’s Integral: A Historical Profile of the Gamma Function. *The American Mathematical Monthly*, 66(10):849–869, December 1959.
- [22] Randall Davis and Reid G. Smith. Negotiation as a metaphor for distributed problem solving. pages 333–356, 1988.
- [23] Dave de Jonge and Carles Sierra. NB3: A Multilateral Negotiation Algorithm for Large, Non-Linear Agreement Spaces with Limited Time. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 29(5):896–942, 2015.
- [24] Enrique de la Hoz, Miguel Angel Lopez-Carmona, Mark Klein, and Ivan Marsa-Maestre. Alternative Social Welfare Definitions for Multiparty Negotiation Protocols. In Ivan Marsa-Maestre, Miguel A. Lopez-Carmona, Takayuki Ito, Minjie Zhang, Quan Bai, and Katsuhide Fujita, editors, *Novel Insights in Agent-based Complex Automated Negotiation*, pages 23–41. Springer Japan, Tokyo, 2014. DOI: 10.1007/978-4-431-54758-7\_2.
- [25] Enrique de la Hoz, Ivan Marsa-Maestre, Jose Manuel Gimenez-Guzman, David Orden-Martin, and Mark Klein. Multi-agent nonlinear negotiation for Wi-Fi channel assignment. In *Proceedings of the 2017 International Conference on Autonomous Agents & Multiagent Systems*, AAMAS ’17, Richland, SC, 2017. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.
- [26] Didier Dubois and Henri Prade. On the use of aggregation operations in information fusion processes. *Fuzzy Sets and Systems*, 142(1):143–161, 2004.

- [27] Edmund H. Durfee and Victor R. Lesser. Using Partial Global Plans to Coordinate Distributed Problem Solvers. Technical report, University of Massachusetts, 1987.
- [28] James S. Dyer. Multi-Attribute Utility Theory. 78:265–292, 2005.
- [29] H. Ehtamo, R.-P. Hamalainen, P. Heiskanen, J. Teich, M. Verkama, and S. Zionts. Generating Pareto solutions in a two-party setting: constraint proposal methods. *Management Science*, 45(12):1697–1709, 1999.
- [30] Ulle Endriss. Monotonic Concession Protocols for Multilateral Negotiation. In *Proceedings of the Fifth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, AAMAS '06, pages 392–399, Hakodate, Japan, 2006. ACM.
- [31] P. Faratin, C. Sierra, and N.-R. Jennings. Negotiation decision functions for autonomous agents. *Robotics and Autonomous Systems*, 24(3-4):159–182, 1998.
- [32] P. Faratin, C. Sierra, and N. R. Jennings. Using similarity criteria to make issue trade-offs in automated negotiations. *Artificial Intelligence*, 142(2):205, 2002.
- [33] P. Faratin and B. Van-de Walle. Agent preference relations: strict, indifferent and incomparable. 2002.
- [34] S. Fatima, M. Wooldridge, and N.-R. Jennings. Optimal negotiation strategies for agents with incomplete information. In *Intelligent Agent series VIII: Proceedings of the 8th International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages (ATAL-2001)*, volume 2333 of Lecture Notes in Computer Science, pages 53–68. Springer Verlag, Berlin, Germany, 2001.
- [35] Shaheen Fatima, Michael Wooldridge, and Nicholas R. Jennings. An analysis of feasible solutions for multi-issue negotiation involving nonlinear utility functions. In *Proceedings of The 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems - Volume 2*, AAMAS '09, pages 1041–1048, Budapest, Hungary, 2009. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.
- [36] Shaheen S. Fatima, Michael Wooldridge, and Nicholas R. Jennings. Multi-issue negotiation with deadlines. *J.Artif.Int.Res.*, 27(1):381–417, November 2006.
- [37] Shaheen S. Fatima, Michael Wooldridge, and Nicholas R. Jennings. Approximate and online multi-issue negotiation. In *Proceedings of the 6th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, AAMAS '07, pages 156:1–156:8, Honolulu, Hawaii, 2007. ACM.
- [38] Andreas Fink. Supply Chain Coordination by Means of Automated Negotiations Between Autonomous Agents. In Brahim Chaib-draa and Jörg P. Müller, editors, *Multiagent based Supply Chain Management*, pages 351–372. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2006. DOI: 10.1007/978-3-540-33876-5\_13.
- [39] Katsuhide Fujita, Takayuki Ito, and Mark Klein. An approach to scalable multi-issue negotiation: decomposing the contract space. *Computational Intelligence*, pages no–no, 2012.

- [40] Katsuhide Fujita, Takayuki Ito, and Mark Klein. A Secure and Fair Protocol that Addresses Weaknesses of the Nash Bargaining Solution in Nonlinear Negotiation. *Group Decision and Negotiation*, 21(1):29–47, 2012.
- [41] Katsuhide Fujita, Takayuki Ito, and Mark Klein. Efficient issue-grouping approach for multiple interdependent issues negotiation between exaggerator agents. *Decision Support Systems*, 60:10–17, 2014.
- [42] Jim Geier. How to: Define Minimum SNR Values for Signal Coverage.
- [43] Andrea Giovannucci, Jesus Cerquides, Ulle Endriss, and JuanA Rodriguez-Aguilar. A graphical formalism for mixed multi-unit combinatorial auctions. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 20(3):342–368, 2010.
- [44] D. B. Green and A. S. Obaidat. An accurate line of sight propagation performance model for ad-hoc 802.11 wireless LAN (WLAN) devices. In *2002 IEEE International Conference on Communications. Conference Proceedings. ICC 2002 (Cat. No.02CH37333)*, volume 5, pages 3424–3428 vol.5, 2002.
- [45] W3C OWL Working Group. *OWL 2 Web Ontology Language: Document Overview*. W3C Recommendation, October 2009.
- [46] Hiromitsu Hattori, Mark Klein, and Takayuki Ito. Using iterative narrowing to enable multi-party negotiations with multiple interdependent issues. In *AAMAS '07: Proceedings of the 6th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 1–3, Honolulu, Hawaii, 2007. ACM.
- [47] M. He, N. R. Jennings, and H. Leung. On agent-mediated electronic commerce. *IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering*, 15(4):985–1003, 2003.
- [48] Pirja Heiskanen, Harri Ehtamo, and Raimo P. Hamalainen. Constraint proposal method for computing Pareto solutions in multi-party negotiations. *European Journal of Operational Research*, 133(1):44–61, 2001.
- [49] F. Herrera and E. Herrera-Viedma. Linguistic decision analysis: steps for solving decision problems under linguistic information. *Fuzzy Sets and Systems*, 115(1):67–82, 2000.
- [50] F. Herrera, E. Herrera-Viedma, and J. L. verdegay. A model of consensus in group decision making under linguistic assessments. *Fuzzy Sets and Systems*, 78(1):73–87, 1996.
- [51] E. Herrera-Viedma, F. J. Cabrerizo, I. J. Perez, M. J. Cobo, S. Alonso, and F. Herrera. Applying Linguistic OWA Operators in Consensus Models under Unbalanced Linguistic Information. volume 265 of *Recent Developments in the Ordered Weighted Averaging Operators: Theory and Practice*, pages 167–186. Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [52] Koen Hindriks, Catholijn Jonker, and Dmytro Tykhonov. Eliminating issue dependencies in complex negotiation domains. *Multiagent and Grid Systems*, 6(5):477–501, 2010.
- [53] Robert Hooke and T. A. Jeeves. Direct Search Solution of Numerical and Statistical Problems. *J.ACM*, 8(2):212–229, April 1961.

- [54] Leen Hordijk. Integrated assessment models as a basis for air pollution negotiations. *Water, air, and soil pollution*, 85(1):249–260, 1995.
- [55] Jeffrey Horn and David E. Goldberg. Genetic Algorithm Difficulty and the Modality of Fitness Landscapes. In L. Darrell Whitley and Michael D. Vose, editors, *FOGA*, pages 243–269. Morgan Kaufmann, 1994.
- [56] Enrique Hoz, MiguelA Lopez-Carmona, Mark Klein, and Ivan Marsa-Maestre. Consensus Policy Based Multi-agent Negotiation. In David Kinny, JaneYung-jen Hsu, Guido Governatori, and AdityaK Ghose, editors, *Agents in Principle, Agents in Practice*, volume 7047 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 159–173. Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [57] Enrique de la Hoz, Miguel A. Lopez-Carmona, Mark Klein, and Ivan Marsa-Maestre. Consortium Formation Using a Consensus Policy Based Negotiation Framework. volume 435 of *Complex Automated Negotiations: Theories, Models, and Software Competitions*, pages 3–22. Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [58] Enrique de la Hoz, Miguel A. Lopez-Carmona, Mark Klein, and Ivan Marsa-Maestre. Consortium Formation Using a Consensus Policy Based Negotiation Framework. volume 435 of *Complex Automated Negotiations: Theories, Models, and Software Competitions*, pages 3–22. Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [59] Enrique de la Hoz, Miguel Angel Lopez-Carmona, Mark Klein, and Ivan Marsa-Maestre. Hierarchical Clustering and Linguistic Mediation Rules for Multiagent Negotiation. In *Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems - Volume 3, AAMAS '12*, pages 1259–1260, Valencia, Spain, 2012. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.
- [60] Hsi-Mei Hsu and Chen-Tung Chen. Aggregation of fuzzy opinions under group decision making. *Fuzzy Sets and Systems*, 79(3):279–285, 1996.
- [61] L. Hunsberger and B. J. Grosz. A combinatorial auction for collaborative planning. In *MultiAgent Systems, 2000. Proceedings. Fourth International Conference on*, pages 151–158, 2000.
- [62] Leonid Hurwicz. On Informationally Decentralized Systems. In C. B. McGuire and Roy Radner, editors, *Decision and Organization: A volume in Honor of Jacob Marschak*, volume 12 of *Studies in Mathematical and Managerial Economics*, pages 297–336. North-Holland, Amsterdam, 1972.
- [63] Ching-Lai Hwang and Ming-Jeng Lin. Introduction. 281:1–9, 1987.
- [64] Takayuki Ito, Ryo Kanamori, Jun Takahashi, Iván Marsa Maestre, and Enrique de la Hoz. The Comparison of Stigmergy Strategies for Decentralized Traffic Congestion Control: Preliminary Results. In Patricia Anthony, Mitsuru Ishizuka, and Dickson Lukose, editors, *PRICAI 2012: Trends in Artificial Intelligence: 12th Pacific Rim International*

- Conference on Artificial Intelligence, Kuching, Malaysia, September 3-7, 2012. Proceedings*, pages 146–156. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2012. DOI: 10.1007/978-3-642-32695-0\_15.
- [65] Takayuki Ito, Ryo Kanamori, Jun Takahashi, Ivan Marsa-Maestre, and Enrique de la Hoz. Effect of Anticipatory Stigmergy on Decentralized Traffic Congestion Control. In *PRIMA 2012: Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, volume 7455 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 214–227, Kuching, Sarawak, Malaysia, 2012. Springer Berlin Heidelberg.
- [66] Takayuki Ito, Mark Klein, and Hiromitsu Hattori. A multi-issue negotiation protocol among agents with nonlinear utility functions. *Multiagent Grid Syst.*, 4(1):67–83, January 2008.
- [67] Teruaki Ito and Mohd Rizal Salleh. A blackboard-based negotiation for collaborative supply chain system. *Journal of Materials Processing Technology*, 107:398–403, 2000.
- [68] N. R. Jennings, P. Faratin, A. R. Lomuscio, S. Parsons, C. Sierra, and M. Wooldridge. Automated Negotiation: Prospects, Methods and Challenges. *International Journal of Group Decision and Negotiation*, 10(2):199–215, 2001.
- [69] N. R. Jennings, S. Parsons, C. Sierra, and P. Faratin. Automated Negotiation. In *Proc. 5th Int. Conf. on the Practical Application of Intelligent Agents and Multi-Agent Systems (PAAM-2000)*, pages 23–30, Manchester, UK, 2000.
- [70] Terry Jones and Stephanie Forrest. Fitness Distance Correlation As a Measure of Problem Difficulty for Genetic Algorithms. In *Proceedings of the 6th International Conference on Genetic Algorithms*, pages 184–192, San Francisco, CA, USA, 1995. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [71] Janusz Kacprzyk, Mario Fedrizzi, and Hannu Nurmi. Group decision making and consensus under fuzzy preferences and fuzzy majority. *Fuzzy Sets and Systems*, 49(1):21–31, 1992.
- [72] E. L. Kaplan and Paul Meier. Nonparametric Estimation from Incomplete Observations. pages 319–337, 1992.
- [73] R. Keeney and H. Raiffa. *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs*. John Wiley and Sons, 1976.
- [74] C. T. Kelley. Detection and Remediation of Stagnation in the Nelder Mead Algorithm Using a Sufficient Decrease Condition. *SIAM J. on Optimization*, 10(1):43–55, May 1999.
- [75] Gregory E. Kersten and Sunil J. Noronha. Rational agents, contract curves, and inefficient compromises. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A*, 28(3):326–338, 1998.
- [76] GregoryE Kersten and Hsiangchu Lai. Negotiation Support and E-negotiation Systems: An Overview. *Group Decision and Negotiation*, 16(6):553–586, 2007.

- [77] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220:671–680, 1983.
- [78] M. Klein, P. Faratin, H. Sayama, and Y. Bar-Yam. Protocols for negotiating complex contracts. *IEEE Intelligent Systems*, 18(6):32–38, 2003.
- [79] Mark Klein, Peyman Faratin, Hiroki Sayama, and Yaneer Bar-Yam. Negotiating Complex Contracts. *Group Decision and Negotiation*, 12(2):111–125, 2003.
- [80] Tamara G. Kolda, Robert Michael Lewis, and Virginia Torczon. Optimization by direct search: New perspectives on some classical and modern methods. *SIAM Review*, 45:385–482, 2003.
- [81] Gottfried Koppensteiner, Munir Merdan, Wilfried Lepuschitz, Thomas Moser, and Constantin Reinprecht. Multi Agent Systems combined with Semantic Technologies for Automated Negotiation in Virtual Enterprises. Modeling, Control, Programming, Simulations and Applications, pages 221–240. INTECH, 2011.
- [82] Dirk Koschützki, Katharina Anna Lehmann, Leon Peeters, Stefan Richter, Dagmar Tenfelde-Podehl, and Oliver Zlotowski. Centrality Indices. In Ulrik Brandes and Thomas Erlebach, editors, *Network Analysis: Methodological Foundations*, pages 16–61. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2005.
- [83] R. Kowalczyk. Fuzzy e-negotiation agents. *Soft Computing*, 6(5):337–347, 2002.
- [84] S. Kraus, K. Sycara, and A. Evenchick. Reaching agreements through argumentation: A logical model and implementation. *Artificial Intelligence*, 1-2:1–69, 1998.
- [85] S. Kraus and J. Wilkenfeld. A strategic negotiations model with applications to an international crisis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(1):313–323, January 1993.
- [86] Sarit Kraus. Negotiation and cooperation in multi-agent environments. *Artificial Intelligence*, 94(1-2):79–97, 1997.
- [87] Sarit Kraus. *Strategic Negotiation in Multiagent Environments*. Mit Press, 2001.
- [88] Guoming Lai and Katia Sycara. A Generic Framework for Automated Multi-attribute Negotiation. *Group Decision and Negotiation*, 18(2):169–187, 2009.
- [89] Guoming Lai, Katia Sycara, and Cuihong Li. A Decentralized Model for Multi-Attribute Negotiations with Incomplete Information and General Utility Functions. In Takayuki Ito, Hiromitsu Hattori, Minjie Zhang, and Tokuro Matsuo, editors, *Rational, Robust, and Secure Negotiations in Multi-Agent Systems*, pages 39–57. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2008. DOI: 10.1007/978-3-540-76282-9\_3.
- [90] Fabian Lang and Andreas Fink. Learning from the Metaheuristics: Protocols for Automated Negotiations. *Group Decision and Negotiation*, 24(2):299–332, 2015.
- [91] Raymond Y. K. Lau. Towards Genetically Optimised Multi-Agent Multi-Issue Negotiations. In *Proceedings of the Proceedings of the 38th Annual Hawaii International*

- Conference on System Sciences (HICSS'05) - Track 1 - Volume 01*, HICSS '05, page 35.3, Washington, DC, USA, 2005. IEEE Computer Society.
- [92] Raymond Y. K. Lau, Maolin Tang, and On Wong. Towards Genetically Optimised Responsive Negotiation Agents. In IEEE Computer Society, editor, *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology (IAT'04)*, pages 295–301, Beijing, China, September 2004. IEEE Computer Society.
- [93] David B. Leake. *Case-Based Reasoning: Experiences, Lessons and Future Directions*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1st edition, 1996.
- [94] Hsuan-Shih Lee. Optimal consensus of fuzzy opinions under group decision making environment. *Fuzzy Sets and Systems*, 132(3):303–315, 2002.
- [95] Roy Lewicki, Bruce Barry, and David Saunders. *Essentials of Negotiation*. McGraw-Hill, Boston, MA, 2010.
- [96] Minyi Li, Quoc Bao Vo, and Ryszard Kowalczyk. Searching for Fair Joint Gains in Agent-based Negotiation. In Decker, Sichman, Sierra, and Castelfranchi, editors, *Proc. of 8th Int. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2009)*, pages 1049–1056, Budapest, Hungary, May 2009.
- [97] R. Liao, B. Bellalta, M. Oliver, and Z. Niu. MU-MIMO MAC Protocols for Wireless Local Area Networks: A Survey. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 18(1):162–183, 2016.
- [98] AlessioR Lomuscio, Michael Wooldridge, and NicholasR Jennings. A Classification Scheme for Negotiation in Electronic Commerce. *Group Decision and Negotiation*, 12(1):31–56, 2003.
- [99] Fernando Lopes, Michael Wooldridge, and A. Q. Novais. Negotiation among autonomous computational agents: principles, analysis and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 29(1):1–44, 2008.
- [100] Miguel Lopez-Carmona, Ivan Marsa-Maestre, Juan R. Velasco, Hoz, de la, and Bernardo Alarcos. Strategies for offer generation and relaxation in fuzzy constraint-based negotiation models. *Multiagent and Grid Systems*, 6(5):503–525, 2010.
- [101] Miguel A. Lopez-Carmona, Ivan Marsa-Maestre, Guillermo Ibanez, Juan A. Carral, and Juan R. Velasco. Improving trade-offs in automated bilateral negotiations for expressive and inexpressive scenarios. *J.Intell.Fuzzy Syst.*, 21(3):165–174, August 2010.
- [102] Miguel A. Lopez-Carmona, Ivan Marsa-Maestre, Mark Klein, and Takayuki Ito. Addressing Stability Issues in Mediated Complex Contract Negotiations for Constraint-based, Non-monotonic Utility Spaces. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 24(3):485–535, May 2012.
- [103] Miguel A. Lopez-Carmona, Ivan Marsa-Maestre, J. R. Velasco, and Bernardo Alarcos Alcazar. Anegsys: An automated negotiation based recommender system for local

- e-marketplaces. *Latin America Transactions, IEEE (Revista IEEE America Latina)*, 5(6):409–416, 2007.
- [104] Miguel A. Lopez-Carmona and Juan R. Velasco. An expressive approach to fuzzy constraint based agent purchase negotiation. In *Proceedings of the fifth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, AAMAS '06, pages 429–431, Hakodate, Japan, 2006. ACM.
- [105] Francisco Luna, Enrique Alba, Antonio J. Nebro, and Salvador Pedraza. Evolutionary Algorithms for Real-World Instances of the Automatic Frequency Planning Problem in GSM Networks. In Carlos Cotta and Jano van Hemert, editors, *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization: 7th European Conference, EvoCOP 2007, Valencia, Spain, April 11-13, 2007. Proceedings*, pages 108–120. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2007. DOI: 10.1007/978-3-540-71615-0\_10.
- [106] X. Luo, N.-R. Jennings, N. Shadbolt, Ho-Fung-Leung, and J.-H. M Lee. A fuzzy constraint based model for bilateral, multi-issue negotiations in semi-competitive environments. *Artificial Intelligence*, 148(1-2):53–102, 2003.
- [107] Roger Mailler, Victor Lesser, and Bryan Horling. Cooperative negotiation for soft real-time distributed resource allocation. In *AAMAS '03: Proceedings of the second international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 576–583, Melbourne, Australia, 2003. ACM.
- [108] R. L. de Mantaras and E. Plaza. Case-Based Reasoning: an overview. *Acommunications*, 10(1):21–29, 1997.
- [109] M. Marimin, M. Umamo, I. Hatono, and H. Tamura. Hierarchical semi-numeric method for pairwise fuzzy group decision making. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, 32(5):691–700, 2002.
- [110] Ivan Marsa-Maestre, Mark Klein, Enrique Hoz, and Miguel A Lopez-Carmona. Negowiki: A Set of Community Tools for the Consistent Comparison of Negotiation Approaches. 7047:424–435, 2011.
- [111] Ivan Marsa-Maestre, Mark Klein, Catholijn M. Jonker, and Reyhan Aydogan. From problems to protocols: Towards a negotiation handbook. *Decision Support Systems*, (0), 2013.
- [112] Ivan Marsa-Maestre, Miguel A. Lopez-Carmona, Enrique de la Hoz, and Mark Klein. Mediated Heuristic Approaches and Alternative Social Welfare Definitions for Complex Contract Negotiations Involving Highly Uncorrelated Utility Spaces. In *Social Welfare*, pages 177–202. INTECH, 2012.
- [113] Ivan Marsa-Maestre, Miguel A. Lopez-Carmona, Mark Klein, Takayuki Ito, and Katsuhide Fujita. Addressing utility space complexity in negotiations involving highly uncorrelated, constraint-based utility spaces. *Computational Intelligence*, pages no–no, 2012.

- [114] Ivan Marsa-Maestre, Miguel A. Lopez-Carmona, Juan R. Velasco, and Enrique de la Hoz. Avoiding the prisoner's dilemma in auction-based negotiations for highly rugged utility spaces. In *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems: volume 1 - Volume 1*, AAMAS '10, pages 425–432, Toronto, Canada, 2010. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.
- [115] Ivan Marsa-Maestre, Miguel A. Lopez-Carmona, Juan R. Velasco, Takayuki Ito, Mark Klein, and Katsuhide Fujita. Balancing utility and deal probability for auction-based negotiations in highly nonlinear utility spaces. In *Proceedings of the 21st international joint conference on Artificial intelligence*, IJCAI'09, pages 214–219, Pasadena, California, USA, 2009. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [116] I Marsaa-Maestre, E de la Hoz, and M Klein. Negotiation techniques for complex system optimization with self-interested parties: the challenges of ever-increasing scale and complexity. *European Network for Social Intelligence*, 2013.
- [117] F. von Martial. *Coordinating plans of autonomous agents*, volume 610. Springer-Verlag, 1992.
- [118] Andreu Mas-Colell, Michael D. Whinston, and Jerry R. Green. *Microeconomic Theory*. Oxford University Press, New York, USA, 1995.
- [119] Colin McDiarmid. Frequency-distance constraints with large distances. *Discrete Mathematics*, 223(1–3):227 – 251, 2000.
- [120] K. I. M. McKinnon. Convergence of the Nelder Mead Simplex Method to a Nonstationary Point. *SIAM J. on Optimization*, 9(1):148–158, May 1998.
- [121] Arunesh Mishra, Suman Banerjee, and William Arbaugh. Weighted Coloring Based Channel Assignment for WLANs. *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.*, 9(3):19–31, July 2005.
- [122] D. C. Montgomery and G. C. Runger. *Applied Statistics and Probability for Engineers*. John Wiley & Sons, 1996.
- [123] Jorg P. Muller. *The Design of Intelligent Agents: A Layered Approach*. Springer-Verlag New York, Inc, Secaucus, NJ, USA, 1st edition, 1997.
- [124] J. Keith Murnighan. Organizational coalitions: Structural contingencies and the formation process. volume 1 of *Research on Negotiations in Organizations*. JAI Press, Greenwich, CT, 1986.
- [125] L. Narayanan and S. M. Shende. Static Frequency Assignment in Cellular Networks. *Algorithmica*, 29(3):396–409, 2001.
- [126] John F. Nash. The Bargaining Problem. *Econometrica*, 18(2):155–162, 1950.
- [127] J. A. Nelder and R. Mead. A Simplex Method for Function Minimization. *Computer journal*, 7:308–313, 1965.
- [128] Mark Newman. *Networks: An Introduction*. Oxford University Press, Oxford, 2010.

- [129] K.-C. Ng and B. Abramson. Consensus diagnosis: a simulation study. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 22(5):916–928, 1992.
- [130] S. W. K. Ng and T. H. Szymanski. Interference measurements in an 802.11n Wireless Mesh Network testbed. In *Electrical Computer Engineering (CCECE), 2012 25th IEEE Canadian Conference on*, pages 1–6, April 2012.
- [131] O. B. Karimi, J. Liu, and J. Rexford. Optimal Collaborative Access Point Association in Wireless Networks. In *IEEE INFOCOM 2014 - IEEE Conference on Computer Communications*, pages 1141–1149, April 2014.
- [132] C. Papadimitriou. Algorithms, games, and the internet. pages 749–753, New York, NY, USA, 2001. ACM.
- [133] David C. Parkes and Jayant Kalagnanam. Models for Iterative Multiattribute Procurement Auctions. *Manage.Sci.*, 51(3):435–451, March 2005.
- [134] S. Parsons and N.-R. Jennings. Argumentation and multi-agent decision making. 1998.
- [135] Martin Pelikan, Kumara Sastry, and David E. Goldberg. Multiobjective Estimation of Distribution Algorithms. In Martin Pelikan, Kumara Sastry, and Erick Cantˆo Paz, editors, *Scalable Optimization via Probabilistic Modeling*, pages 223–248. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2006.
- [136] Ruben E. Perez, Peter W. Jansen, and Joaquim R. R. A. Martins. pyOpt: a Python-based object-oriented framework for nonlinear constrained optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 45(1):101–118, 2012.
- [137] Dean Pruitt, Jeffrey Z. Rubin, and Sung H. Kim. *Social Conflict: Escalation, Stalemate, and Settlement*. McGraw-Hill Humanities/Social Sciences/Languages, 3rd edition, July 2003.
- [138] I. Rahwan, S. Ramchurn, N. R. Jennings, P. McBurney, S. Parsons, and L. Sonenberg. Argumentation-based negotiation. *The Knowledge Engineering Review*, 18(4):343–375, December 2003.
- [139] Howard Raiffa. *Lectures on negotiation analysis*. PON Books, 1996.
- [140] Soraya Rana, Robert B. Heckendorn, and Darrell Whitley. A Tractable Walsh Analysis of SAT and Its Implications for Genetic Algorithms. In *Proceedings of the Fifteenth National/Tenth Conference on Artificial Intelligence/Innovative Applications of Artificial Intelligence, AAAI '98/IAAI '98*, pages 392–397, Madison, Wisconsin, USA, 1998. American Association for Artificial Intelligence.
- [141] Fenghui Ren, Minjie Zhang, and Kwang Mong Sim. Adaptive conceding strategies for automated trading agents in dynamic, open markets. *Wireless in the Healthcare*, 46(3):704–716, February 2009.
- [142] Valentin Robu. Modeling Preferences, Strategic Reasoning and Collaboration in Agent-Mediated Electronic Markets. July 2009.

- [143] Valentin Robu and Han La Poutre. Learning the Structure of Utility Graphs Used in Multi-issue Negotiation through Collaborative Filtering. In Dickson Lukose and Zhongzhi Shi, editors, *Multi-Agent Systems for Society: 8th Pacific Rim International Workshop on Multi-Agents, PRIMA 2005, Kuala Lumpur, Malaysia, September 26-28, 2005, Revised Selected Papers*, pages 192–206. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2009. DOI: 10.1007/978-3-642-03339-1\_16.
- [144] Valentin Robu, D. J. A. Somefun, and La Poutre J. A. Modeling complex multi-issue negotiations using utility graphs. In *Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems, AAMAS '05*, pages 280–287, The Netherlands, 2005. ACM.
- [145] J. S. Rosenschein and G. Zlotkin. *Rules of Encounter*. MIT Press, Cambridge MA, USA, 1994.
- [146] A. Rubinstein. A bargaining model under incomplete information. *Econometrica*, 53:1151–1172, 1985.
- [147] Yuko Sakurai, Makoto Yokoo, and Koji Kamei. An Efficient Approximate Algorithm for Winner Determination in Combinatorial Auctions. In *Proceedings of the 2Nd ACM Conference on Electronic Commerce, EC '00*, pages 30–37, Minneapolis, Minnesota, USA, 2000. ACM.
- [148] V. Sanchez-Anguix, V. Julian, V. Botti, and A. Garcia-Fornes. Reaching Unanimous Agreements Within Agent-Based Negotiation Teams With Linear and Monotonic Utility Functions. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, 42(3):778–792, 2012.
- [149] T.-W. Sandholm. Algorithm for optimal winner determination in combinatorial auctions. *Artificial Intelligence*, 135(1-2):1–54, 2002.
- [150] Tuomas W. Sandholm. Contract types for satisficing task allocation: I theoretical results. In *AAAI Spring Symposium Series: Satisficing Models*, pages 68–75, March 1998.
- [151] Onn Shehory and Sarit Kraus. Methods for task allocation via agent coalition formation. *Artificial Intelligence*, 101(1):165–200, May 1998.
- [152] C. Sierra, P. Faratin, and N.-R. Jennings. A service-oriented negotiation model between autonomous agents. In *Proceedings of the 8th European Workshop on Modeling Autonomous Agents in a Multi-Agent World (MAAMAW-1997)*, pages 17–35, Ronneby, Sweden, 1997.
- [153] C. Sierra, N.-R. Jennings, P. Noriega, and S. Parsons. A Framework for Argumentation-Based Negotiation. In M. Singh, A. Rao, and M.-J. Wooldridge, editors, *Proc. of the Fourth Int. Workshop on Agent Theories, Architectures and Languages*, volume 1365 of *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, pages 177–192. Springer Verlag, Berlin, Germany, 1998.

- [154] Carles Sierra, Vicent Botti, and Sascha Ossowski. Agreement Computing. *KI - Kunstliche Intelligenz*, 25(1):57–61, 2011.
- [155] W. Spendley, G. R. Hext, and F. R. Himsworth. Sequential Application of Simplex Designs in Optimisation and Evolutionary Operation. *Technometrics*, 4(4):441–461, November 1962.
- [156] Lawrence Susskind. *The Consensus Building Handbook: A Comprehensive Guide to Reaching Agreement*. Thousand Oaks, California, March 2017. DOI: 10.4135/9781452231389.
- [157] Katia P. Sycara. Distributed Artificial Intelligence (Vol. 2). pages 119–137. Morgan Kaufmann Publishers Inc, San Francisco, CA, USA, 1989.
- [158] Katia P. Sycara. Negotiation planning: An AI approach. *European Journal of Operational Research*, 46(2):216–234, 1990.
- [159] Hiroyuki Tamura and Yutaka Nakamura. Decompositions of Multiattribute Utility Functions Based on Convex Dependence. *Operations research*, 31(3):488–506, 1983.
- [160] Jeffrey E. Teich, Hannele Wallenius, Jyrki Wallenius, and Alexander Zaitsev. A multi-attribute e-auction mechanism for procurement: Theoretical foundations. *European Journal of Operational Research*, 175(1):90–100, 2006.
- [161] Virginia Torczon. On the Convergence of Pattern Search Algorithms. *SIAM J. on Optimization*, 7(1):1–25, January 1997.
- [162] E. Z. Tragos, S. Zeadally, A. G. Fragkiadakis, and V. A. Siris. Spectrum Assignment in Cognitive Radio Networks: A Comprehensive Survey. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 15(3):1108–1135, 2013.
- [163] P. Tseng. Fortified-Descent Simplicial Search Method: A General Approach. *SIAM Journal on Optimization*, 10(1):269–288, 2013.
- [164] Zsolt Tuza. Graph Coloring. In *Handbook of Graph Theory, Second Edition*, Discrete Mathematics and Its Applications, pages 408–438. Chapman and Hall/CRC, November 2013. DOI: 10.1201/b16132-29 DOI: 10.1201/b16132-29.
- [165] David Vasko, Francisco Maturana, Angela Bowles, and Stephen Vandenberg. Autonomous Cooperative Factory Control. *Design and Applications of Intelligent Agents*, pages 156–169, 2000.
- [166] M. Ventresca and B. Ombuki-Berman. Epistasis in Multi-Objective Evolutionary Recurrent Neuro-Controllers. In *Artificial Life, 2007. ALIFE '07. IEEE Symposium on*, pages 77–84, 2007.
- [167] Quoc Bao Vo, Lin Padgham, and Lawrence Cavedon. Negotiating flexible agreements by combining distributive and integrative negotiation. *Intelligent Decision Technologies*, 1(1-2):33–47, 2007.
- [168] A. Volgenant. Solving some lexicographic multi-objective combinatorial problems. *European Journal of Operational Research*, 139(3):578–584, 2002.

- [169] Thomas Wagner, Jonathan Shapiro, Ping Xuan, and Victor Lesser. Multi-Level Conflict in Multi-Agent Systems. *Proceedings of the AAAI-99 Workshop on Negotiation in MAS*, pages 50–55, April 1999.
- [170] Fei-Yue Wang. Agent-based control for networked traffic management systems. *Intelligent Systems, IEEE*, 20(5):92–96, October 2005.
- [171] Reay-Chen Wang and Shian-Jong Chuu. Group decision-making using a fuzzy linguistic approach for evaluating the flexibility in a manufacturing system. *European Journal of Operational Research*, 154(3):563–572, 2004.
- [172] Joe H. Ward. Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. *Journal of the American Statistical Association*, 58(301):236–244, 1963.
- [173] E. Weinberger. Correlated and uncorrelated fitness landscapes and how to tell the difference. *Biological cybernetics*, 63(5):325–336, January 1990.
- [174] Steven Wollkind, John Valasek, and Thomas R. Iorger. Automated conflict resolution for air traffic management using cooperative multiagent negotiation. 2004.
- [175] P.-R. Wurman. Dynamic Pricing in the Virtual Marketplace. *IEEE Internet Computing*, 5:36–42, April 2001.
- [176] Peter R. Wurman, Michael P. Wellman, and William E. Walsh. A Parametrization of the Auction Design Space. *Games and Economic Behavior*, 35(1):304–338, 2001.
- [177] Mu Xia, Jan Stallaert, and Andrew B. Whinston. Solving the combinatorial double auction problem. *European Journal of Operational Research*, 164(1):239–251, 2005.
- [178] Xiaolong Xue, Jinfeng Lu, Yaowu Wang, and Qiping Shen. Towards an Agent-Based Negotiation Platform for Cooperative Decision-Making in Construction Supply Chain. In *KES-AMSTA '07: Proceedings of the 1st KES International Symposium on Agent and Multi-Agent Systems*, pages 416–425, Wroclaw, Poland, 2007. Springer-Verlag.
- [179] R. R. Yager. Quantifier guided aggregation using OWA operators. *International Journal of Intelligent Systems*, 11:49, 1996.
- [180] R. R. Yager and D. Filev. Operations for granular computing: mixing words and numbers. In *Fuzzy Systems Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on*, volume 1, pages 123–128 vol.1, 1998.
- [181] R. R. Yager and J. Kacprzyk. *The Ordered Weighted Averaging Operators: Theory and Applications*. Kluwer, norwell, ma edition, 1997.
- [182] Ronald R. Yager. On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. *IEEE Trans.Syst.Man Cybern.*, 18(1):183–190, January 1988.
- [183] Gao Yang, Jiang Zi-bin, and Cheng Peng-fei. Automated Task Negotiation in Multi-agent Based Virtual Enterprise. In *Management Science and Engineering, 2006. ICMSE '06. 2006 International Conference on*, pages 56–61, 2006.
- [184] M. Yokoo. *Distributed Constraint Satisfaction*. Springer Verlag, 2001.

- [185] L. A. Zadeh. A computational approach to fuzzy quantifiers in natural languages. *Computing and Mathematics with Applications*, 9:149, 1983.
- [186] L. A. Zadeh. The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 11(1-3):197–198, 1983.
- [187] Dajun Zeng and Katia Sycara. Bayesian learning in negotiation. *International Journal of Human-Computer Studies*, 48(1):125, 1998.
- [188] Ronghuo Zheng, N. Chakraborty, Tinglong Dai, K. Sycara, and M. Lewis. Automated Bilateral Multiple-issue Negotiation with No Information About Opponent. In *System Sciences (HICSS), 2013 46th Hawaii International Conference on*, pages 520–527, 2013.
- [189] Hans Jurgen Zimmermann. *Fuzzy Sets, Decision Making and Expert Systems*. Kluwer, B.V, Deventer, The Netherlands, The Netherlands, 1986.
- [190] G. Zlotkin and J. S. Rosenschein. Cooperation and conflict resolution via negotiation among autonomous agents in noncooperative domains. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 21(6):1317–1324, November 1991.
- [191] Zong Woo Geem, Joong Hoon Kim, and G.V. Loganathan. A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search. *SIMULATION*, 76(2):60–68, February 2001.