



Universidad  
de Alcalá

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

Departamento de Automática

CONTRIBUCIÓN A LA NEGOCIACIÓN  
AUTOMÁTICA EN ESPACIOS DE UTILIDAD  
COMPLEJOS

TESIS DOCTORAL

**Iván Marsá Maestre**  
Ingeniero de Telecomunicación

Alcalá de Henares, 2009





Universidad  
de Alcalá

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

Departamento de Automática

TESIS DOCTORAL

CONTRIBUCIÓN A LA NEGOCIACIÓN  
AUTOMÁTICA EN ESPACIOS DE UTILIDAD  
COMPLEJOS

Autor:

Iván Marsá Maestre  
Ingeniero de Telecomunicación

Directores:

Miguel Ángel López Carmona  
Dr. Ingeniero de Telecomunicación

Juan Ramón Velasco Pérez  
Dr. Ingeniero de Telecomunicación

Alcalá de Henares, 2009



*A mis compañeros de viaje por el sendero de la vida. Sois demasiados para nombraros a todos, y demasiado importantes para omitir a ninguno. Si os trato como merecéis, sabéis quiénes sois.*

*To all those community people who strive for knowledge, and who helped to develop in me the sense of curiosity in which any research is founded.*



# Resumen

Podemos entender 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. Así definida, la negociación está presente en numerosos aspectos de la vida cotidiana, desde las relaciones personales a la economía o la política internacional. Algunos escenarios de negociación pueden ser total o parcialmente automatizados, beneficiándose así de las ventajas en cuanto a eficiencia del empleo de técnicas de inteligencia artificial. Entre los problemas que ya se han abordado con éxito en la literatura haciendo uso de negociación automática entre agentes podemos destacar diferentes escenarios de negociación en comercio electrónico y problemas de reparto de recursos o tareas, como por ejemplo cadenas de producción o reparto de carga computacional en procesos informáticos. La automatización de los procesos de negociación permite no sólo replicar la toma de decisiones humana en escenarios de negociación tradicionales, sino también abordar problemas en los que la negociación con humanos no es viable, ya sea por la complejidad del escenario o por las limitaciones temporales del proceso de negociación.

Dentro de este ámbito, existe un interés creciente por el estudio de escenarios de negociación complejos, como pueden ser las negociaciones de contratos jurídicos o los acuerdos de requisitos entre proveedores y clientes. En este tipo de escenarios, son frecuentes las negociaciones de múltiples atributos interdependientes. La complejidad inherente a este tipo de problemas de negociación sugiere la automatización total o parcial del proceso, especialmente cuando existen restricciones temporales severas sobre la duración de la negociación. Sin embargo, la dependencia entre atributos genera espacios de utilidad no lineales, haciendo que los mecanismos clásicos de negociación automática no sean aplicables. Incluso mecanismos específicamente diseñados para escenarios no lineales pueden fallar si la complejidad del espacio de utilidades aumenta considerablemente. Existe, por tanto, la necesidad de diseñar mecanismos que permitan negociar de forma efectiva y eficaz en escenarios que impliquen espacios de utilidad de elevada complejidad.

Esta tesis aborda el problema de la negociación automática multilateral en espacios de utilidad complejos, tratando de dar respuesta a esta necesidad. Para ello se propone un modelo de negociación especialmente diseñado para este tipo de escenarios. El modelo comprende la representación de las preferencias de los agentes, la especificación del protocolo de interacción

que gobierna la negociación, y el diseño de estrategias heurísticas para la toma de decisiones de los agentes. Para las preferencias de los agentes, se opta por funciones de utilidad basadas en restricciones ponderadas, y se presenta un generador de preferencias que permite diseñar, a partir de un conjunto de parámetros, escenarios de complejidad ajustable, tanto en lo referente a la complejidad de los espacios de preferencias individuales de los agentes como en lo referente a la correlación mutua de las funciones de utilidad de los diferentes agentes. Para el proceso de negociación, este trabajo parte de la hipótesis de que, en escenarios en los que los espacios de utilidad de los agentes son complejos, la dificultad de la consecución de acuerdos mutuamente aceptables puede paliarse buscando un equilibrio adecuado entre los objetivos individuales de maximización de la utilidad de cada agente, y el objetivo social de la consecución del acuerdo. Teniendo esto en cuenta, se propone un protocolo de interacción expresivo e iterativo basado en subastas, que permite a los agentes refinar sus propuestas en cada iteración sirviéndose de la capacidad expresiva que proporcionan las técnicas de argumentación. Finalmente, se diseña un conjunto de estrategias para la toma de decisiones de los agentes, orientadas a equilibrar el beneficio obtenido y la probabilidad de acuerdo en función de la actitud hacia el riesgo de cada agente.

Una vez formulada la propuesta, se ha realizado una exhaustiva evaluación experimental orientada a determinar la contribución a la negociación de los mecanismos propuestos en términos de efectividad y eficiencia. Los experimentos realizados han confirmado nuestra hipótesis de trabajo y la adecuación de nuestra propuesta basada en el equilibrio entre utilidad y probabilidad de acuerdo y la capacidad expresiva de los agentes, y nos han permitido extraer importantes conclusiones en el ámbito de investigación de los sistemas de negociación automática multilateral multiatributo para espacios de utilidad complejos.

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



# Abstract

We can see negotiation as an interaction between two or more parties who intend to reach an agreement about a range of issues which requires to solve a conflict of interests between them. As such, negotiation is present in vastly different aspects of our everyday lives, from personal relationships to economy or international politics. Some negotiation scenarios can be fully or partially automated, thus taking advantage of the efficiency of artificial intelligence techniques. Among the problems which have been successfully addressed in the literature using negotiation, we can cite different negotiation scenarios in e-commerce, and resource or task allocation problems, such as manufacturing chains or load balancing in computing processes. Automatization of negotiation processes allows not only to emulate human negotiation in traditional scenarios, but also to address problems where human negotiation is not feasible, due to the complexity of the scenario, or due to the time constraints over the negotiation process.

In this context, there is an increasing research interest in complex negotiation scenarios, such as legal contract negotiations or service level agreements between customers and providers. In these scenarios, negotiations often involve multiple, interdependent issues. The complexity of these problems suggest the partial or full automatization of the process, specially when there are hard negotiation deadlines. However, issue interdependency results in nonlinear utility spaces, making classic negotiation mechanisms not applicable. Even mechanisms specifically designed for nonlinear scenarios may fail when the complexity of the utility spaces increases. Therefore, alternative mechanisms are needed which allow to negotiate in an effective and efficient manner in scenarios involving highly complex utility spaces.

This PhD thesis addresses the problem of multilateral automated negotiation for complex utility spaces, in an attempt to fulfil this need. To this end, a negotiation model is proposed, which is specifically designed for these scenarios. The model comprises the representation of the agents' preferences, the specification of the interaction protocol which governs the negotiation, and the design of heuristic strategies for agent decision making. For agent preferences, constraint based utility functions are chosen, and we present a preference generator which allows to define, giving a set of generation parameters, scenarios of adjusted complexity, both regarding the complexity of the individual agent utility spaces and the correlation between different agents' utility functions. For the negotiation process, our hypothesis is that, in

scenarios involving complex utility spaces, we can improve the process of finding mutually acceptable agreements by balancing the utility-maximizing goals of each individual agent and the social goal of reaching an agreement. Taking this into account, we propose an expressive, iterative, auction-based negotiation protocol, which allows agents to refine their bids at each iteration, making use of the expressive capabilities provided by argumentation techniques. Finally, a set of strategies for agent decision making is proposed. These strategies are intended to balance expected utility and deal probability considering the risk attitudes of the different agents.

Once the proposal has been made, an exhaustive experimental evaluation is performed to assess the contribution of the proposed mechanisms in terms of effectiveness and efficiency. Experiments have confirmed our hypothesis and the suitability of our proposal based on the balance between utility and deal probability and the expressive capabilities of the agents, allowing us to draw important conclusions on the field of multilateral, multi-issue automated negotiation for complex utility spaces.

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

# Agradecimientos

*Cuando bebas agua, recuerda la fuente.*

PROVERBIO CHINO

Resulta difícil dar crédito en tan sólo una página a todos aquellos que han sido responsables, en mayor o menor medida, de los resultados de este trabajo. En última instancia, una tesis doctoral no es sino un grano de arena más en una montaña de investigación construida por muchos otros, y no todos tienen cabida en la sección de referencias del libro, pero no sería justo no expresarles mi gratitud por poner bajo mis pies los cimientos del conocimiento sobre los que este trabajo se apoya. A todos, anónimos y referenciados, gracias.

En un ámbito más cercano a los esfuerzos del día a día en la realización de este trabajo, quiero dar las gracias a mis directores de tesis, Miguel Ángel López Carmona y Juan Ramón Velasco Pérez, quienes, de formas muy diferentes e igualmente necesarias, han sabido darme la orientación y motivación indispensables para llevar a buen término esta empresa que comenzó hace seis años, cuando la negociación automática apareció por primera vez en escena en mi trabajo de fin de carrera. Probablemente no hay forma de devolverles el gesto, pero si alguna vez me enfrento a la tarea de guiar a alguien por este mismo camino, intentaré en la medida de lo posible transmitir todo lo que he aprendido de ellos en este proceso.

Quiero dar las gracias también a mis compañeros del grupo de Ingeniería de Servicios Telemáticos y del Área de Ingeniería Telemática, por el apoyo prestado, por todo lo aprendido y por los agradables momentos profesionales y personales vividos, que confío en que sean mutuos y continúen durante mucho tiempo. Trabajar en algo que te gusta es una suerte. Trabajar con gente que te hace crecer como persona es un privilegio.

En un plano más personal, quería dar las gracias a mi *familia*. La cursiva no es casual, porque me refiero aquí a la familia en un sentido amplio, a esa familia que vas encontrando en tu camino según avanza la vida, a esas personas que acaban ocupando lugares especiales en tu vida sin que apenas te des cuenta. Sin todos esos hermanos, pequeños y grandes, que la vida me ha regalado, yo no sería la misma persona, y esta tesis probablemente no existiría. Y dentro de esta familia me gustaría brindar un agradecimiento especial a mi madre, que como ya sabemos no hay más que una. Si la realización de una tesis requiere constancia y espíritu

de sacrificio, y si hay en mí algo de esas cualidades, no me cabe ninguna duda de quién me las ha transmitido.

Mis últimas palabras de agradecimiento son para Cris, por ser una de las razones que me hizo inclinar la balanza a favor de trabajar en la universidad hace cinco años, por su constante apoyo y crítica durante todo este tiempo, y porque al final, aunque suene tópico, es quien hace que todo lo demás merezca la pena.

# Índice general

<b>Resumen</b>	<b>III</b>
<b>Abstract</b>	<b>V</b>
<b>Agradecimientos</b>	<b>VII</b>
<b>Índice de figuras</b>	<b>XIII</b>
<b>Índice de tablas</b>	<b>XV</b>
<b>Capítulo 1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Antecedentes . . . . .	1
1.2. Planteamiento del problema . . . . .	8
1.3. Objetivos y ámbito de las contribuciones . . . . .	10
1.3.1. Mecanismos de Negociación para Espacios de Utilidad Complejos . . . . .	10
1.3.2. Estrategias para Negociación Integrativa . . . . .	11
1.3.3. Modelado de Preferencias en Escenarios de Negociación . . . . .	12
1.4. Esquema de la tesis . . . . .	13
<b>Capítulo 2. Negociación automática en espacios de utilidad complejos</b>	<b>15</b>
2.1. El problema de la negociación automática . . . . .	15
2.2. El dominio de negociación . . . . .	21
2.2.1. Dominios orientados a tareas . . . . .	21
2.2.2. Dominios orientados a estados . . . . .	22
2.2.3. Dominios orientados a valor . . . . .	23
2.2.4. Dominios de negociación multiatributo . . . . .	25
2.3. Modelado de preferencias de agentes . . . . .	26
2.3.1. Representaciones basadas en lenguajes de lógica . . . . .	27
2.3.2. Representaciones basadas en lenguajes de subasta . . . . .	29
2.3.3. Representaciones mediante funciones de utilidad . . . . .	30
2.3.4. Representaciones basadas en grafos . . . . .	32
2.3.5. Representaciones basadas en restricciones . . . . .	33
2.4. Protocolos de interacción . . . . .	36
2.4.1. Protocolos de un solo disparo . . . . .	37
2.4.2. Protocolos iterativos . . . . .	37

2.4.3.	Protocolos basados en subastas . . . . .	39
2.5.	Mecanismos de decisión . . . . .	41
2.5.1.	Estabilidad y elección de estrategias . . . . .	42
2.5.2.	Bienestar social y búsqueda de soluciones . . . . .	45
2.5.3.	Incentivo-compatibilidad y revelación estratégica de información . . . . .	48
2.6.	Espacios de utilidad complejos . . . . .	51
2.6.1.	Complejidad de un espacio de utilidad . . . . .	51
2.6.2.	Principales aproximaciones a la negociación en espacios de utilidad complejos . . . . .	54
2.7.	Resumen y consideraciones finales . . . . .	61
<b>Capítulo 3. Modelo de negociación para espacios de utilidad complejos</b>		<b>63</b>
3.1.	Introducción . . . . .	63
3.2.	Modelo de preferencias de los agentes . . . . .	65
3.2.1.	Estructura de preferencias basada en restricciones ponderadas . . . . .	65
3.2.2.	Sistema generador de espacios de utilidad complejos . . . . .	67
3.3.	Protocolo de interacción expresivo e iterativo . . . . .	71
3.3.1.	Locuciones del modelo de diálogo . . . . .	74
3.3.2.	Especificación de los mecanismos de decisión . . . . .	77
3.3.3.	Semántica operacional . . . . .	80
3.3.4.	Evaluación funcional del protocolo . . . . .	84
3.4.	Mecanismos de decisión heurísticos . . . . .	87
3.4.1.	Mecanismo de generación de ofertas . . . . .	88
3.4.2.	Mecanismo de identificación de acuerdos . . . . .	104
3.4.3.	Mecanismos de realimentación para entornos complejos . . . . .	118
3.5.	Resumen y consideraciones finales . . . . .	120
<b>Capítulo 4. Evaluación experimental del modelo</b>		<b>123</b>
4.1.	Introducción . . . . .	123
4.2.	Consideraciones comunes a los experimentos . . . . .	125
4.3.	Contribución individual de los mecanismos propuestos . . . . .	128
4.3.1.	Contribución de los mecanismos de generación de ofertas . . . . .	128
4.3.2.	Contribución de los mecanismos de identificación de acuerdos . . . . .	134
4.4.	Contribución conjunta de los mecanismos propuestos . . . . .	138
4.5.	Efecto de las variaciones en la complejidad de los espacios de preferencias . . . . .	142
4.6.	Análisis estratégico del modelo . . . . .	144
4.6.1.	Análisis de equilibrio individual . . . . .	145
4.6.2.	Análisis de equilibrio social . . . . .	146
4.6.3.	Análisis de estabilidad . . . . .	147
4.6.4.	Análisis de incentivo-compatibilidad . . . . .	156
4.7.	Resumen y consideraciones finales . . . . .	158







# Índice de figuras

2.1. Ejemplo de un espacio de utilidad no lineal modelado empleando la función de campana bidimensional. . . . .	31
2.2. Ejemplo de un espacio de utilidad no lineal modelado empleando restricciones ponderadas. . . . .	35
3.1. Ejemplo de espacio de utilidad para un agente, con dos atributos y tres restricciones.	66
3.2. Generación de espacios de utilidad de diferente distancia de correlación. . . . .	72
3.3. Intercambio de locuciones en la fase de apertura del diálogo. . . . .	75
3.4. Intercambio de locuciones en la fase de negociación. . . . .	76
3.5. Intercambio de locuciones en las fases de confirmación y cierre del diálogo. . . .	76
3.6. Diagrama de reglas de transición. . . . .	83
3.7. Mecanismo de referencia para la generación de ofertas. . . . .	89
3.8. Grafo ponderado no dirigido para el ejemplo de la Figura 3.1. . . . .	96
3.9. Función de distribución acumulada para la distribución uniforme. . . . .	109
3.10. Función de distribución acumulada para la distribución binomial negativa. . . .	110
3.11. Función de distribución acumulada para la distribución geométrica. . . . .	110
3.12. Función de distribución acumulada para la distribución normal. . . . .	111
4.1. Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas genéricos con el mediador de referencia para 4 agentes. . . . .	130
4.2. Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos con el mediador de referencia para 4 agentes. . . . .	131
4.3. Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos con el mediador de referencia para 6 agentes. . . . .	132
4.4. Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos con el mediador de referencia para 8 agentes. . . . .	133
4.5. Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos con el mediador de referencia para 10 agentes. . . . .	134

4.6. Optimalidad de los mecanismos de identificación de acuerdos ante ofertas generadas mediante muestreo aleatorio, para distinto número de agentes y 10 atributos. . . . .	137
4.7. Optimalidad de los mecanismos de identificación de acuerdos ante ofertas generadas mediante MWIS-Q, para distinto número de agentes y 10 atributos. . . . .	138
4.8. Contribución conjunta de los mecanismos propuestos. . . . .	141
4.9. Optimalidad obtenida en escenarios de diferente complejidad, para 6 agentes y 6 atributos. . . . .	143
4.10. Análisis de equilibrio individual. . . . .	146
4.11. Análisis de estabilidad del modelo empleando SA-Q para escenarios de diferente complejidad. . . . .	149
4.12. Análisis de estabilidad del modelo empleando MWIS-Q para escenarios de diferente complejidad. . . . .	150
4.13. Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando SA-Q para los escenarios más críticos. . . . .	151
4.14. Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando MWIS-Q para los escenarios más críticos. . . . .	151
4.15. Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando SA-Q, calculando de nuevo el factor de calidad de las ofertas en el mediador ( $\alpha_m = 0,5$ ). . . . .	152
4.16. Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando MWIS-Q, calculando de nuevo el factor de calidad de las ofertas en el mediador ( $\alpha_m = 0,5$ ). . . . .	153
4.17. Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando SA-Q, calculando de nuevo el factor de calidad de las ofertas en el mediador ( $\alpha_m = 0$ ). . . . .	154
4.18. Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando MWIS-Q, calculando de nuevo el factor de calidad de las ofertas en el mediador ( $\alpha_m = 0$ ). . . . .	155

# Índice de tablas

2.1. El Dilema del Prisionero. . . . .	44
4.1. Tiempos de ejecución (en segundos) para los diferentes mecanismos de generación de ofertas. . . . .	134
4.2. Tiempos de ejecución (en segundos) para los diferentes mecanismos de identificación de acuerdos. . . . .	139
4.3. Optimalidad obtenida en sucesivas iteraciones del protocolo expresivo. . . . .	141
4.4. Optimalidad obtenida limitando del número de ofertas enviadas por cada agente. . . . .	142
4.5. Escalabilidad con el número de agentes y de atributos. . . . .	144
4.6. Análisis de estrategia social para SA-Q. . . . .	146
4.7. Análisis de estrategia social para MWIS-Q. . . . .	147
4.8. Efecto en la optimalidad de las diferentes métricas para SA-Q con $\alpha_m = 0,5$ . . . . .	156
4.9. Efecto en la optimalidad de las diferentes métricas para MWIS-Q con $\alpha_m = 0,5$ . . . . .	156
4.10. Efecto en la optimalidad de las diferentes métricas para SA-Q con $\alpha_m = 0$ . . . . .	156
4.11. Efecto en la optimalidad de las diferentes métricas para MWIS-Q con $\alpha_m = 0$ . . . . .	156
4.12. Análisis de incentivo-compatibilidad para SA-Q. . . . .	158
4.13. Análisis de incentivo-compatibilidad para MWIS-Q. . . . .	158



# Capítulo 1

## Introducción

*Ningún viento es favorable para el que  
no sabe a qué puerto va.*

LUCIO ANNEO SÉNECA

En este primer capítulo se plantea el objeto de la investigación. En primer lugar, se introducen los antecedentes de la investigación, para después presentar el problema y enunciar los objetivos de la tesis. Finalmente, se describe el ámbito de las contribuciones, concluyendo con un esquema de la organización de la tesis.

### 1.1. Antecedentes

Uno de los objetivos fundamentales de la investigación científico-tecnológica en diversos campos es contribuir a la mejora de procesos humanos cotidianos. De un modo más concreto, la inteligencia artificial busca automatizar en mayor o menor medida procesos racionales. El concepto de *racional*, en este caso, suele aludir principalmente a la capacidad de tomar decisiones que lleven a la maximización de una cierta medida de utilidad o a la consecución de uno o más objetivos. La entidad artificial a la que se dota de esta capacidad racional suele denominarse *agente*. En particular, cuando estos agentes se implementan mediante programas, hablamos de *agentes software*. Desde el punto de vista de las implicaciones tecnológicas y de diseño, podríamos definir un agente software como un programa autocontenido capaz de controlar su propia toma de decisiones y de actuar, basándose en la percepción de su entorno, hacia la consecución de uno o más objetivos [Jennings y Wooldridge, 1996]. Atendiendo más a la perspectiva funcional del usuario, un agente software puede verse como una entidad software en la que se pueden delegar tareas [Janca, 1995]. Esta última definición, aunque más simple, ilustra con claridad el propósito último de los agentes software: la automatización de determinadas tareas comúnmente llevadas a cabo por los usuarios.

Una de estas tareas cotidianas para la que la utilización de inteligencia artificial puede suponer una ayuda substancial es la negociación, por sus evidentes aplicaciones en campos como el comercio electrónico [Lopez-Carmona y Velasco, 2006b] o la gestión de recursos [Mailler *et al.*, 2003]. De hecho, existe una gran variedad de estudios acerca de la automatización de los procesos de negociación, que abordan el tema desde muy diferentes enfoques y

áreas de conocimiento, como la teoría de juegos [Rosenschein y Zlotkin, 1994], la inteligencia artificial distribuida [Faratin *et al.*, 1998] y la economía [Raiffa, 1982].

De un modo general, podemos ver la negociación como el empleo del diálogo para la resolución de conflictos. Si buscamos un mayor rigor, podemos encontrar diferentes definiciones de negociación en la literatura, en función del área de conocimiento en el que se originen. Podemos tomar, por ejemplo, la definición dada por Walton al tratar el tema desde la perspectiva de la argumentación [Walton y Krabbe, 1995]:

*Negociación es una forma de interacción en la que un grupo de agentes, con intereses en conflicto y un deseo de cooperar, intentan llegar a un acuerdo mutuamente aceptable en la división de un recurso o recursos escasos.*

De la definición citada pueden extraerse dos aspectos fundamentales del concepto de negociación. En primer lugar, la negociación se concibe como un proceso de interacción entre dos o más agentes. En segundo lugar, para que una negociación sea viable, es necesario un adecuado equilibrio entre el conflicto de intereses entre los agentes (*bienestar individual*) y el interés común de los mismos por alcanzar un acuerdo (*bienestar social*). No obstante, la definición citada es muy genérica, y los diferentes escenarios de negociación que podamos encontrarlos tendrán consideraciones específicas que condicionarán en gran medida las características del problema bajo estudio. Howard Raiffa identifica una serie de aspectos como principales clasificadores de un problema de negociación [Raiffa, 1982]:

- *Número de partes implicadas.* Alude a la cardinalidad del conjunto de agentes. En particular, se establece una diferencia clara entre negociaciones *bilaterales*, donde sólo negocian dos agentes, y negociaciones *multilaterales*, donde hay más de dos partes implicadas. La complejidad del problema suele aumentar según aumenta el número de agentes implicados. Además, en negociaciones multilaterales aparece la posibilidad de la formación de *coaliciones*, añadiendo aún más complejidad al problema.
- *Naturaleza monolítica o colectiva de las partes implicadas.* Alude a la posibilidad de que cada una de las partes implicadas en la negociación sean asimismo colectivos de agentes. En el caso de que las partes sean colectivas (e.g. grupos laborales, partidos políticos), aparecen consideraciones adicionales, como la cohesión de la opinión del grupo o la elección de representantes, que pueden influir de manera crítica sobre el proceso de negociación.
- *Perspectiva de repetición de la interacción.* Si la perspectiva de la negociación es repetitiva (esto es, si se esperan más encuentros de negociación futuros para las mismas partes), el bienestar social adquiere una mayor importancia, ya que la actitud de las diferentes partes en sucesivas negociaciones puede depender de la ganancia

que hayan obtenido en las anteriores. Si se trata de un encuentro de negociación sin perspectivas futuras, la importancia del bienestar social sobre el individual decrece.

- *Posibles enlaces entre negociaciones.* Si las partes implicadas mantienen más de una negociación de forma simultánea, puede existir una influencia mutua entre dichas negociaciones.
- *Múltiples atributos negociados.* Son comunes las negociaciones que implican más de un atributo (e.g. precio, calidad y plazo de entrega de un producto). Aquí se distingue fundamentalmente entre negociaciones *de un solo atributo* y *multiatributo*. Una diferencia fundamental entre ambos tipos es que, en negociaciones de un solo atributo, la ganancia de una de las partes implica necesariamente una pérdida por parte del resto (lo que se conoce como juegos de suma cero o *zero-sum games*). En el caso de negociaciones multiatributo, por contra, puede existir la posibilidad de encontrar soluciones *ganador-ganador* (*win-win solutions*), que sean beneficiosas para todas las partes implicadas.
- *Obligatoriedad del acuerdo.* Pueden existir escenarios de negociación donde llegar a un acuerdo sea un requisito ineludible, o escenarios donde sea posible abandonar la negociación. Este hecho condiciona en cierta medida la estrategia de las partes implicadas, ya que deberán tener en cuenta la posibilidad de que la negociación fracase y el coste asociado a ese fracaso.
- *Necesidad de confirmación del acuerdo.* En ciertos escenarios (e.g. negociaciones políticas), puede ser necesaria una confirmación o ratificación del acuerdo antes de que sea efectivo. En determinadas circunstancias, este proceso de confirmación puede influir sobre el acuerdo final alcanzado.
- *Posibilidad de argumentación.* La posibilidad de formular alegaciones, de ofrecer recompensas o incluso de realizar amenazas durante una negociación permite a las partes influir en las posturas del resto de implicados en la negociación.
- *Restricciones temporales.* Las partes implicadas en una negociación pueden tener diferentes restricciones temporales al respecto de la consecución de un acuerdo, en cuyo caso la parte más limitada en el tiempo suele tener cierta desventaja a la hora de negociar. También puede ocurrir que el beneficio que se obtenga de un acuerdo se devalúe con el tiempo, lo que inste a todos los negociadores a intentar concluir la negociación lo más rápidamente posible.
- *Acuerdos vinculantes o no vinculantes.* Otro aspecto que influye de forma considerable sobre la negociación es la posibilidad de que el acuerdo alcanzado pueda no ser respetado por alguna de las partes. Si los acuerdos se consideran vinculantes, sin embargo, esta posibilidad se descarta.
- *Privacidad de la negociación.* Una negociación, entendida como un diálogo, implica un intercambio de información entre las partes implicadas. Dicha información puede

tener valor en sí misma, haciendo que las partes deban minimizar su revelación de información. Por otro lado, un negociador puede optar por dar información falsa a su oponente para obtener un mayor beneficio (por ejemplo, exagerando el sacrificio que le supone un determinado acuerdo). Si la negociación es pública, determinadas actitudes durante la misma (e.g. falta de sinceridad, amenazas) pueden tener un coste para las partes implicadas (e.g. reputación), y ese coste debe ser tenido en cuenta durante la negociación.

- *Actitudes de los participantes.* Las partes implicadas en una negociación pueden tener diferentes actitudes, desde la cooperación total, donde se actúa de un modo totalmente honesto y sin posturas estratégicas, al antagonismo extremo, donde las concesiones son mínimas. En muchos casos, sin embargo, nos encontraremos con un cierto grado de *antagonismo cooperativo*, en el que las partes implicadas persiguen abiertamente sus propios intereses, pero aceptan cooperar en la consecución del acuerdo respetando una serie de reglas previamente establecidas.
- *Existencia de un mediador.* En ocasiones las negociaciones pueden ser arbitradas por una tercera parte más o menos independiente. Esta tercera parte puede estar presente en la negociación desde el principio, o puede entrar en escena si las partes no son capaces de llegar a un acuerdo por sí mismas. Una de las ventajas de la presencia de un mediador es la posibilidad de desacoplar los intereses individuales de las partes y los intereses sociales. Un mediador independiente, que no se ve afectado por el acuerdo, puede en ocasiones encontrar soluciones que las partes por sí mismas no se plantearían. Asimismo, la presencia de un mediador puede resolver problemas de privacidad, al eliminar la necesidad de revelar información a las otras partes (puede revelarse únicamente al mediador). No obstante, la presencia de un mediador no siempre es posible y, cuando lo es, plantea consideraciones adicionales de confianza e imparcialidad.

Los múltiples aspectos que pueden caracterizar un encuentro de negociación nos dan una idea de la dimensión del problema en cuanto a posible complejidad y posibles variaciones. Esta complejidad potencial de los problemas de negociación sugiere que la automatización total o parcial de los procesos de negociación puede conllevar grandes ventajas, al permitir delegar en agentes parte de la complejidad de las interacciones asociadas. Por supuesto, no todas las negociaciones son susceptibles de ser automatizadas, y el grado de automatización posible, así como las ventajas que de esa automatización se deriven, dependerán en gran medida del problema de negociación concreto. Algunos escenarios en los que la automatización de los procesos de negociación pueden suponer un mayor beneficio son aquellos que presentan gran complejidad (en los que es difícil para un humano determinar la estrategia óptima ante una determinada situación), o aquellos en los que la negociación debe resolverse en un tiempo



muy reducido. En estos casos, es posible explotar las capacidades de razonamiento que nos brindan las técnicas de inteligencia artificial. En [Rosenschein y Zlotkin, 1994] se presentan algunos ejemplos de escenarios de negociación susceptibles de ser automatizados:

- *Competencia instantánea entre compañías telefónicas.* En el momento de realizar una llamada, un agente personal situado en el teléfono del consumidor puede negociar el precio de la llamada con diferentes compañías telefónicas y decidir cuál es la más conveniente para cursar la llamada. El precio ofertado por las compañías puede depender de factores como la ocupación de las líneas o la cuota de mercado que posea la compañía en el momento de la llamada. Aquí el interés del agente de usuario puede ser básicamente minimizar el precio de la llamada, aunque pueden incluirse consideraciones adicionales, como la calidad de la señal recibida. Las compañías pueden incluir otros atributos en la negociación, como posibles incentivos para la realización de múltiples llamadas.
- *Control de tráfico aéreo,* donde el orden de aterrizaje de los diferentes aviones puede ser negociado en función del combustible disponible para cada vuelo y del retrasos sobre la hora prevista de aterrizaje, por ejemplo. Los intereses en conflicto, en este caso, son los de las compañías aéreas, ya que la satisfacción de sus clientes depende de la puntualidad de sus vuelos.
- *Comercio electrónico,* desde transacciones bancarias a operaciones bursátiles, pasando por compra-venta de productos a pequeña escala. El escenario de las operaciones bursátiles es especialmente interesante desde el punto de vista de la inteligencia artificial, ya que las previsiones de tendencias de valores pueden depender de múltiples atributos, y el beneficio o perjuicio ocasionado por las decisiones del agente puede ser muy elevado.
- *Control de tráfico de automóviles,* donde agentes que representan a los conductores pueden negociar sus trayectorias para evitar atascos. Los atributos negociados en este escenario son las trayectorias de cada vehículo implicado. Cada trayectoria podría definirse a su vez mediante un conjunto de atributos que indiquen los diferentes tramos del recorrido del vehículo.

De los ejemplos citados puede deducirse que una gran cantidad de escenarios de negociación son multiatributo. De hecho, los protocolos de negociación multi-atributo suponen un desafío importante para la comunidad investigadora en el campo de los sistemas multiagente [Lai *et al.*, 2004]. Hay una gran diversidad de propuestas en cuanto a modelos y protocolos de negociación se refiere, abarcando gran parte de los desafíos que plantea la negociación. Estos modelos se pueden clasificar de acuerdo a diferentes criterios [Buttner, 2006], como pueden ser su estructura, la dinámica del proceso de negociación, o las restricciones temporales o de información del escenario. Si hacemos una clasificación atendiendo a los

fundamentos teóricos del modelo, podemos encontrar enfoques basados en teoría de juegos, enfoques heurísticos y aproximaciones basadas en argumentación. Los enfoques basados en *teoría de juegos* tratan de encontrar soluciones óptimas desde el punto de vista analítico, basándose en el análisis de condiciones de equilibrio [Nash, 1950]. Los modelos basados en teoría de juegos se consideran elegantes desde el punto de vista matemático, pero su uso práctico está muy restringido debido a los supuestos de los que parte: recursos ilimitados, racionalidad perfecta e información completa. En las aproximaciones *heurísticas* estas suposiciones se relajan, y los participantes tratan de encontrar una solución aproximada de acuerdo a los principios de razonamiento limitado mediante el uso de técnicas de búsqueda y evaluación heurísticas [Faratin *et al.*, 1998, Ehtamo *et al.*, 1999, Faratin *et al.*, 2002, Klein *et al.*, 2003, Gatti y Amigoni, 2005, Lai *et al.*, 2006, Ito *et al.*, 2008]. En las negociaciones basadas en *argumentación*, se añade a los agentes la capacidad de razonar sus posturas incluyendo un nivel de metainformación que permite utilizar promesas, recompensas, amenazas y otras formas de incentivos [Rahwan *et al.*, 2003].

Independientemente del enfoque teórico empleado, los diferentes autores parecen estar de acuerdo en que hay tres componentes fundamentales de todo modelo de negociación [Kraus, 2001b, Jennings *et al.*, 2001, Fatima *et al.*, 2006]:

- 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.

La forma predominante de protocolo de interacción se basa en el intercambio de ofertas y contraofertas expresadas como una asignación de valores a los diferentes atributos. Este tipo de protocolos de negociación se conoce como negociación posicional. En negociaciones basadas en argumentación, por contra, el intercambio de ofertas y contraofertas incluye también metainformación, con objeto de permitir razonar acerca de las posturas de los diferentes agentes. Una familia particular de protocolos para negociaciones multilaterales son los *protocolos de subasta*, en los que los agentes negociadores plantean sus ofertas a un mediador y éste decide el acuerdo ganador [Teich *et al.*, 1999]. Los protocolos de subasta permiten tratar de forma eficiente las negociaciones uno-a-muchos y muchos-a-muchos. Otra distinción importante en lo que a los protocolos se refiere es la de protocolos *de un solo disparo* y protocolos *iterativos*. En los protocolos de un solo disparo se produce un único intercambio de mensajes entre los agentes

[Nash, 1950]. En los protocolos iterativos, por contra, los agentes tienen la oportunidad de refinar sus posiciones en sucesivas iteraciones del protocolo [Osborne y Rubinstein, 1990].

Por lo que respecta a las estrategias, la mayor parte de la investigación en negociación automática hasta la fecha se ha centrado en aspectos de competitividad [Vo *et al.*, 2007]. Esto se conoce como negociación distributiva, y es típica de escenarios en los que los participantes tratan de repartirse un recurso fijo, y una parte sólo puede ganar a expensas de otra. Por otro lado, los trabajos de teoría de la resolución de disputas dentro del ámbito de las ciencias sociales se han centrado principalmente en la problemática de alcanzar acuerdos de negociación que sean de utilidad para todas las partes implicadas [Fisher y Ury, 1981]. Este campo se conoce como *negociación integrativa* o negociación basada en intereses, y está reconocida como la aproximación de mayor éxito al problema de la negociación. Algunos ejemplos de escenarios donde puede aplicarse este tipo de negociación son procesos de negocio que implican diferentes agentes dentro de la misma organización, negociaciones de comercio electrónico donde el vendedor está interesado en tener a sus compradores satisfechos (e.g. relaciones comerciales de larga duración), o escenarios de comercio electrónico donde los agentes aversos al riesgo tratan de evitar conflictos durante el proceso de negociación. Sin embargo, no siempre es posible separar la negociación integrativa (i.e., el empleo de estrategias cooperativas para buscar una ganancia común) de la negociación distributiva (i.e. el empleo de estrategias competitivas para ganar utilidad para sí mismos). En muchos casos, los procesos de negociación integrativa y distributiva interaccionan entre sí. La bibliografía de negociación automática propone una gran variedad de técnicas para la negociación integrativa, como son la teoría de utilidad multi-atributo, la satisfacción de restricciones distribuidas o el análisis conjunto. Un aspecto común a todas estas técnicas y a la negociación integrativa en general es que sólo es aplicable en escenarios de negociación multi-atributo. En este tipo de negociaciones, las partes implicadas necesitan llegar a un acuerdo acerca de múltiples características del objeto negociado. Por ejemplo, los agentes pueden tener que llegar a un acuerdo acerca del precio, calidad y tiempo de entrega de un determinado bien o servicio. Si el impacto de los diferentes atributos que se negocian sobre la utilidad de cada agente no es el mismo para los diferentes agentes (esto es, para los distintos participantes hay atributos más importantes que otros, y esa valoración de importancia es diferente para distintos agentes), se puede llegar a soluciones de compromiso compensando unos atributos con otros, incrementando la utilidad conjunta del acuerdo.

Finalmente, un modelo de negociación automática requiere que los agentes dispongan de un modo de caracterizar sus preferencias en cada uno de los atributos. La caracterización de preferencias tiene una influencia crítica sobre los protocolos de negociación y los mecanismos de toma de decisiones. Una forma típica de modelar preferencias es el uso de *funciones de*

*utilidad*. La teoría de utilidad se utiliza para resolver problemas de decisión en economía, especialmente en los casos en que existe incertidumbre y riesgo. Dada una función de utilidad, las preferencias del decisor están totalmente determinadas, y la solución óptima es el resultado que da utilidad máxima. En el caso de múltiples atributos [Keeney y Raiffa, 1976], se habla de teoría de utilidad multi-atributo (*multi-attribute utility theory*, MAUT). Otro enfoque para el modelado de preferencias es emplear toma de decisiones multi-criterio (*multi-criteria decision making*, MCDM), también llamada optimización multi-objetivo. Los participantes en la negociación tienen sus propias preferencias sobre los atributos negociados, y esas preferencias se pueden formular como un problema de toma de decisiones multi-objetivo o multi-criterio [Zhang y Pu, 2004]. Aunque ambos enfoques están relacionados, la principal distinción entre ellos es el papel que toma la función de utilidad y la presencia o no de incertidumbre acerca de la misma. En general, si la función de utilidad es explícita, suele tratarse de un enfoque MAUT. Si la función de decisión está implícita (se asume que existe pero es desconocida) o no se asume su existencia, estaremos en general ante un problema MCDM [Dyer *et al.*, 1992].

En negociación integrativa, otra forma de modelar preferencias es el uso de restricciones sobre los valores de los atributos. Existe una gran variedad de modelos y aproximaciones de negociación multi-atributo que utilizan restricciones en diferentes formatos, desde restricciones difusas a restricciones probabilísticas o ponderadas [Luo *et al.*, 2003, Lin, 2004, Ito *et al.*, 2008]. Hay tres razones principales que hacen que la utilización de restricciones como núcleo de un modelo de negociación sea muy conveniente. En primer lugar, constituyen un modo eficiente de capturar requisitos. En segundo lugar, las restricciones permiten expresar compromisos entre los diferentes valores posibles para los atributos. Finalmente, la utilización de restricciones para expresar ofertas por turnos delimita qué región del espacio de soluciones se explora en un determinado intercambio, lo que hace que la búsqueda de acuerdos sea más eficiente que en la negociación posicional.

## 1.2. Planteamiento del problema

Aunque se han hecho importantes avances en el campo de la negociación, la investigación hasta la fecha se ha concentrado principalmente en escenarios relativamente simples con un número reducido de atributos independientes y un número relativamente pequeño de posibles contratos. Muchos escenarios reales, por contra, conllevan negociaciones mucho más complejas. Esta complejidad puede venir dada porque la cardinalidad del espacio de soluciones haga las búsquedas exhaustivas computacionalmente inabordables, o porque la existencia de interdependencias entre los atributos genere espacios de utilidad de alta complejidad. Algunos escenarios reales que conllevan la negociación en espacios de utilidad de alta complejidad son los siguientes:

- *Negociación de contratos.* Un contrato jurídico puede estar compuesto por múltiples cláusulas, cuya inclusión o no en el acuerdo final puede ser objeto de negociación. Asimismo, la utilidad para los negociadores de cada cláusula puede depender de la presencia de otras cláusulas, por lo que en general no podrán ser negociadas de forma independiente [Klein *et al.*, 2003].
- *Adjudicación de espacios.* En un reparto de terrenos, de locales comerciales o de instalaciones dentro de una empresa, el valor de cada espacio puede venir dado la presencia o no de diferentes atributos (servicios, accesos, condiciones acústicas o luminosas...). Estos atributos generan una serie de áreas de influencia que se superponen en el espacio de contratos, y pueden establecerse dependencias entre diferentes factores. Esta dependencia genera espacios de utilidad no lineales, que pueden representarse, por ejemplo, mediante restricciones ponderadas [Ito *et al.*, 2007].
- *Tráfico de vehículos.* Como se apuntaba más arriba, el modelado de las preferencias de un agente en un problema de negociación de trayectorias para optimización del tráfico rodado puede implicar una gran cantidad de atributos. Un posible mapa de atributos de este problema es considerar como un atributo cada posible tramo que pueda formar parte de una trayectoria. Además de la cardinalidad del espacio de soluciones que esto supone, existen múltiples dependencias entre los atributos, ya que la utilidad de los diferentes tramos depende de cuál haya sido la trayectoria hasta el momento o incluso de qué trayectorias estén tomando el resto de agentes, para evitar congestiones [Vasirani y Ossowski, 2009].

Una de las principales razones de la falta de implantación de soluciones de negociación automática en escenarios reales es precisamente la falta de aplicabilidad de los mecanismos tradicionales a negociaciones con un elevado número de partes implicadas, con un elevado número de atributos, o con espacios de utilidad complejos. Por lo tanto, un desafío importante en este campo es el diseño de mecanismos que permitan la escalabilidad de la búsqueda de soluciones en escenarios de negociación complejos, tanto en lo referente al número de agentes y atributos, como en lo tocante a la complejidad del propio espacio de utilidad.

Además de la complejidad de los espacios de utilidad de los agentes implicados en una negociación, otro desafío importante en el campo de la negociación automática es la búsqueda de estrategias de negociación óptimas. En muchos escenarios de negociación, cada participante en la negociación trata de satisfacer sus objetivos en la medida de lo posible. Sin embargo, se ha demostrado que, cuando un agente se centra en optimizar su propio beneficio sin tener en cuenta el de los demás, las negociaciones llevan en la mayoría de los casos a compromisos ineficientes. El problema de la selección de estrategias es lo que se conoce como Dilema del Negociador [Lax y Sebenius, 1992], y tiene una importancia crítica a la hora de valorar la eficacia y robustez de mecanismos de decisión. Por ello, es necesario analizar las diferentes

estrategias que pueda emplear un agente al aplicar los protocolos de negociación disponibles, y determinar las estrategias más adecuadas para los diferentes escenarios, resolviendo en la medida de lo posible el Dilema del Negociador.

Finalmente, otro de los principales desafíos dentro de la investigación en negociación automática es la valoración de la aplicabilidad de los diferentes mecanismos a escenarios reales. Esto implica disponer de espacios de utilidad que reflejen con la mayor fidelidad posible el escenario en el que los mecanismos de negociación han de ser aplicados en última instancia. La obtención de estos espacios de utilidad realistas puede abordarse desde dos perspectivas diferentes: la captura de funciones de utilidad reales a partir de la especificación de requisitos de la aplicación bajo estudio, o la generación de funciones de utilidad simuladas pero realistas a partir de un modelo estadístico del problema. En cualquier caso, disponer de funciones de utilidad no lineales realistas es indispensable para poder evaluar de forma rigurosa mecanismos y protocolos de negociación que pretendan ser aplicados a entornos reales. En consecuencia, la elaboración de generadores de funciones de utilidad no lineales que sean lo suficientemente flexibles como para responder a las características de funciones de utilidad realistas puede contribuir significativamente a la evaluación de soluciones.

### 1.3. Objetivos y ámbito de las contribuciones

En este apartado describimos los objetivos de la presente Tesis Doctoral, así como los aspectos en los que la tesis supone una contribución a las soluciones actuales de mecanismos de negociación para espacios de utilidad complejos, análisis de estrategias para negociación integrativa y modelado de preferencias en escenarios de negociación.

#### 1.3.1. Mecanismos de Negociación para Espacios de Utilidad Complejos

Los enfoques de negociación integrativa tratan de hacer posible que los agentes lleguen a soluciones de ganancia conjunta cuando buscan un acuerdo [Lopez-Carmona *et al.*, 2007b]. En los últimos años, está habiendo un creciente interés por los escenarios de negociación complejos, en los que 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 [Ito *et al.*, 2007]. Incluso los mecanismos diseñados para espacios de utilidad no lineales pueden fallar si el espacio de utilidad está altamente incorrelado [Marsa-Maestre *et al.*, 2009c]. Por otro lado, la mayoría de mecanismos de negociación existentes experimentan una bajada dramática de su efectividad cuando se enfrentan a negociaciones donde el número de agentes y de atributos

es elevado. Este problema de escalabilidad dificulta la aplicación práctica de estas técnicas y mecanismos a escenarios de negociación reales.

*El objetivo de esta tesis en cuanto a los mecanismos de negociación para espacios de utilidad complejos es trabajar en una propuesta de mecanismos de negociación que pueda ser aplicada a espacios de utilidad altamente incorrelados y con un número elevado de agentes y atributos, escenarios en los que los actuales enfoques fallan.*

La consecución de este objetivo podría impulsar en gran medida la utilización práctica de estos mecanismos de negociación, ya que eliminaría gran parte de los problemas que plantea la utilización de este tipo de mecanismos para la resolución de problemas reales. En este ámbito, se ha propuesto un protocolo de interacción expresivo e iterativo basado en subastas, y un conjunto de estrategias heurísticas para los agentes. La combinación de un protocolo expresivo y unas estrategias heurísticas permite alcanzar un cierto equilibrio entre la eficiencia de las aproximaciones heurísticas para el hallazgo de soluciones subóptimas y el incremento en la optimalidad de las soluciones que proporciona la utilización de argumentación. El uso de una aproximación iterativa permite a los agentes mejorar progresivamente sus soluciones, lo que adquiere una importancia crítica en espacios de utilidad complejos, donde es muy poco probable que se llegue a un acuerdo satisfactorio en una única iteración del protocolo. Por otro lado, el empleo del mediador permite desacoplar los objetivos individuales de los agentes negociadores (maximización de su propio beneficio) del objetivo común de identificación de acuerdos (maximización del bienestar social). Esto ha facilitado en gran medida el diseño de mecanismos de decisión estratégicos, al permitir desarrollar de forma independiente mecanismos de generación de ofertas y de identificación de acuerdos. En los mecanismos se ha introducido el concepto de *factor de calidad* para permitir a los agentes decidir un equilibrio adecuado entre maximización de su propia utilidad y maximización de la probabilidad de acuerdo, lo que facilita el éxito de las negociaciones en espacios de utilidad complejos, donde la tasa de fallos puede llegar a ser muy elevada.

### **1.3.2. Estrategias para Negociación Integrativa**

Como apuntábamos en la sección anterior, otro gran desafío dentro del campo de la negociación automática es cómo decidir cuál es la estrategia que debe seguir un agente negociador. En escenarios de negociaciones de compraventa, es evidente que cada participante en la negociación trata de maximizar sus preferencias. Sin embargo, Lax y Sebenius argumentan en su teoría del conflicto que una negociación debe incluir necesariamente elementos cooperativos y competitivos, y que esos elementos coexisten en tensión [Lax y Sebenius, 1992]. El problema de decidir si seguir una estrategia cooperativa o competitiva en un determinado momento de

la negociación es lo que se conoce como Dilema del Negociador. El análisis de la dinámica del proceso de negociación cuando coexisten diferentes estrategias es crucial para valorar la adecuación de protocolos y mecanismos de negociación a escenarios concretos.

*El objetivo de esta tesis en cuanto a las estrategias para negociación integrativa es realizar un análisis de las diferentes estrategias que pueda emplear un agente al aplicar los mecanismos y protocolos de negociación fruto del objetivo anterior, y estudiar la dinámica de los procesos de negociación cuando coexisten diferentes estrategias, con el fin no solo de evaluar la robustez del proceso, sino también de determinar las estrategias más adecuadas para los diferentes escenarios que puedan plantearse.*

El factor de calidad introducido en los mecanismos de generación de ofertas y de identificación de acuerdos propuestos en esta tesis incluye un parámetro que permite modelar la actitud del agente hacia el riesgo, es decir, la medida en la que un agente está dispuesto a arriesgarse a que la negociación fracase para obtener un mayor beneficio en caso de tener éxito. Se ha realizado un análisis exhaustivo de la influencia de este parámetro sobre el bienestar social obtenido al aplicar los mecanismos propuestos, tanto en el caso de que todos los agentes tengan la misma actitud como en el caso más realista de que coexistan agentes con diferentes actitudes. Asimismo, se ha realizado un análisis del protocolo en cuanto a estabilidad (posibilidad de manipulación estratégica por parte de uno o más agentes) e incentivo-compatibilidad (posibilidad de que los agentes manipulen el protocolo por medio de actuaciones no sinceras), y se ha evaluado la contribución de diferentes medidas propuestas en la mejora de estos aspectos.

### **1.3.3. Modelado de Preferencias en Escenarios de Negociación**

El desarrollo de una serie de mecanismos para la negociación en espacios de utilidad complejos y el análisis de la influencia de las diferentes estrategias posibles sobre el proceso de negociación no sería completo sin poder valorar la adecuación de las soluciones propuestas a entornos realistas de negociación. Un problema al que se enfrentan reiteradamente los investigadores en el campo de la negociación automática es cómo justificar que los modelos y mecanismos que proponen tienen utilidad para resolver o modelar problemas reales. Por otro lado, es conveniente antes de utilizar un determinado mecanismo o protocolo de negociación automática en una aplicación real, disponer de cierta garantía acerca de cómo va a comportarse el sistema en ese entorno. Esto es especialmente crítico en aplicaciones que entrañen riesgo, como puede ser el uso de negociación automática para control de tráfico aéreo en aeropuertos.

Como apuntábamos en la introducción, esto implica disponer de espacios de utilidad que modelen fielmente las preferencias de los agentes en los escenarios reales. Estos espacios de



utilidad pueden obtenerse mediante captura de las funciones de utilidad desde el escenario real o por generación a partir de un modelo del escenario. Dada la dificultad que entraña disponer de múltiples instancias de escenarios reales muy diversos y extraer de ellos los espacios de preferencia, por lo que respecta a esta tesis optaremos por la segunda aproximación: generar funciones de utilidad que aproximen aquellas que podemos encontrar en escenarios reales. Para ello, el mecanismo de generación de funciones de utilidad debe ser suficientemente flexible como para modelar las variaciones de complejidad que pueden darse en diferentes escenarios, así como ser capaz de representar diferentes grados de acoplamiento entre las funciones de utilidad de los diferentes agentes, para modelar escenarios en los que existen diferentes grados de conflicto entre los intereses de los agentes.

*El objetivo de esta tesis en lo que respecta al modelado de preferencias en escenarios de negociación es elaborar un generador de funciones de utilidad que, por medio de un conjunto de parámetros, permita disponer de funciones de utilidad que respondan a las características de escenarios con diferentes niveles de complejidad y acoplamiento.*

La consecución de este objetivo no sólo supondría disponer de un escenario de pruebas para evaluar el comportamiento y prestaciones de las soluciones propuestas. También constituiría una herramienta potencialmente muy útil para la comunidad investigadora en este campo, permitiendo a investigadores de diferentes grupos comparar sus enfoques entre sí en escenarios realistas. En este ámbito, se ha desarrollado un generador de espacios de utilidad basado en restricciones ponderadas que, mediante el ajuste adecuado de los parámetros de ejecución, permite generar escenarios de complejidad ajustable, y escenarios en los que varíen las relaciones entre los espacios de utilidad de los diferentes agentes. Aunque para el análisis estratégico es preferible la utilización de espacios de utilidad aleatorios, donde la incertidumbre acerca de las estrategias de los oponentes sea máxima, la posibilidad de generar escenarios ad-hoc permite valorar la adecuación de las diferentes estrategias a escenarios de elevada correlación entre las preferencias de los diferentes agentes, o a escenarios en los que dichas preferencias estén muy incorreladas, por ejemplo.

## 1.4. Esquema de la tesis

Esta tesis se ha estructurado en 5 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 presentes en la literatura, centrándose después en la negociación en espacios de utilidad complejos.

**Capítulo 3, Modelo de negociación para espacios de utilidad complejos:** Este capítulo cubre la propuesta de un modelo de negociación específico para espacios de utilidad complejos, definiendo el espacio de preferencias de los agentes, un protocolo iterativo y expresivo para la negociación y un conjunto de estrategias heurísticas para los agentes.

**Capítulo 4, Evaluación experimental del modelo:** En este capítulo se realiza la evaluación experimental del modelo propuesto, analizando el comportamiento de los mecanismos diseñados en cuanto a optimalidad, tasa de fallos y eficiencia computacional para diferentes escenarios. También se realiza un análisis estratégico del modelo.

**Capítulo 5, Conclusiones y trabajo futuro:** La tesis concluye con un resumen de las contribuciones y una relación de las conclusiones más importantes extraídas de su realización. Asimismo, se detalla la difusión de resultados hasta la fecha, y se enumeran las principales líneas de investigación futuras que surgen a partir del trabajo realizado.

## Capítulo 2

# Negociación automática en espacios de utilidad complejos

*Si he llegado a ver más lejos, ha sido  
subiendo a hombros de gigantes.*

ISAAC NEWTON

Esta tesis se fundamenta y apoya en numerosos trabajos previos dentro del campo de la negociación automática. Este capítulo ofrece una panorámica del problema de la negociación automática y de los diferentes enfoques y aproximaciones más relevantes que pueden encontrarse en el estado del arte, con especial énfasis en aquellos que implican espacios de utilidad complejos.

### 2.1. El problema de la negociación automática

De forma general, podemos definir una negociación como una interacción entre dos o más partes con objeto de lograr un acuerdo en un escenario en el que existe un conflicto de intereses entre los participantes. De un modo más específico, la negociación automática comprende las estructuras y procesos destinados a automatizar total o parcialmente este tipo de interacciones. Puesto que una gran cantidad de procesos organizativos, económicos y sociales implican de algún modo la búsqueda de compromisos en situaciones de conflicto, y puesto que para muchos escenarios dichas búsquedas conllevan una elevada complejidad y un elevado coste, es evidente que la automatización en mayor o menor medida de procesos de negociación puede proporcionar un beneficio sustancial en áreas muy diferentes. Entre las primeras aplicaciones de la negociación automática se encuentran los problemas de reparto de tareas o asignación de recursos [Davis y Smith, 1988, Durfee y Lesser, 1987]. Posteriormente, se han empleado técnicas de negociación automática en todo tipo de soporte a procesos organizativos, y en especial a diversas fases de la cadena de suministros, como son la contratación [Sierra *et al.*, 1997], la planificación de la producción [Chen *et al.*, 1999, Xue *et al.*, 2007] o la selección de proveedores [Ito y Salleh, 2000]. El comercio electrónico, cada vez más importante, también se está beneficiando de los avances en el campo de la negociación automática [Lopez-Carmona *et al.*, 2007a]. De manera más reciente, campos como los sistemas de control distribuidos y los sistemas de toma automática de decisiones han empezado a explotar

las posibilidades de los enfoques basados en negociación automática, en escenarios como el control automatizado de procesos industriales [Vasko *et al.*, 2000], la administración de redes [Wang, 2005] o el control de tráfico aéreo [Wollkind *et al.*, 2004]. El elevado potencial del paradigma de la negociación automática en campos tan diversos hace que exista un creciente interés por la aplicación de técnicas de negociación en escenarios cada vez más complejos, lo que plantea numerosos desafíos a nivel de investigación [Klein *et al.*, 2003, Ito *et al.*, 2007].

Dada la diversidad de escenarios y aproximaciones al problema de la negociación, se hace necesaria una clasificación para facilitar su estudio. Existen múltiples clasificaciones en la literatura. En [Jennings *et al.*, 2001] se presenta una clasificación basada en el marco teórico subyacente a los diferentes enfoques. Así, se distingue entre aproximaciones basadas en *teoría de juegos* [Kraus, 2001b, Rosenschein y Zlotkin, 1994, Sandholm, 2002b], aproximaciones *heurísticas* [Faratin, 2000, Faratin *et al.*, 2002, Kowalczyk y Bui, 2002], y aproximaciones basadas en *argumentación* [Kraus *et al.*, 1998, Parsons *et al.*, 1998, Sierra *et al.*, 1998]. Büttner extiende esta clasificación, añadiendo a los criterios de marco teórico consideraciones basadas en características propias del proceso de negociación, en la estructura de la negociación propiamente dicha, y en las restricciones del escenario [Buttner, 2006]. Por su carácter exhaustivo, y por el hecho de incluir a la primera, emplearemos esta última clasificación como punto de partida para realizar un recorrido por las diferentes aproximaciones existentes al problema de la negociación.

La teoría de juegos es una rama de la economía que estudia las interacciones estratégicas entre agentes egoístas [Osborne y Rubinstein, 1994]. La palabra agente se emplea aquí en su sentido más amplio, y puede referirse tanto a un agente económico (e.g. un comprador) como a un agente software. Por interacciones estratégicas entendemos aquellas en que las que el éxito de la toma de decisiones de un agente depende también de las decisiones que tomen el resto de agentes implicados. Los agentes se consideran egoístas cuando buscan maximizar su propio interés. El trabajo teórico fundamental sobre teoría de juegos se origina en el campo de la economía por parte de Neuman y Morgenstern [von Neuman y Morgenstern, 1944], si bien la primera aplicación de este trabajo teórico al estudio de las interacciones estratégicas entre agentes lo encontramos en [Rosenschein y Zlotkin, 1994].

De forma general, y para el marco de la negociación automática, la teoría de juegos puede aplicarse a dos problemas bien diferenciados: el diseño de protocolos de interacción entre agentes y el diseño de estrategias para los agentes. El diseño de protocolos (también llamados mecanismos de interacción) abarca la definición de las *reglas de encuentro* entre agentes, es decir, el conjunto de reglas que gobiernan la interacción. El objetivo es encontrar mecanismos que satisfagan una serie de propiedades, como pueden ser la garantía de éxito, la estabilidad, la incentivo-compatibilidad (*incentive compatibility*) o la simplicidad [Sandholm, 1999]. Por otro lado, el diseño de estrategias (también llamadas mecanismos de decisión) se refiere a la

especificación de las acciones que debe llevar a cabo un agente ante cada una de las situaciones que pueden darse en el transcurso de la negociación. La propiedad deseable en el caso de las estrategias es la optimalidad (i.e. que el agente en cada caso lleve a cabo la acción que le lleva a maximizar su propio beneficio). Esta optimalidad en la definición de estrategias se delimita mediante distintos tipos de *equilibrio*, como son las *estrategias dominantes*, el *equilibrio Nash* y el *equilibrio perfecto en subjuegos* [Kraus, 2001b]. Las diferentes propiedades de los protocolos de interacción se analizarán con más detalle en la Sección 2.4, y las nociones de equilibrio se verán en profundidad en la Sección 2.5.

Muchos autores abordan el problema de la negociación automática desde la perspectiva de la teoría de juegos para escenarios muy diferentes [Dash *et al.*, 2003]. El proyecto ADEPT [Sierra *et al.*, 1997, Binmore y Vulkan, 1999] es uno de los primeros en aplicar conceptos de teoría de juegos a negociación entre agentes software en procesos de negocio, concretamente para negociar provisión de servicios entre agentes. Kraus propone un modelo de negociación estratégica basado en teoría de juegos, que aplica con éxito a escenarios de asignación de recursos con uno o varios atributos y a negociaciones sobre distribución de tareas [Kraus, 2001b]. Sandholm aplica teoría de juegos a escenarios de negociación por medio de subastas combinatorias, definiendo mecanismos para determinar el ganador óptimo en la subasta [Sandholm, 2002b], y aplicando los resultados de su investigación al desarrollo de un servidor de subasta para comercio electrónico [Sandholm, 2002a].

El uso de teoría de juegos para la resolución de problemas de negociación tiene indudables ventajas, como son la solidez matemática y el carácter analítico de sus propuestas y resultados. No obstante, algunos de los supuestos de los que parte la teoría de juegos limitan su aplicabilidad a problemas de negociación reales [Jennings *et al.*, 1998b]. En primer lugar, los modelos de teoría de juegos asumen que los agentes tienen *racionalidad ilimitada*, esto es, que no existen costes computacionales asociados a la búsqueda de acuerdos. Esta suposición es evidentemente inalcanzable en entornos de computación real. Por otro lado, los enfoques basados en teoría de juegos también suelen asumir que el espacio de soluciones es completamente conocido para los agentes, así como que cada agente conoce la utilidad que le proporciona cada posible solución. En escenarios de negociación complejos, donde el número de atributos que se negocian es elevado y cada atributo toma valores de un conjunto de cardinalidad elevada o incluso infinita, la evaluación de todos los posibles acuerdos puede ser un problema computacionalmente intratable. Otra suposición general es la de *información completa*, que alude al hecho de que las preferencias de cada agente son conocidas por el resto de agentes implicados en la negociación. En entornos reales competitivos, es usual que los agentes participantes no deseen revelar completamente su información de preferencias al resto de negociadores, por lo que esta suposición también es inadecuada para muchos entornos. Por último, la teoría de juegos busca estrategias óptimas bajo la suposición de que todos los

demás agentes actúan racionalmente (tratando de maximizar su utilidad de la manera más óptima posible). En escenarios reales, con agentes heterogéneos, esta suposición tampoco es necesariamente cierta. Estas limitaciones hacen que la teoría de juegos no sea un enfoque adecuado para la resolución de problemas de negociación en determinados escenarios, para los que será necesario emplear aproximaciones alternativas.

Las aproximaciones heurísticas surgen como un modo de afrontar las limitaciones señaladas más arriba concernientes a los enfoques basados en teoría de juegos [Jennings *et al.*, 2001]. En entornos reales, existe un coste asociado a la computación y a la toma de decisiones, y por ello la búsqueda exhaustiva de soluciones hasta encontrar una solución óptima no es factible. Los enfoques heurísticos tienen como objetivo, por tanto, la consecución de soluciones *suficientemente buenas*. Los mecanismos que se emplean dentro de los enfoques heurísticos son muy variados, aunque suelen ser aproximaciones de los métodos de teoría de juegos o implementaciones de modelos de negociación humanos [Raiffa, 1982, Faratin, 2000].

Existen diferentes aproximaciones heurísticas al problema de la negociación en la literatura. Sandip Sen aplica un enfoque de negociación heurística al escenario de la planificación de reuniones [Sen, 1997]. Faratin, Sierra y Jennings proponen una serie de métodos heurísticos para un escenario de negociación bilateral multiatributo. El protocolo de negociación es un intercambio posicional, en el que los agentes se envían mutuamente posibles soluciones al problema. Los sucesivos envíos de propuestas se controlan mediante heurísticas, que modulan las exigencias de los agentes en función del tiempo, de la disponibilidad de recursos o del comportamiento del oponente [Faratin *et al.*, 1998]. Asimismo, definen mecanismos para la búsqueda de soluciones de compromiso (*trade-offs*) basados en criterios de similaridad entre ofertas.

Otros autores emplean heurísticas basadas en problemas de satisfacción de restricciones distribuidas [Yokoo, 2001]. Kowalczyk y Bui emplean restricciones duras para la representación de un modelo de negociación en escenarios de comercio electrónico y para el diseño de mecanismos de decisión, como la generación de ofertas y la evaluación de soluciones [Kowalczyk y Bui, 2000]. Luo estudia la aplicación de restricciones difusas a las negociaciones en planificación de reuniones [Luo *et al.*, 2000].

Trabajos más recientes aplican técnicas de optimización multiobjetivo al problema de la negociación. Ito emplea temple simulado (*simulated annealing*) para la generación de ofertas en negociación basada en subasta [Ito *et al.*, 2007], y Klein aplica la misma técnica en la evaluación de ofertas recibidas [Klein *et al.*, 2003]. Finalmente, varios autores consideran la aplicación de técnicas de aprendizaje automático al problema de la negociación, como son el aprendizaje bayesiano [Sycara, 1998, Tesauro, 2002], las redes neuronales [Papaioannou *et al.*, 2006] o los algoritmos genéticos [Lau *et al.*, 2004].

La principal ventaja de las aproximaciones heurísticas al problema de la negociación radica en que los modelos heurísticos se basan en suposiciones realistas en cuanto al coste computacional y a la disponibilidad de información se refiere, por lo que pueden aplicarse en escenarios en los que la teoría de juegos no es adecuada. No obstante, es necesario tener en cuenta que, debido a que las aproximaciones heurísticas no exploran el espacio completo de soluciones, con este tipo de enfoques se obtienen a menudo soluciones subóptimas. Por otro lado, los modelos basados en heurísticas carecen de la elegancia y de la solidez matemática de la teoría de juegos, por lo que la justificación de dichos modelos debe efectuarse por medio de evaluaciones extensivas de carácter empírico.

Las diferentes aproximaciones al problema de la negociación citadas más arriba se basan en un intercambio de propuestas. Estas propuestas en general denotan un único punto dentro del espacio de soluciones, y la única realimentación que un agente recibe con respecto a una propuesta que ha hecho es la aceptación, el rechazo o una contrapropuesta [Jennings *et al.*, 2001]. Las aproximaciones basadas en argumentación buscan añadir flexibilidad al proceso de negociación permitiendo a los agentes intercambiar metainformación que justifique o razone sus posturas dentro de la negociación. Esta metainformación se denomina *argumento*, y puede ir orientada tanto a justificar la postura del agente que lo emite como a influir en la postura del agente que lo recibe [Jennings *et al.*, 1998a]. Por ejemplo, ante una determinada propuesta de un agente *A*, un agente *B* puede decidir rechazarla y justificar su rechazo alegando que un atributo supera un determinado umbral. Este argumento puede hacer que el agente *A* busque nuevas soluciones que satisfagan el umbral impuesto por *B* (reduciendo de este modo el espacio de búsqueda). Por el contrario, puede ser que *A* decida hacer una nueva propuesta que tampoco satisfaga el umbral de *B*, pero añadiendo a esta propuesta un argumento con la esperanza de hacerla más atractiva para *A*. Los argumentos pueden ser de muy diversos tipos [Sycara, 1989, Kraus *et al.*, 1998], pero en general encajan en tres categorías: *amenazas*, *recompensas* y *alegaciones*.

Sycara, en uno de los primeros trabajos en negociación basada en argumentación, presenta *PERSUADER*, un sistema que automatiza procesos de negociación laboral, y que emplea técnicas de argumentación con objeto de persuadir a las diferentes partes implicadas [Sycara, 1989]. Parsons desarrolla un modelo formal de razonamiento y negociación basado en argumentación [Parsons *et al.*, 1998], y describe un caso de estudio concreto para agentes diseñados según el modelo BDI (*beliefs, desires and intentions*, deseos, creencias e intenciones) [Georgeff *et al.*, 1999]. Sierra aplica técnicas de argumentación a la negociación en procesos de negocio, empleando la autoridad como mecanismo de persuasión [Sierra *et al.*, 1998]. Ramchurn introduce conceptos adicionales, como la confianza y la fuerza retórica, a la hora de evaluar amenazas, recompensas y apelaciones [Ramchurn *et al.*, 2003].

La principal ventaja de la negociación basada en argumentación es la posibilidad de que los agentes alteren sus puntos de vista como resultado de los argumentos recibidos. Este hecho, unido al efecto reductor del espacio de búsqueda que tiene el intercambio de metainformación, hace que se incremente la probabilidad de alcanzar un acuerdo, así como la calidad del mismo [Buttner, 2006].

Independientemente de los diferentes enfoques teóricos desde el que puede abordarse la negociación, la mayoría de trabajos presentes en la literatura coinciden en una serie de elementos comunes. Por ejemplo, en [Jennings *et al.*, 2001] se identifican tres componentes fundamentales de la negociación automática. Por un lado, los *protocolos de negociación* definen el conjunto de reglas que gobiernan la interacción entre los participantes. Los *objetos de negociación* (o *dominio de la negociación*) son el conjunto de atributos sobre los cuales debe llegarse a un acuerdo. Por último, los *modelos de toma de decisiones* de los agentes guían a los agentes por las diferentes fases de los protocolos para alcanzar sus objetivos. Por otro lado, Kraus identifica como elementos constituyentes de un modelo de negociación estratégica el *protocolo* que gobierna las interacciones entre los agentes, las *funciones de utilidad* de los agentes y las *estrategias* de los agentes [Kraus, 2001b]. Wooldridge añade a estos elementos una *regla de acuerdo* que determina cuándo se ha alcanzado un acuerdo [Wooldridge, 2002]. De forma similar, López-Carmona se refiere al *espacio de soluciones*, a los *criterios para la evaluación de acuerdos* y a los *mecanismos de negociación* [Lopez-Carmona, 2006], que se identifican con los protocolos de Jennings, Kraus y Wooldridge. Aunque estas divisiones son aplicadas por sus autores a modelos de negociación específicos, los conceptos que definen son comunes a muchos otros modelos, por lo que nos serviremos de ellos a la hora de estructurar y definir los conceptos fundamentales que se utilizan en el ámbito de la negociación.

El capítulo se ha estructurado como sigue. En primer lugar, en la Sección 2.2 se abordan los dominios de negociación, con especial interés en la negociación multiatributo. A continuación, se discuten diferentes enfoques para el modelado de preferencias de agentes (Sección 2.3). La Sección 2.4 revisa los aspectos esenciales de los protocolos de interacción, prestando especial atención a los protocolos de subasta, que juegan un papel importante en este trabajo de tesis. Las consideraciones relativas a los mecanismos de decisión se tratan en la Sección 2.5, relacionándolos con los trabajos más relevantes. Finalmente, en la Sección 2.6 se abordan los trabajos previos más directamente relacionados con esta tesis: las aproximaciones a la negociación existentes para espacios de utilidad complejos. El capítulo concluye con un resumen y una descripción de las consideraciones finales.



## 2.2. El dominio de negociación

Una negociación puede entenderse como una búsqueda a través de un espacio de posibles soluciones. Este espacio de soluciones constituye el dominio de negociación (u objetos de la negociación, como se define en [Jennings *et al.*, 2001]). Sus características determinan en gran medida la dificultad del problema de negociación considerado y los mecanismos de interacción y de toma de decisiones más adecuados para resolverlo. Una primera clasificación de dominios de negociación la encontramos en [Rosenschein y Zlotkin, 1994], donde se distingue entre *dominios orientados a tareas* (*task oriented domains, TODs*), *dominios orientados a estados* (*state oriented domains, SODs*) y *dominios orientados a valor* (*worth oriented domains, WODs*). En esta sección describimos brevemente estos tres tipos de dominios, para después plantear un modelo genérico para negociación multiatributo. Este modelo, o variantes del mismo, se utiliza en repetidas ocasiones en la literatura [Faratin *et al.*, 1998, Ros y Sierra, 2006, Amigoni y Gatti, 2007, Lai *et al.*, 2008].

### 2.2.1. Dominios orientados a tareas

Rosenschein y Zlotkin definen el concepto de *dominios orientados a tareas* para la resolución de problemas de negociación en los que a un conjunto de agentes se les asigna un conjunto determinado de tareas, y los agentes pueden negociar entre sí el reparto de las mismas para tratar de minimizar su coste de ejecución. De manera formal, un *dominio orientado a tareas* (*TOD*) se define como una tupla

$$\langle T, Ag, c \rangle, \quad (2.1)$$

donde

- $T$  es el conjunto de todas las posibles tareas, que se asume finito;
- $Ag = \{1, \dots, n\}$  es el conjunto de agentes que participan en la negociación, que se asume también finito;
- $c : \wp(T) \rightarrow \mathbb{R}^+$ , donde  $\wp(T)$  denota todos los posibles subconjuntos de  $T$ , es una función que define el *coste* de ejecutar cada subconjunto de tareas por parte de *cualquier único agente*. Es una función monótona creciente, de manera que si  $T_1, T_2 \subseteq T$  son dos subconjuntos de tareas tales que  $T_1 \subseteq T_2$ , entonces  $c(T_1) \leq c(T_2)$ . Además, el coste para un agente de no llevar a cabo ninguna acción es nulo, esto es,  $c(\emptyset) = 0$ .

En este contexto, se define un *encuentro* como una asignación inicial de tareas a los diferentes agentes. Formalmente, un encuentro en un TOD  $\langle T, Ag, c \rangle$  es una colección de conjuntos de tareas

$$\langle T_1, \dots, T_n \rangle, \quad (2.2)$$

donde para cada  $i$  se cumple que  $i \in Ag$  y  $T_i \subseteq T$ . De este modo, inicialmente cada agente  $i$  tiene asignado un subconjunto de tareas  $T_i$  del conjunto total, y los diferentes agentes pueden negociar entre sí un reparto de tareas que permita a todos ellos cumplir con su asignación, y cada agente tratará de conseguir un reparto que haga que el coste asociado a las tareas que se le asignan sea menor que el coste que tenía asociado inicialmente. Formalmente, un acuerdo será una nueva colección de conjuntos de tareas

$$\delta = \langle D_1, \dots, D_n \rangle, \quad (2.3)$$

tal que  $\bigcup_{i=1}^n D_i = \bigcup_{i=1}^n T_i$ . Puesto que, si se da el acuerdo por válido, cada agente  $i$  deberá llevar a cabo el conjunto de tareas  $D_i$ , el coste para el agente  $i$  del acuerdo  $\delta$  será  $c(D_i)$ , y se denota como  $cost_i(\delta)$ . La *utilidad* de un acuerdo  $\delta$  para un agente  $i$  se define como la ganancia en cuanto a coste que tiene dicho agente respecto al reparto de tareas original, esto es, la diferencia entre el coste para el agente  $i$  del conjunto de tareas iniciales  $T_i$  y el coste  $cost_i(\delta)$  de las tareas que se le han asignado en el acuerdo  $\delta$ :

$$utility_i(\delta) = c(T_i) - cost_i(\delta). \quad (2.4)$$

Aunque el dominio de negociación así planteado es conceptualmente sencillo, su complejidad puede aumentar considerablemente. Si consideramos un conjunto de  $n$  agentes y  $n_T$  tareas, la cardinalidad del espacio de soluciones viene dada por  $(2^{n_T})^n$ . Para un elevado número de agentes y tareas, el espacio de negociación puede hacerse inabordable desde un punto de vista computacional.

### 2.2.2. Dominios orientados a estados

Los *dominios orientados a estados* añaden un nivel de complejidad sobre los dominios orientados a tareas, haciendo que el objetivo de los diferentes agentes no sea llevar a cabo un conjunto de tareas, sino alcanzar un determinado estado independientemente de las tareas (planes) que les lleven a dicho estado. De manera formal, un *dominio orientado a estados* (*SOD*) se define como una tupla

$$\langle S, Ag, J, c \rangle, \quad (2.5)$$

donde

- $S$  es el conjunto de todos los posibles estados, que se asume finito;
- $Ag = \{1, \dots, n\}$  es el conjunto de agentes que participan en la negociación, que se asume también finito;
- $J$  es el conjunto de posibles planes conjuntos entre los diferentes agentes; y

- $c : J \rightarrow (\mathbb{R}^+)^n$ , es una función de coste que asigna a cada plan  $j \in J$  un vector  $c^j = \{c_i^j | i = 1, \dots, n\}$ , donde cada  $c_i^j$  es un número real positivo que representa el *coste* para el agente  $i$  de ejecutar el plan  $j$ .

En este contexto, un encuentro se define como una asignación inicial de estados objetivo a cada agente a partir de un estado inicial. Formalmente, un encuentro en un SOD  $\langle S, Ag, J, c \rangle$  es una tupla

$$\langle s_0, (G_1, \dots, G_n) \rangle, \quad (2.6)$$

donde  $s_0 \in S$  es el estado inicial del mundo y  $G_i$  es el *objetivo* del agente  $i$ , definido como el conjunto de estados finales aceptables para el agente  $i$ . En este caso, el agente  $i$  tratará de ejecutar planes conjuntos que lleven al mundo desde el estado inicial a un estado que forme parte de su conjunto objetivo  $G_i$ . Denotamos como  $j : s \rightsquigarrow s'$  el hecho de que el plan  $j$  haga cambiar el estado del mundo de  $s$  a  $s'$  [Wooldridge, 2002].

La principal diferencia entre los dominios orientados a tareas y los dominios orientados a estados radica en la posibilidad de *conflicto* en estos últimos. En un TOD, un agente siempre puede alcanzar sus objetivos (realizar un conjunto de tareas) independientemente de lo que hagan el resto de agentes (aunque el coste será mayor) y los agentes pueden beneficiarse de la cooperación (reduciendo el coste de cada agente). Sin embargo, en un SOD puede no ser posible llegar a un estado final que satisfaga los objetivos de todos los agentes implicados, bien porque ese estado no exista (no haya una intersección entre los  $G_i$  de los diferentes agentes), o bien porque el estado que satisface los objetivos de todos los agentes no sea alcanzable desde el estado inicial a partir de los planes conjuntos disponibles, o porque el coste de alcanzarlo lo haga inviable. Incluso en situaciones *cooperativas*, en las que existen objetivos comunes, alcanzables y viables desde el punto de vista del coste, pueden existir distintos estados que satisfagan a todos los agentes, y distintos modos (planes) de alcanzar dichos estados. Los diferentes agentes puede preferir unos estados objetivo sobre otros, y unos planes sobre otros, con lo que la complejidad de la negociación aumenta considerablemente.

### 2.2.3. Dominios orientados a valor

La principal restricción de los *dominios orientados a tareas* y los *dominios orientados a estados* es el hecho de que los objetivos de un agente son de carácter binario, esto es, o se alcanzan por completo o no se alcanzan. Los *dominios orientados a valor* permiten a los agentes relajar sus objetivos iniciales y obtener un cierto valor por la consecución parcial de objetivos. De manera similar a como ocurría con los SOD, un *dominio orientado a valor* (*WOD*) se define como una tupla

$$\langle S, Ag, J, c \rangle, \quad (2.7)$$

donde

- $S$  es el conjunto de todos los posibles estados, que se asume finito;
- $Ag = \{1, \dots, n\}$  es el conjunto de agentes que participan en la negociación, que se asume también finito;
- $J$  es el conjunto de posibles planes conjuntos entre los diferentes agentes; y
- $c : J \rightarrow (\mathbb{R}^+)^n$ , es una función de coste que asigna a cada plan  $j \in J$  un vector  $c^j = \{c_i^j | i = 1, \dots, n\}$ , donde cada  $c_i^j$  es un número real positivo que representa el *coste* para el agente  $i$  de ejecutar el plan  $j$ .

La diferencia entre SODs y WODs radica en el concepto de encuentro, que en este contexto se define como una asignación de valores para cada agente para cada uno de los posibles estados. Formalmente, un encuentro en un TOD  $\langle S, Ag, J, c \rangle$  es una tupla

$$\langle s_0, (W_1, \dots, W_n) \rangle, \quad (2.8)$$

donde

- $s_0 \in S$  es el estado inicial del mundo; y
- $W_i : S \rightarrow \mathbb{R}$  es la función *valor* del agente  $i$ , también llamada *objetivo* de  $i$ , que asigna a cada estado  $s \in S$  un número real  $W_i(s)$  que representa el valor que obtiene el agente  $i$  de la consecución del estado  $s$ .

La utilidad para un agente en este caso será la diferencia entre el valor que le proporcione el estado final  $s$  y el coste asociado al plan o conjunto de planes que se lleve a cabo para alcanzar ese estado. En el supuesto de que un agente  $i$  opere solo, existirá un plan  $j_i^{opt}$  que maximice esta diferencia, esto es [Rosenschein y Zlotkin, 1994]:

$$j_i^{opt} = \arg \left\{ \max_{j: s_0 \rightsquigarrow s \in J} [W_i(s) - c_i^j] \right\}. \quad (2.9)$$

En el caso de un encuentro entre múltiples agentes, la situación se complica, ya que la ejecución de un plan conjunto implica el acuerdo de múltiples agentes, que pueden beneficiarse en grado diferente de la ejecución del plan. Si los planes interfieren entre sí, se hace necesario negociar.

Un aspecto importante de los *SODs* y *WODs* que los diferencia de los dominios orientados a tarea es la posibilidad de negociar no sólo los medios (tareas o planes) que se ejecutan para alcanzar un objetivo (y con ellos, su coste asociado), sino también qué objetivo concreto se alcanza (y en el caso de los dominios orientados a valor, en qué grado). Esto convierte estos dominios de negociación en *dominios de negociación multiatributo*. Estos dominios, considerados de un modo más general, tienen gran interés para la negociación automática, por lo que los abordaremos con más detalle a continuación.

### 2.2.4. Dominios de negociación multiatributo

Una *negociación multiatributo* es aquella que implica la negociación de múltiples atributos de forma conjunta. El dominio de negociación en este tipo de negociaciones será un conjunto de tuplas sobre las que los agentes negociarán. Los elementos de estas tuplas serán, fundamentalmente, los atributos sobre los que debe alcanzarse el acuerdo. Utilizando una notación similar a las empleadas en [Rosenschein y Zlotkin, 1994] para los dominios de negociación descritos más arriba y en [Yokoo, 2001] para la definición de problemas de satisfacción de restricciones distribuidas, podemos definir formalmente un *dominio de negociación multiatributo* como una tupla

$$\langle X, D, Ag, U \rangle \quad (2.10)$$

donde

- $X = \{x_i | i = 1, \dots, n\}$  es un conjunto finito de atributos o variables;
- $D = \{d_i | i = 1, \dots, n\}$  es un conjunto finito de dominios, tal que cada dominio  $d_i$  representa los posibles valores de la variable  $x_i$ ;
- $Ag = \{1, \dots, m\}$  es el conjunto de agentes que participan en la negociación, que se asume también finito;
- $U = \{U^j | j = 1, \dots, m\}$ , donde  $U^j : D \rightarrow \mathbb{R}$  es la *función de utilidad* del agente  $j$ , que asigna a cada posible combinación de valores para la variable  $X$  o *acuerdo*  $s = \{s_i | i = 1, \dots, n; s_i \in d_i\}$  un número real, que representa la utilidad que tiene para el agente  $j$  el acuerdo  $s$ .

La principal característica de los dominios de negociación multiatributo es el hecho de que el espacio de soluciones es  $n$ -dimensional. Esto hace que las estrategias de negociación en el caso de múltiples atributos sean más complejas. Por ejemplo, a la hora de hacer una concesión a partir de una propuesta inicial, el agente no sólo debe decidir cuánto está dispuesto a conceder, sino también en qué *dirección* del espacio  $n$ -dimensional hacerlo [Lai *et al.*, 2004]. Y para hacerlo, debe tener en cuenta tanto su propia función de utilidad (dependiendo de en qué dirección se haga la concesión puede haber mayor o menor impacto para la utilidad del agente) como la utilidad del resto de participantes en la negociación (conceder en la dirección que es más importante para el resto de agentes puede hacer que una oferta sea más apetecible y por tanto puede incrementar la probabilidad de acuerdo). En particular, en negociaciones multiatributo puede llegarse a compromisos (*trade-offs*) entre los diferentes atributos que hagan posible la consecución de soluciones de ganancia mutua (*win-win solutions*) [Faratin *et al.*, 2002]. Por otro lado, las negociaciones multiatributo pueden llevarse a cabo de diferentes maneras en cuanto al manejo de los diferentes atributos durante el proceso de negociación [Fatima *et al.*, 2004]. Podemos encontrarnos procesos de negociación

multiatributo *separados*, donde los atributos se negocian simultáneamente y de manera independiente. Negociaciones multiatributo *simultáneas* son aquellas en las que los atributos se negocian en conjunto y de manera simultánea. Por último, tenemos las negociaciones multiatributo *secuenciales*, en las que los atributos se negocian de uno en uno. En estas últimas el orden en que se negocian los atributos (también llamado *agenda*) adquiere una importancia crucial en el desarrollo de la negociación [Inderst, 2000].

Además de la complejidad inherente al proceso de negociación, los dominios de negociación multiatributo plantean dificultades adicionales a la hora de modelar las preferencias de los agentes. El modelo definido arriba asume la existencia de funciones de utilidad que mapean el espacio  $n$ -dimensional de posibles soluciones a valores reales que representan la utilidad de cada agente para esos contratos. En entornos de negociación reales, es usual que haya un número elevado de atributos sobre los que negociar, y que la preferencia de un agente sobre un determinado atributo se vea influida por el valor de otros atributos (interdependencia entre atributos). Los modelos de utilidad juegan un papel fundamental en los modelos de negociación en entornos complejos, por lo que los estudiaremos en profundidad en la siguiente sección.

### 2.3. Modelado de preferencias de agentes

Desde el punto de vista de la teoría de la decisión, las preferencias expresan la satisfacción absoluta o relativa de un individuo acerca de una elección particular entre diferentes opciones [Keeney y Raiffa, 1976]. Chevaleyre clasifica las formas de estructurar las preferencias de un agente en cuatro grandes familias [Chevaleyre *et al.*, 2006]:

- Estructuras de preferencia *binarias*, que particionan el dominio como un conjunto de estados que pueden estar a 0 ó a 1.
- Estructuras de preferencia *ordinales*, en las que existe una relación binaria  $\preceq$ , reflexiva y transitiva, que permite determinar si un agente prefiere una opción  $x$  a otra opción  $y$ , y se denota  $x \preceq y$ . La preferencia estricta se denota con  $\prec$ , y la indiferencia con  $\sim$ .
- Estructuras de preferencia *cardinales*, constituidas por una *función de utilidad* de la forma  $u : D \rightarrow V$ , donde  $V$  es un conjunto de valores numéricos, típicamente  $[0, 1]$ ,  $\mathbb{N}$  ó  $\mathbb{R}^+$ .
- Estructuras de preferencia *difusas*, constituidas por funciones de preferencia del tipo  $\mu : X \times X \rightarrow [0, 1]$ , tal que  $\mu(x, y)$  expresa el grado en que se prefiere  $x$  sobre  $y$ .

Chevaleyre apunta también cinco propiedades que deben ser analizadas en la investigación de modelos de preferencias de agentes:

- *Elicitación*, que evalúa la facilidad de representar con un determinado modelo las preferencias reales de un agente en un escenario.
- *Relevancia cognitiva*, que representa la cercanía de la representación a la percepción humana de las preferencias.
- *Potencia expresiva*, que se refiere al abanico de preferencias que pueden expresarse empleando un modelo concreto.
- *Complejidad computacional*, que alude a la complejidad para un agente de evaluar una alternativa, comparar dos alternativas o encontrar una alternativa óptima.
- *Concisión (succintness)*, entendida como la comparación entre el tamaño de la expresión del espacio de preferencias utilizando un modelo de preferencias u otro.

En negociación automática, la caracterización de preferencias tiene una influencia crítica sobre los protocolos de negociación y los mecanismos de toma de decisiones. El desafío de modelar las preferencias de los agentes que participan en una negociación es especialmente importante en entornos reales, donde los espacios de utilidad son particularmente complejos. A continuación realizamos un breve repaso de diferentes aproximaciones al modelado de preferencias de agentes, con especial interés en el modelado de preferencias basado en teoría de utilidad multiatributo.

### 2.3.1. Representaciones basadas en lenguajes de lógica

Los lenguajes de lógica suponen una forma concisa y legible de representar preferencias de agentes. Lang distingue cinco tipos de lenguajes basados en lógica para el modelado de preferencias [Lang, 2004]: *representación proposicional básica*, *objetivos ponderados*, *objetivos priorizados*, *lógica condicional* y *preferencias “ceteris paribus”*.

En la *representación proposicional básica* se define una fórmula proposicional objetivo  $G$  y se evalúa la utilidad de una posible solución  $s$  como

$$u_G(s) = \begin{cases} 1 & \text{si } s \models G \\ 0 & \text{si } s \models \neg G \end{cases}, \quad (2.11)$$

donde  $s \models G$  denota que la solución  $s$  satisface la proposición  $G$ . Evidentemente se trata de una función muy simple, que sólo permite un modelado binario de la utilidad (estados objetivo y estados no objetivo). Existen formas de extender esta representación utilizando múltiples fórmulas proposicionales

$$G = \{G_1, \dots, G_n\} \quad (2.12)$$

y calculando la utilidad de un estado en función de *cuántas* de las fórmulas satisface. La representación basada en *objetivos ponderados* generaliza la representación anterior ponderando

los objetivos mediante variaciones numéricas, creando una estructura del tipo

$$G = \{\langle \alpha_1, G_1 \rangle, \dots, \langle \alpha_n, G_n \rangle\}. \quad (2.13)$$

La utilidad de una solución candidata se calcula obteniendo primero las valoraciones de los objetivos que son satisfechos por la solución y las valoraciones de los objetivos no satisfechos por la solución, agregando entonces esas valoraciones con una función adecuada. Otras aproximaciones, en lugar de ponderar los objetivos mediante valores numéricos, los ordenan mediante una relación de prioridad, creando un esquema de *objetivos priorizados* [Geffner, 1992].

La *lógica condicional* asocia cada objetivo a un contexto, de manera que

$$G = \{C_1 : G_1, \dots, C_n : G_n\}, \quad (2.14)$$

de manera que  $C_i : G_i$  se interpreta como “para el contexto  $C_i$ , el estado más deseable es  $G_i$ ”, lo que permite establecer una preferencia entre objetivos en función del contexto.

Las preferencias “*ceteris paribus*” permiten expresar deseos del tipo “si el resto de factores permanece constante, prefiero estas opciones a estas otras”. Formalmente se representa como una relación entre tres fórmulas proposicionales  $C$ ,  $G$ , y  $G'$  y un conjunto de variables  $V$  que contiene a aquellas incluidas en  $G$  y  $G'$ . El deseo “*ceteris paribus*”

$$C : G > G' [V] \quad (2.15)$$

representa que, si el contexto dado por  $C$  es cierto, y asumiendo que todas las variables “irrelevantes” (esto es, aquellas que no forman parte de  $V$ ) no cambian, el agente prefiere que  $G \wedge \neg G'$  sea cierto frente a  $G' \wedge \neg G$ .

Finalmente, las representaciones lógicas de preferencias basadas en *distancias* definen la preferencia de una determinada solución  $s$  en función de su distancia al objetivo  $G$ , que será 0 si  $s$  satisface  $G$ , y en caso contrario la distancia entre  $s$  y la solución más cercana que satisfaga  $G$ . Formalmente, la utilidad de  $s$  vendrá dada por

$$u(s) = -d(s, G) = -\min_{s' \models G} d(s, s'). \quad (2.16)$$

La principal desventaja de los objetivos ponderados es la dificultad de la elicitación de preferencias de forma numérica. Los objetivos priorizados, al no permitir compensación entre objetivos, ven limitada su expresividad. Las preferencias “*ceteris paribus*” se acercan más a la forma en que los humanos expresamos nuestras preferencias, pero su elevada complejidad computacional limita su aplicación en los casos más generales [Chevaly et al., 2006].



### 2.3.2. Representaciones basadas en lenguajes de subasta

Los *lenguajes de subasta* se emplean para representar ofertas en subastas combinatorias. Adquieren especial importancia cuando el espacio de posibles ofertas y valoraciones de las mismas es grande, ya que la elección de un lenguaje de representación adecuado puede contribuir de manera significativa a la concisión de las ofertas.

La forma más básica de oferta es aquella en la que el agente expresa su preferencia por un único conjunto de productos, enviando un par  $(P, p)$ , donde  $P$  es un subconjunto de los productos disponibles y  $p$  es el precio que el agente está dispuesto a pagar por el conjunto  $P$ . En este caso la utilidad de un conjunto solución  $S$  será  $u(S) = p$  si  $P \subseteq S$  y  $u(S) = 0$  en caso contrario. Es lo que se conoce como una *oferta atómica*.

La forma más utilizada de representación de ofertas es probablemente el *lenguaje OR*. En este caso, el agente envía al subastador un número arbitrario de ofertas atómicas, esto es, una colección de pares  $(P_i, p_i)$ . Al emplear el lenguaje OR, el agente declara que está dispuesto a obtener cualquier combinación de ofertas atómicas disjuntas entre las enviadas por la suma de sus precios respectivos. Evidentemente, el lenguaje OR sólo permite representar valoraciones aditivas de ofertas, por lo que no sirve, por ejemplo, para representar reducciones de precio ocasionadas por adquirir varios conjuntos de productos. Los *lenguajes XOR* también emplean el envío al subastador de pares  $(P_i, p_i)$ , pero en este caso el agente expresa que sólo está dispuesto a adquirir *uno cualquiera* de los conjuntos por los que puja. Los lenguajes XOR permiten la representación de todas las posibles valoraciones, pero presentan el problema de ser considerablemente menos concisos que los lenguajes OR.

Para resolver estas limitaciones de los lenguajes OR y XOR aparecen combinaciones de los mismos. Por ejemplo, un agente puede enviar al subastador un número arbitrario de ofertas XOR, indicando que está dispuesto a adquirir cualquier combinación de las mismas, cada una por su respectivo precio. Estaríamos ante una oferta *OR-de-XORs*. En una oferta *XOR-de-ORs*, por contra, el agente enviaría un número arbitrario de ofertas OR, de las que sólo estaría dispuesto a obtener *una cualquiera*. Existen escenarios de preferencias para los que la representación OR-de-XORs es exponencialmente más concisa que la representación XOR-de-ORs, y viceversa. De forma más general, un agente puede expresar su oferta como una fórmula OR/XOR. Una fórmula OR/XOR se define de forma recursiva como la aplicación de un operador OR ó XOR, donde los operandos pueden ser ofertas atómicas o, de forma recursiva, fórmulas OR/XOR. Todas las representaciones anteriores pueden entenderse como casos particulares de esta representación general.

Una representación que logra aunar la expresividad de los lenguajes XOR con la concisión de los lenguajes OR es el denominado *lenguaje OR\**, que incorpora productos “falsos” a las representaciones OR. La función de estos productos “falsos” es la de permitir representar

operaciones XOR como operaciones OR. Por ejemplo, la oferta  $(P_1, p_1) XOR (P_2, p_2)$  puede representarse como  $(P_1 \cup \{d\}, p_1) OR (P_2 \cup \{d\}, p_2)$ , donde  $d$  es un elemento falso cuya única función es hacer que las dos ofertas atómicas no sean disjuntas, y por tanto no puedan adquirirse simultáneamente [Nisan, 2006].

### 2.3.3. Representaciones mediante funciones de utilidad

Una forma típica de modelar preferencias es el uso de funciones de utilidad. Como veíamos al tratar los dominios de negociación multiatributo, en el caso más general una función de utilidad en un dominio caracterizado por una tupla  $\langle X, D, Ag, U \rangle$  es de la forma  $U^j : D \rightarrow \mathbb{R}$  y asigna a cada posible combinación de valores de  $X$  o *acuerdo*  $s = \{s_i | i = 1, \dots, n; s_i \in d_i\}$  un número real, que representa la utilidad que tiene para el agente  $j$  el acuerdo  $s$ .

La forma más básica de representar una función de utilidad es hacer una enumeración de los puntos del espacio de soluciones que tienen un valor de utilidad distinto de cero. Así, la función de utilidad puede representarse como un conjunto de pares  $\langle s, u(s) \rangle | u(s) \neq 0$ , donde  $u(s)$  es la utilidad del agente para la solución  $s$ . Es fácil ver que, aunque esta forma de representar la función de utilidad es completamente expresiva, su cardinalidad puede crecer exponencialmente con el número de atributos.

Una de las representaciones más utilizadas es el modelo de utilidad *lineal aditivo*. En él se considera que los diferentes atributos negociados son independientes entre sí, y que la utilidad de una solución se obtiene mediante la suma ponderada de las utilidades de sus diferentes atributos. Formalmente, asumiendo el conjunto de atributos  $X = \{x_i | i = 1, \dots, n\}$ , la utilidad de una solución potencial  $s = \{s_i | i = 1, \dots, n\}$  para un agente  $j$  es

$$U^j(s) = \sum_{1 \leq i \leq n} \omega_i^j U_i^j(s_i), \quad (2.17)$$

donde  $W^j = \{\omega_i^j | i = 1, \dots, n\}$  modela la importancia que el agente  $j$  asigna a cada atributo negociado  $x_i$  como un peso  $\omega_i^j$ . Esta representación de la función de utilidad de utiliza ampliamente en la literatura [Faratin *et al.*, 2002], pero solo es aplicable cuando los atributos son independientes y las preferencias de los agentes son aditivas.

Las *funciones de utilidad k-aditivas* [Grabisch, 1997] tienen como objetivo representar de manera concisa y eficiente espacios de preferencias complejos, en los que existe dependencia entre atributos. Una función de utilidad k-aditiva sobre un conjunto de atributos dado por  $X = \{x_i | i = 1, \dots, n\}$  tiene la forma

$$U^j(s) = \sum_{i=1 \dots n} \alpha_i^j s_i + \sum_{i,p=1 \dots n} \alpha_{ip}^j s_i s_p + \sum_{i,p,q=1 \dots n} \alpha_{ipq}^j s_i s_p s_q + \dots, \quad (2.18)$$

donde los coeficientes  $\alpha$  modelan las dependencias entre grupos de hasta  $k$  atributos, con  $k \leq n$ . Las funciones de utilidad k-aditivas se consideran totalmente expresivas, ya que pueden

representar cualquier función de utilidad si se toma un valor de  $k$  suficientemente grande. Sin embargo, puesto que la complejidad computacional aumenta con el valor de  $k$ , y se reduce la concisión de la representación, sólo podrá aplicarse a dominios en los que las preferencias de los agentes puedan modelarse empleando valores razonables de  $k$ .

Otra función que se emplea ampliamente en la literatura para el modelado de espacios de utilidad de dos atributos, y especialmente en el contexto de los algoritmos evolutivos, es la función campana bidimensional (*2-dimensional bell function*), en la que la utilidad se representa mediante un conjunto de “conos”, cada uno de los cuales contribuye a la utilidad de una solución con un valor

$$u(s) = \begin{cases} h - \frac{2h \cdot d(s)^2}{r^2} & \text{si } d(s) < \frac{r}{2} \\ \frac{2h(d(s)-r)^2}{r^2} & \text{si } \frac{r}{2} \leq d(s) < r \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}, \quad (2.19)$$

donde  $h$  es la altura del cono,  $r$  es el radio y  $d(s)$  es la distancia euclídea entre la solución  $s$  y el centro del cono. Con diferentes valores de  $h$  y  $r$  y diferente número de conos, esta función permite representar espacios de utilidad de complejidad ajustable, como el que se muestra en la Figura 2.1 para un total de 30 conos generados aleatoriamente. Por otro lado, permite representar con facilidad escenarios de preferencias basados en distancias a puntos de interés, como mapas de cobertura en gestión de redes de comunicaciones inalámbricas, o áreas de influencia. Asimismo, puesto que su definición sólo implica distancias euclídeas, es fácilmente generalizable a espacios  $n$ -dimensionales.

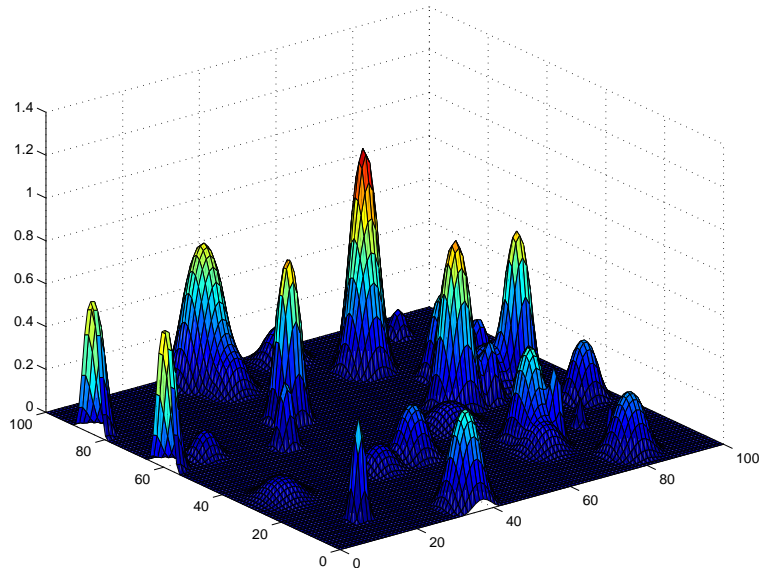


Figura 2.1: Ejemplo de un espacio de utilidad no lineal modelado empleando la función de campana bidimensional.

### 2.3.4. Representaciones basadas en grafos

Robu emplea *grafos de utilidad* para representar preferencias en negociaciones bilaterales asimétricas [Robu *et al.*, 2005]. Supongamos que un comprador y un vendedor negocian la adquisición de un paquete de productos  $s$  que es un subconjunto de un conjunto global de productos  $D$ . Robu considera el caso en que la función de utilidad puede descomponerse empleando subgrupos de productos  $C_1, \dots, C_r$  tales que la utilidad de un determinado paquete  $s$  sea una suma de sub-funciones de utilidad correspondientes a los subgrupos a los que pertenece. Formalmente, se define la descomposición de una función de utilidad  $u$  como un conjunto de funciones

$$u_i : \text{Dom}(C_i) \rightarrow \mathbb{R} \mid i = 1, \dots, r, \quad (2.20)$$

tales que

$$u(s) = \sum_i u_i(c_i) \quad (2.21)$$

donde  $\text{Dom}(C_i) = \{0, 1\}^{|C_i|}$  es el dominio de todos los subconjuntos posibles del subconjunto  $C_i$ , y  $c_i$  es la asignación a las variables de dicho dominio en función de los valores de  $s$ .

Esta descomposición puede representarse como un grafo no dirigido  $G = (V, E)$  en el que los nodos  $V$  representan el conjunto de productos que se negocian, y las conexiones entre dos nodos representan la existencia de al menos un subconjunto  $C_i$  que contiene ambos productos. Esta representación se denomina *grafo de utilidad*.

En un contexto similar, Dunne emplea una clase particular de grafos, inspirados en las redes lógicas combinatoriales, para el modelado de espacios de utilidad. Una *red lógica combinatorial*  $C$  puede verse como un grafo acíclico con  $|C|$  nodos, caracterizado por:

- $m$  nodos de entrada  $Z_m$ , etiquetados como  $\langle z_1, \dots, z_m \rangle$ , cada uno de los cuales tiene grado de entrada 0;
- $s$  nodos de salida, denominados *vector de resultados*, etiquetados como  $\langle t_{s-1}, \dots, t_0 \rangle$ , que tienen grado de salida 0;
- un conjunto de  $|C| - m - s$  nodos intermedios, cada uno de los cuales tiene como mucho grado 2 de entrada y al menos grado 1 de salida; y
- un conjunto de  $|C| - m$  operaciones booleanas, asociadas cada una a un nodo que no sea de entrada (*puertas lógicas*).

En este contexto, cualquier instanciación de los nodos de entrada a  $\alpha \in \langle 0, 1 \rangle^m$  induce un valor booleano a la salida de cada puerta de  $C$ , y en última instancia induce una  $s$ -tupla en el vector resultado  $\langle t_{s-1}(\alpha), \dots, t_0(\alpha) \rangle$ . Puede demostrarse que cualquier función de utilidad en un escenario de asignación de  $m$  recursos puede representarse empleando una red combinatorial de  $m$  entradas, esto es, la representación de funciones de utilidad empleando redes lógicas combinatoriales es totalmente expresiva [Dunne *et al.*, 2005].

Además de tener la capacidad de representar espacios de utilidad complejos, las representaciones basadas en grafos permiten reducir de forma considerable el tamaño de la representación respecto a las representaciones básicas de combinaciones de productos o recursos (que tienen cardinalidad  $2^m$ ), y en muchos casos permiten diseñar mecanismos de proceso de la representación basados en técnicas conocidas de teoría de grafos, lo que puede suponer una mejora significativa en términos de eficiencia [Marsa-Maestre *et al.*, 2009c].

### 2.3.5. Representaciones basadas en restricciones

Otra forma de modelar preferencias es el uso de restricciones sobre los valores de los atributos. Existe gran variedad de modelos y aproximaciones de negociación multi-atributo que utilizan restricciones en diferentes formatos, desde restricciones difusas a restricciones ponderadas [Luo *et al.*, 2003, Lin *et al.*, 2003, Ito *et al.*, 2007, Lopez-Carmona *et al.*, 2006b]. Los problemas de satisfacción de restricciones constituyen una aproximación particular para la resolución de problemas de decisión multiatributo (*Multi-Attribute Decision Problem, MADP*). La teoría de decisión se utiliza para resolver problemas de decisión en economía, especialmente en los casos en que existe incertidumbre y riesgo. Dada una función de utilidad, las preferencias del decisor están totalmente determinadas, y la solución óptima es el resultado que da utilidad máxima. En el caso de múltiples atributos [Keeney y Raiffa, 1976], se habla de teoría de utilidad multi-atributo (*multi-attribute utility theory, MAUT*). Formalmente, un problema de decisión multi-atributo se define como:

1. Un conjunto de atributos  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ .
2. Un conjunto de valores de dominio  $D = \{D_1, \dots, D_n\}$ , donde cada  $D_i$  es el conjunto de posibles valores para el atributo  $x_i$ .
3. Un conjunto de restricciones  $C = \{C_1, \dots, C_m\}$ , donde cada  $C_j$  es una función o subconjunto de atributos que restringe los valores que pueden tomar los diferentes atributos de la negociación.
4. Un conjunto de posibles soluciones  $O = \{o_1, \dots, o_l\}$ , donde cada  $o_j$  es un elemento del espacio de posibles soluciones  $D$ , por lo que  $O$  es un subconjunto de  $D$ .
5. Un conjunto de enunciados de preferencia  $P = \{P_1, \dots, P_m\}$ .

Los agentes negocian sobre el mismo conjunto de atributos y sobre el mismo dominio, pero cada uno tiene un conjunto distinto de restricciones y enunciados de preferencia. En el proceso de negociación, los agentes tratan de maximizar sus preferencias, y para ello tienen que resolver el MADP correspondiente. Entre las diferentes aproximaciones para el modelado de preferencias desde la perspectiva de los MADPs, comentaremos brevemente los problemas de satisfacción de restricciones (*constraint satisfaction problems, CSPs*). Para una panorámica más detallada sobre métodos de MADP puede consultarse [Zhang y Pu, 2004].

Un *problema de satisfacción de restricciones* se define como una tupla  $\langle X, D, C \rangle$ , donde  $X$  es un conjunto de variables,  $D$  es un conjunto de dominios para las variables y  $C$  es un conjunto de restricciones. Una solución para un CSP es un conjunto de asignaciones de valores a los diferentes atributos  $s = \{x_1 = s_1, \dots, x_n = s_n\}$ , donde se satisfacen todas las restricciones en  $C$ . En este sentido, las restricciones son rígidas (*crisp* o *hard*), ya que pueden ser satisfechas o no satisfechas. Existe gran variedad de aproximaciones desarrolladas para resolver este problema. Un enfoque simple es, sencillamente, generar una solución y probar si satisface las restricciones. Sin embargo, para un CSP complejo este algoritmo no es práctico por la complejidad computacional que entraña. Un método más eficiente es el algoritmo de vuelta atrás (*backtracking*), que básicamente realiza una búsqueda en profundidad (*depth-first search*) en el espacio de soluciones potenciales del CSP. Sin embargo, la complejidad de este algoritmo para la mayoría de problemas no triviales es exponencial. Otros algoritmos de búsqueda para CSPs clásicos son: examen hacia adelante (*forward checking*) y vista al frente parcial, completa o realmente completa (*partial lookahead*, *full lookahead*, y *really full lookahead*). La solución de un CSP clásico requiere que se satisfagan todas las restricciones. Un MADP, por contra, tiene un conjunto de preferencias, algunas de las cuales pueden resultar no satisfechas para encontrar la solución óptima. Para solventar esta diferencia, los CSPs clásicos se pueden extender a CSPs flexibles (*soft* o *flexible*), en los que no es necesario que se satisfagan todas las restricciones .

Los *CSPs difusos o borrosos* (*Fuzzy CSPs*, *FCSPs*) extienden las restricciones rígidas por medio de restricciones difusas. Una restricción difusa es una correspondencia  $D^n \times D^n \rightarrow [0, 1]$ , que mapea una región del espacio de soluciones a un determinado valor del intervalo  $[0, 1]$ . La solución a un CSP borroso es un conjunto de  $n$ -tuplas de valores máximos. El valor asociado a cada  $n$ -tupla se obtiene minimizando los valores de todas sus sub-tuplas. Un FCSP puede resolverse de modo similar a un CSP clásico convirtiendo sus restricciones difusas en restricciones duras.

Los *CSPs probabilísticos* (*Probabilistic CSPs*, *PCSPs*) modelan aquellas situaciones en las que cada restricción  $c$  tiene una cierta probabilidad independiente  $p(c)$  de ser parte de un problema real dado. Sea  $v$  una  $n$ -tupla de valores. Considerando todas las restricciones no satisfechas por la  $n$ -tupla, podemos deducir que la probabilidad de que la  $n$ -tupla sea solución es  $\prod_{C(\neg v)} (1 - p(c))$ , donde  $C(\neg v) \in C$  es el conjunto de restricciones no satisfechas por  $v$ . El objetivo de la resolución de un PCSP es obtener la  $n$ -tupla que tenga máxima probabilidad. La principal diferencia con los FCSPs radica en el hecho de que los PCSPs contienen restricciones duras con niveles de probabilidad, mientras que los FCSPs contienen restricciones borrosas. Además, los criterios para determinar la solución óptima son diferentes.

Los *CSPs ponderados* (*Weighted CSPs*, *WCSPs*) permiten modelar problemas de optimización donde el objetivo es minimizar el coste total de una solución. Hay una función de

coste para cada restricción, y el coste total se define sumando los costes de cada restricción. De un modo más formal, podemos definir los atributos que se negocian como un conjunto finito de variables  $x = \{x_i | i = 1, \dots, n\}$ , y un contrato (o una posible solución al problema de negociación) como un vector  $s = \{s_i | i = 1, \dots, n\}$  definido por los valores de los atributos.

En los CSP ponderados, el espacio de utilidad de los agentes se define como un conjunto de restricciones  $C = \{c_k | k = 1, \dots, l\}$ . Cada restricción  $c_k$  tiene un valor de utilidad asociado  $u(c_k)$ . Denotaremos como  $s \in x(c_k)$  el hecho de que  $s$  pertenezca al conjunto de contratos que satisfacen la restricción  $c_k$ . La utilidad de un agente para un contrato  $s$  se define como

$$u(s) = \sum_{c_k \in C | s \in x(c_k)} u(c_k), \quad (2.22)$$

esto es, la suma de los valores de utilidad de todas las restricciones satisfechas por  $s$ . Este tipo de funciones de utilidad produce espacios de utilidad no lineales, con puntos elevados donde se satisfacen muchas restricciones, y regiones bajas donde se satisfacen pocas o ninguna restricción. La Figura 2.2 muestra un ejemplo del tipo de espacio de utilidad que puede modelarse empleando restricciones ponderadas.

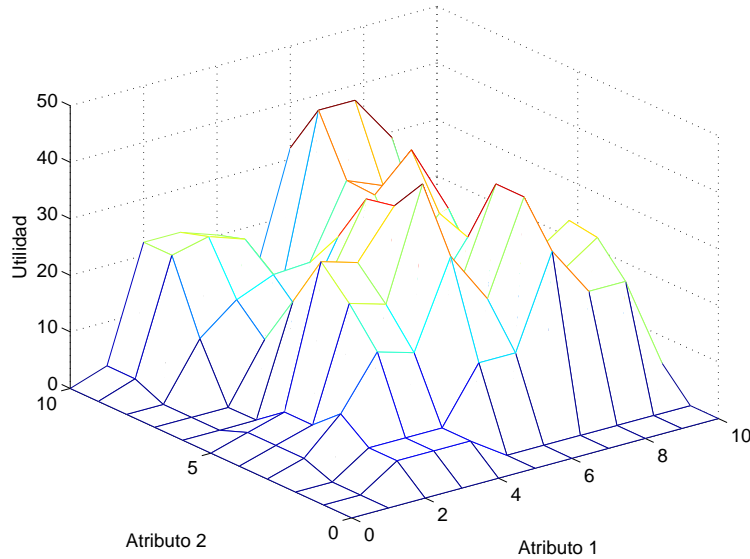


Figura 2.2: Ejemplo de un espacio de utilidad no lineal modelado empleando restricciones ponderadas.

Hay tres razones principales que hacen que la utilización de restricciones como núcleo de un modelo de negociación sea muy conveniente. En primer lugar, constituyen un modo eficiente de capturar requisitos. En segundo lugar, las restricciones permiten expresar compromisos entre los diferentes valores posibles para los atributos. Finalmente, la utilización de restricciones para expresar ofertas por turnos hace posible delimitar qué región del espacio

de soluciones se explora en un determinado intercambio. Restringir la región del espacio de soluciones explorada de acuerdo con las restricciones intercambiadas por los agentes es una técnica ampliamente utilizada en negociación automática [Lopez-Carmona, 2006], ya que la reducción del espacio de búsqueda supone una mejora en cuanto a eficiencia.

## 2.4. Protocolos de interacción

En negociación automática, los protocolos de interacción definen las reglas de encuentro entre los agentes participantes. Un protocolo de negociación especifica las circunstancias bajo las que tiene lugar la interacción y determina tanto qué secuencias de ofertas entre agentes se permiten como a qué tipo de acuerdos puede llegarse y cómo se establecen éstos. Por ello, los protocolos de interacción serán otro de los elementos clave de la negociación automática [Fatima *et al.*, 2004]. Al igual que en el caso de los dominios de negociación y de los modelos de preferencias, los protocolos de interacción pueden clasificarse atendiendo a diferentes criterios.

Atendiendo a la cardinalidad de la negociación, podemos hablar de negociaciones *uno a uno*, *uno a muchos* o *muchos a muchos*. Las negociaciones *uno a uno* o *negociaciones bilaterales*, donde dos agentes negocian entre sí, constituyen la situación conceptualmente más sencilla en cuanto a cardinalidad de negociación se refiere. Las negociaciones bilaterales, debido a su interés teórico y al amplio abanico de interacciones reales que puede modelar (e.g. interacciones comprador-vendedor, o interacciones B2B), han sido estudiadas ampliamente en la literatura [Rosenschein y Zlotkin, 1994, Faratin *et al.*, 2002, Lopez-Carmona y Velasco, 2006a]. Dentro del ámbito multilateral, las negociaciones *uno a muchos*, en las que un agente negocia con un grupo de múltiples agentes, son el escenario habitual en los protocolos de subasta [Kehagias *et al.*, 2005, Teich *et al.*, 1999]. Por último, las negociaciones *muchos a muchos*, en las que muchos agentes interaccionan con otros muchos agentes, constituyen el escenario más complejo [Friedman y Rust, 1993].

Otra característica diferenciadora importante entre los protocolos de negociación es la utilización o no de un mediador. En los *protocolos sin mediador* (o *no mediados*), la comunicación entre los diferentes participantes es directa [Sunil *et al.*, 1997, Faratin *et al.*, 2002]. En los *protocolos con mediador* (o *mediados*), existe un intermediario entre los participantes que suele actuar como conductor y árbitro de la negociación. La elección de protocolos mediados o no mediados dependerá generalmente de las restricciones del escenario de negociación concreto. En ocasiones, el carácter de la negociación requiere la presencia de un mediador para asegurar la consecución de acuerdos. En otras ocasiones, se emplean mediadores para minimizar la revelación de información privada entre participantes.



Atendiendo a la forma en que el proceso de negociación tiene lugar, el modo más sencillo de interacción lo constituyen los protocolos *de un sólo disparo* (*one-shot protocols*). En los protocolos de un solo disparo, la interacción se limita a la emisión por parte de los agentes de una o varias ofertas simultáneas, que el resto de agentes pueden aceptar o rechazar. La extensión inmediata de este proceso son los protocolos *iterativos*, en las que se produce un intercambio de ofertas entre los agentes en sucesivas iteraciones [Osborne y Rubinstein, 1990, Faratin *et al.*, 2002, Lopez-Carmona y Velasco, 2006a].

Puesto que la cardinalidad de la negociación y el uso o no de mediador vendrán dados en la mayoría de los casos por el escenario de negociación, el aspecto que habrá que tener en cuenta a la hora de escoger un protocolo de negociación u otro será la forma en que el proceso de negociación tiene lugar. A continuación haremos un recorrido por las diferentes formas de llevar a cabo la negociación: protocolos de un sólo disparo y protocolos iterativos. Finalmente, abordaremos una familia especialmente característica de protocolos de interacción, los *protocolos de subasta*.

#### 2.4.1. Protocolos de un solo disparo

Los protocolos de interacción de un solo disparo se caracterizan porque la negociación se resuelve en un solo paso. Sólo se produce un intercambio de mensajes entre los agentes, y ese intercambio es suficiente para decidir si hay o no acuerdo. El ejemplo clásico de protocolo de un solo disparo es el juego de demanda de Nash (*Nash demand game*) [Nash, 1950]. En este juego interaccionan dos agentes, que simultáneamente solicitan una porción de un recurso (típicamente, un trozo de un pastel). Si, una vez que cada agente ha hecho su solicitud, la suma de las porciones solicitadas es inferior o igual al total del recurso, hay acuerdo y ambos agentes obtienen lo que han solicitado. En caso contrario, no hay acuerdo y ninguno de los agentes obtiene nada. Nash emplea este sencillo juego para estudiar diferentes aspectos de las relaciones de negociación bilateral.

Otro ejemplo de protocolo de un solo disparo lo constituyen las *subastas de sobre cerrado* (*sealed auctions*). En las subastas de sobre cerrado, todos los participantes presentan sus ofertas simultáneamente de forma sellada, de tal manera que ninguno conoce las ofertas de los otros participantes. Sólo se envía una única ronda de ofertas, tras la cual el mediador o subastador decide el ganador de la subasta [Engelbrecht-Wiggans, 1980].

#### 2.4.2. Protocolos iterativos

La mayoría de los protocolos presentes en la literatura son iterativos. El objetivo principal de los protocolos iterativos es proporcionar a los agentes la posibilidad de refinar las soluciones potenciales al problema en las sucesivas iteraciones, permitiendo a los agentes ajustar sus

ofertas de acuerdo con la información que poseen sobre ofertas pasadas del resto de agentes, lo que permite llegar a soluciones mejores.

Osborne y Rubinstein plantean un protocolo de interacción iterativo sencillo para negociaciones bilaterales, conocido como *protocolo de ofertas alternadas* (*alternating offer protocol*). El protocolo define a dos agentes, comprador y vendedor, que regatean acerca del precio de un producto. La interacción se desarrolla por turnos, en los que el agente que tiene el turno puede generar una propuesta o aceptar la última propuesta recibida de su oponente. El modelo funciona bajo los siguientes supuestos [Osborne y Rubinstein, 1990]:

- el desacuerdo es el peor resultado posible para un agente;
- los agentes buscan maximizar su propia utilidad; y
- el tiempo es valioso: para una posible solución  $s$  y dos instantes  $t_1$  y  $t_2$  tales que  $t_2 > t_1$ , se cumple que  $u(s, t_2) < u(s, t_1)$  para ambos agentes.

Bajo estos supuestos, y asumiendo un comportamiento racional para los agentes, los agentes tenderán a intentar generar en cada iteración ofertas que aumenten la probabilidad de llegar a un acuerdo, para evitar la pérdida de utilidad que suponen las sucesivas iteraciones. Por supuesto, las utilidades de los agentes no tienen por qué variar de una misma forma, por lo que puede haber agentes que se comporten de un modo más arriesgado, egoísta o cooperativo.

Los agentes pueden intentar mejorar sus ofertas en las sucesivas iteraciones empleando diferentes técnicas. Estas técnicas entran más en el campo de los mecanismos de decisión de los agentes que veremos en la siguiente sección, por lo que sólo las comentaremos brevemente. Rosenschein y Zlotkin describen un *protocolo de concesión monótono* (*monotonic concession protocol*) en el que cada sucesiva iteración supone que el agente rebaja el nivel de utilidad de su oferta en una cantidad fija  $\delta$ , esperando que así la oferta resulte más aceptable para su oponente. Una oferta es aceptada por un agente si la utilidad que le proporciona es mayor que la proporcionada por su última oferta. Dados dos agentes  $i$  y  $j$ , el protocolo para el agente  $i$  puede describirse mediante el Algoritmo 2.1.

---

**Algoritmo 2.1:** Protocolo de concesión monótona

---

```

aceptado = false;
t = t0;
Emitir propuesta inicial si(t0);
t = t + 1;
Recibir propuesta del oponente sj(t);
while ui(sj(t)) ≥ ui(si(t - 1)) do
    t = t + 1;
    Emitir propuesta si(t) tal que ui(si(t - 1)) ≥ ui(si(t)) + δ;
    t = t + 1;
    Recibir propuesta del oponente sj(t);
end
Acepta propuesta del oponente sj(t);

```

---

Sobre el mismo protocolo de ofertas alternadas, y en el contexto de la negociación multiatributo con utilidades lineales aditivas, Faratin propone la aplicación de un mecanismo para la generación de soluciones de compromiso (*trade-offs*), de forma que no sea necesario realizar concesiones. En este caso, la propuesta  $s(t)$  generada por un agente  $i$  en una determinada iteración tiene la misma utilidad que la última propuesta generada (esto es,  $u_i(s_i(t)) = u_i(s_i(t-1))$ ), pero la nueva propuesta se genera de tal forma que es *más similar* a la última propuesta recibida  $s_j(t)$ . El hecho de que el modelo de preferencias sea lineal aditivo hace que sea esperable que una mayor similitud entre ofertas implique una mayor utilidad para el oponente [Faratin *et al.*, 2002].

Otra posibilidad dentro de los protocolos iterativos son los *protocolos expresivos o con argumentación*, en los que se aprovechan las sucesivas iteraciones del protocolo para enviar metainformación que permita al oponente mejorar sus propuestas. López-Carmona define un protocolo expresivo para negociaciones bilaterales comprador-vendedor con modelos de preferencias basados en restricciones difusas. Durante la negociación, el comprador puede emitir *requerimientos de compra*, expresados usando restricciones sobre los atributos que definen los diferentes productos. El vendedor puede entonces ofrecer al comprador un producto que satisfaga su requerimientos de compra o rechazar el requerimiento. Si el requerimiento es rechazado, el vendedor puede emitir un *requerimiento de relajación*, indicando al comprador qué restricciones debería relajar para facilitar que se alcance un acuerdo. Los requerimientos de relajación se calculan teniendo en cuenta qué productos del catálogo suponen una utilidad elevada para el vendedor a la vez que permanecen dentro de un determinado umbral de similitud respecto del requerimiento de compra enviado por el comprador. El requerimiento de compra puede incluir valoraciones, indicando la importancia relativa que da el comprador a las diferentes restricciones del requerimiento. Estas valoraciones pueden ser empleadas por el vendedor para ajustar mejor los requerimientos de relajación a las preferencias del comprador [Lopez-Carmona *et al.*, 2006b].

### 2.4.3. Protocolos basados en subastas

En su sentido más habitual, una subasta es un proceso de compraventa de bienes o servicios que tiene lugar mediante un proceso de puja y posterior adjudicación al mejor postor. En un sentido más general, en teoría de la economía el término puede aludir a diferentes reglas de encuentro para negociación. Wooldridge clasifica los protocolos de subasta atendiendo a tres dimensiones de los mismos [Wooldridge, 2002]:

- La *determinación del ganador*, que define las características del acuerdo final. En las subastas con las que estamos más familiarizados el ganador es aquel que ha hecho la oferta más elevada. Estos protocolos se denominan *subastas de primer precio*.

También existen las *subastas de segundo precio*, en las que el ganador es el que ha hecho la oferta más alta, pero el precio que paga por el objeto subastado viene dado por la segunda oferta más alta.

- El *conocimiento de las ofertas* por parte de los participantes. Las subastas en las que cada agente conoce las ofertas de todos los demás agentes se denominan *subastas abiertas* (*open-cry auctions*). Las subastas en las que un agente no puede conocer las ofertas hechas por los demás agentes se llaman *subastas de sobre cerrado*.
- El *proceso* de la subasta. En las *subastas de un solo disparo*, se hace una única ronda de ofertas, tras la cual el subastador asigna el ganador. Otra posibilidad son las *subastas iterativas*, en las que existen varias rondas de ofertas. Entre las subastas iterativas, las *subastas ascendentes* parten de un valor de reserva bajo, y en las sucesivas iteraciones las ofertas van aumentando de valor. La alternativa (*subastas descendentes*) es que el subastador empiece con un valor alto, y que este valor vaya descendiendo en las sucesivas iteraciones del protocolo.

Esta clasificación nos permite definir con facilidad los tipos de subasta más conocidos. Las *subastas inglesas*, el tipo más común de subasta conocido, se caracterizan por ser de primer precio, abiertas, y ascendentes. Las *subastas holandesas* son también de primer precio y abiertas, pero con un proceso descendente. El tipo más simple de subasta es la *subasta de primer precio en sobre cerrado*, que es un ejemplo de subasta de un solo disparo. Finalmente, las *subastas Vickrey* son subastas de segundo precio en sobre cerrado, también de un solo disparo.

Podemos encontrar variaciones más complejas de los protocolos de subasta clásicos. En las *subastas combinatoriales* los participantes pueden hacer ofertas sobre combinaciones de productos de forma simultánea, en lugar de sobre productos individuales. En las *subastas dobles* compradores y vendedores envían simultáneamente a un mediador el precio al que están dispuestos a comprar y vender los productos, respectivamente, y el mediador decide el precio de mercado en base a estas ofertas. En las *subastas dobles continuas*, empleadas ampliamente en mercados de valores, los precios de compra y de venta pueden enviarse de forma continua y asíncrona a un tablón, y las adjudicaciones se van produciendo en tiempo real [Friedman y Rust, 1993].

Es importante señalar que los protocolos de negociación basados en subastas pueden aplicarse en escenarios diferentes a los de una venta o asignación de productos al mejor postor. Algunos autores emplean este tipo de protocolos para negociación multilateral con mediador. En estos escenarios, los agentes implicados en la negociación expresan parcialmente sus preferencias mediante ofertas que envían a un mediador, y este mediador utiliza la información recibida para encontrar posibles soluciones al problema, que después propone a los agentes negociadores para su aceptación o rechazo. Este tipo de protocolos se emplean

en diversos trabajos dentro del campo de la negociación automática en entornos complejos [Klein *et al.*, 2003, Ito *et al.*, 2007].

## 2.5. Mecanismos de decisión

Los *mecanismos de decisión* implementan las *estrategias* de un agente, especificando la secuencia de acciones que ese agente planea llevar a cabo durante la negociación. Más concretamente, para un estado de la negociación dado, indican a un agente cuál debe ser su siguiente acción, como por ejemplo cuál debe ser su siguiente oferta en un protocolo de alternancia de ofertas [Kraus, 2001a]. Puesto que los mecanismos de decisión determinan de forma directa el comportamiento del agente, la elección adecuada de estos mecanismos va a ser crucial para el desempeño de un agente dentro de un escenario de negociación.

Las estrategias de un agente guardan una estrecha relación con los protocolos de negociación. No todas las estrategias son compatibles con todos los protocolos, e incluso cuando no hay problemas de incompatibilidades algunas estrategias funcionarán considerablemente mejor con unos protocolos que con otros. Por otro lado, existen aspectos inherentes al escenario de negociación que también deben ser tenidos en cuenta en la selección de estrategias para los agentes. Los mecanismos de negociación óptimos serán muy diferentes en función de la información de que disponga un agente acerca de sus oponentes. En un escenario de *información completa*, donde las funciones de utilidad de todos los agentes se asumen conocidas y públicas, es mucho más sencillo determinar una solución óptima o de equilibrio para el problema. En entornos de *información incompleta*, por contra, la estrategia puede ir orientada a aprender en la medida de lo posible las preferencias del oponente, y (en caso de que el entorno sea competitivo) a minimizar la revelación de información al oponente [Sycara, 1998, Coehoorn y Jennings, 2004, Fatima *et al.*, 2005]. También influirán en la elección de una estrategia adecuada las suposiciones acerca de la racionalidad del agente. Bajo supuestos de *racionalidad ilimitada* es posible plantearse mecanismos de búsqueda exhaustiva dentro de espacios de soluciones de cardinalidad elevada, mecanismos que se vuelven inviables en entornos de *racionalidad limitada*, especialmente si existen restricciones temporales sobre la negociación o la utilidad de los acuerdos es dependiente del tiempo. La tendencia es a considerar escenarios de negociación realistas, en los que existe racionalidad limitada e información incompleta [Buttner, 2006].

Otro factor que condiciona en gran medida la elección de mecanismos de decisión adecuados es el tipo de negociación que se quiera llevar a cabo, en cuanto a competitividad se refiere. En este aspecto podemos distinguir entre negociación *distributiva* [Vo *et al.*, 2007], que se centra en los aspectos de competitividad entre agentes, y negociación *integrativa*

[Fisher y Ury, 1981], que tiene como objetivo la obtención de ganancias conjuntas. En general, los mecanismos de decisión incluirán en mayor o menor medida elementos distributivos e integrativos.

Existen diferentes criterios para la evaluación de mecanismos de negociación (entendidos como la sinergia entre protocolos de interacción y mecanismos de decisión). Lomuscio cita, entre otros, *eficiencia computacional y de comunicaciones*, *racionalidad individual* (esto es, que para los agentes sea más beneficioso participar en la negociación que no hacerlo), *distribución de la computación* y *simetría* (entendida como igualdad de poder negociador entre los agentes) [Lomuscio *et al.*, 2001]. Weiss añade a estas propiedades la *estabilidad* (el hecho de que los mecanismos no sean susceptibles a manipulaciones) y el *bienestar social* (entendido como la obtención de soluciones que satisfagan en la mayor medida posible a todos los agentes que participan) [Weiss, 1999]. La noción de *incentivo-compatibilidad* [Hurwicz, 1972] alude a que el mecanismo incite a los participantes a decir la verdad cuando revelan información, y también se reconoce como deseable en mecanismos de negociación [Myerson, 1977]. De estas propiedades, la estabilidad, el bienestar social y la incentivo-compatibilidad están especialmente relacionadas con los mecanismos de decisión, y por ello las trataremos con mayor profundidad a continuación.

### 2.5.1. Estabilidad y elección de estrategias

En un protocolo de alternancia de ofertas, una estrategia específica qué acciones debe llevar a cabo un agente, dada una secuencia de ofertas. Asumiendo que  $s_0, \dots, s_t$  es la secuencia de intercambio de ofertas hasta el instante  $t$ , y que es el turno de acción del agente, la estrategia le indicará qué oferta hacer en  $t+1$ , o si debe aceptar la oferta recibida, rechazarla o abandonar la negociación. Formalmente, una estrategia puede expresarse como una secuencia de funciones, cuyo dominio son todas las posibles combinaciones de ofertas hasta el instante actual y cuyo rango de valores son todas las posibles ofertas junto con las opciones de aceptar una oferta, rechazar una oferta o salir de la negociación [Kraus, 2001b]. Para cada agente  $i$ , su estrategia se define como una secuencia de funciones

$$f_i = \{f_i^t | t = 0, \dots, \infty\} \quad (2.23)$$

tales que si  $j(t)$  es una función que determina en cada instante cuál es el agente que tiene el turno para emitir ofertas, pueden caracterizarse como

$$f_i^t : \begin{cases} S^t \rightarrow S & \text{si } j(t) = i \\ S^t \times S \rightarrow \{\text{aceptar, rechazar, abandonar}\} & \text{si } j(t) \neq i \end{cases}, \quad (2.24)$$

donde  $S$  es el espacio de posibles soluciones u ofertas.

El principal desafío en un escenario de negociación automática desde el punto de vista de los mecanismos de decisión es diseñar agentes *racionales*, capaces de escoger una estrategia de negociación adecuada. En negociaciones entre agentes egoístas, los mecanismos de negociación deben diseñarse de manera que sean estables, entendiendo la estabilidad como la imposibilidad (o al menos dificultad) de que el mecanismo sea manipulado desde un punto de vista estratégico. Esto quiere decir que el mecanismo debe motivar a los agentes para actuar de una manera adecuada, ya que si un agente racional egoísta puede beneficiarse de utilizar una determinada estrategia en lugar de la prevista por el mecanismo, es de esperar que lo haga. Este problema está muy relacionado con la noción de *equilibrio* de un juego. En teoría de juegos, existen diferentes definiciones y tipos de equilibrio en un sistema [Weiss, 1999, Kraus, 2001a]:

- *Estrategia dominante*. Lo ideal en este contexto sería ser capaz de encontrar estrategias sencillas tales que ningún agente pueda beneficiarse de emplear otra estrategia. En ocasiones, es posible diseñar mecanismos en los que haya una estrategia  $f_d$  tal que, para cualquier agente, el uso de  $f_d$  sea su mejor opción, independientemente de las estrategias que empleen el resto de agentes.
- *Equilibrio Nash* [Nash, 1953]. En general, la mejor estrategia para un agente dependerá de las estrategias que usen sus oponentes. En estos casos no existen estrategias dominantes, y la estabilidad se consigue por medio de perfiles de estrategias (conjuntos de estrategias para todos los agentes) que hacen que el sistema esté en equilibrio. Se entiende que un perfil de estrategias  $F = \{f_1, \dots, f_N\}$  constituye un equilibrio Nash para un determinado escenario, si cada agente  $i$  no dispone de ninguna estrategia que le proporcione una mayor utilidad que la obtenida empleando la estrategia  $f_i$ , asumiendo que cada uno de los otros agentes  $j$  emplean sus correspondientes estrategias  $f_j$ . Esto significa que, si todos los agentes usan las estrategias especificadas para ellos en el conjunto equilibrio, no existe motivación para ninguno de ellos de desviarse a otra estrategia. En protocolos iterativos, la noción de equilibrio Nash no garantiza que un conjunto de estrategias que suponga un equilibrio al principio de la negociación permanezca en equilibrio en los estados intermedios de la misma.
- *Equilibrio perfecto de subjuegos* [Osborne y Rubinstein, 1994]. Un perfil de estrategias constituye un equilibrio perfecto de subjuegos si el perfil de estrategias inducido para cada subjuego de la negociación constituye un equilibrio Nash para ese subjuego. Esto implica que, en cualquier paso de la negociación, ningún agente tiene ninguna motivación para desviarse de las estrategias del perfil de equilibrio.
- *Equilibrio secuencial* [Kreps y Wilson, 1982]. En escenarios con información incompleta, no es posible alcanzar un equilibrio de subjuegos. En este tipo de escenarios, la estrategia de negociación de un agente depende de las creencias que el agente mantiene acerca de las estrategias de sus oponentes. Asumiendo que las estrategias

de un agente pueden cambiar durante la negociación, pero que existe un número finito  $k$  de tipos de agente (determinados por los objetivos de los agentes), y que el tipo de un agente no cambia durante la negociación, se define el concepto de equilibrio secuencial como un conjunto de  $nk$  estrategias (siendo  $n$  el número de agentes), y un sistema de creencias, tales que se cumplen las siguientes propiedades [Osborne y Rubinstein, 1990]: cada agente tiene una creencia acerca del tipo de sus oponentes; en cada instante  $t$ , la estrategia de cada agente  $i$  es óptima de acuerdo con sus creencias; y en cada instante  $t$ , la estrategia de cada agente es consistente con la historia de la negociación.

Existe una serie de problemas relacionados con las nociones de equilibrio descritas. Dado un determinado mecanismo de negociación, a menudo no es trivial determinar la existencia de alguna de las formas de estabilidad señaladas. En el caso de que existan condiciones de equilibrio, pueden no ser únicas, con lo que existe el problema añadido de determinar cuál de los perfiles de estrategias en equilibrio posibles va a usarse en una negociación concreta, lo que puede implicar una pre-negociación en caso de que alguno de los perfiles sea preferible frente a los demás para alguno de los agentes negociadores.

Finalmente, la estabilidad de un mecanismo de negociación no garantiza la obtención de soluciones que maximicen el bienestar social de los agentes. Un ejemplo particularmente ilustrativo es el denominado *dilema del prisionero* [Poundstone, 1993], donde se plantea un escenario en el que dos ladrones han sido capturados por la policía y están siendo interrogados por separado. Las acciones posibles para cada prisionero son *confesar* o *no confesar*. La utilidad para cada prisionero en función de su decisión y la del otro prisionero se muestra en la Tabla 2.1. Si ninguno de los prisioneros confiesa, ambos quedan libres y se reparten las ganancias obtenidas en el robo. Si ambos confiesan, van a la cárcel. En el caso de que uno confiese y el otro no, el prisionero que ha confesado queda libre (y obtiene todo el botín), y el prisionero que no ha confesado es condenado, teniendo un agravante en su condena por haber mentado. Puede verse intuitivamente que la estrategia que maximiza el bienestar social es que ninguno de los prisioneros confiese. Sin embargo, el equilibrio Nash del sistema se obtiene cuando ambos prisioneros confiesan. La búsqueda de soluciones que satisfagan criterios de bienestar social es, por tanto, un problema en principio independiente de las nociones de estabilidad, por lo que lo abordaremos por separado en la siguiente sección.

Tabla 2.1: El Dilema del Prisionero.

	$P_1$ no confiesa	$P_1$ confiesa
$P_2$ no confiesa	$u(P_1) = 3$ $u(P_2) = 3$	$u(P_1) = 5$ $u(P_2) = 0$
$P_2$ confiesa	$u(P_1) = 0$ $u(P_2) = 5$	$u(P_1) = 1$ $u(P_2) = 1$



## 2.5.2. Bienestar social y búsqueda de soluciones

Como señalábamos más arriba, la negociación integrativa tiene como objeto que los agentes que negocian, y que en definitiva desean optimizar sus funciones de utilidad o coste, sean capaces de alcanzar acuerdos o soluciones eficientes desde una perspectiva conjunta. Esto exige por un lado la capacidad de caracterizar qué entendemos por soluciones eficientes desde el punto de vista del bienestar social, y por otro la capacidad de llegar a esas soluciones.

### 2.5.2.1. Soluciones eficientes desde el punto de vista del bienestar social

La “bondad” de una solución resulta sencilla de definir desde el punto de vista de un agente aislado. La mejor solución para un agente será, evidentemente, aquella que maximice su función de utilidad. En escenarios de negociación, sin embargo, esta solución generalmente no será alcanzable, debido a la existencia de conflictos de intereses entre los agentes. Deben definirse, por tanto, criterios de evaluación conjunta que permitan definir cuáles son las soluciones óptimas de un problema de negociación. Nash, en el contexto de los problemas de regateo bilateral, enumera los siguientes axiomas para una solución óptima [Nash, 1953]:

- *Invarianza ante transformaciones afines o representaciones de utilidad equivalentes.* Esta propiedad implica que si se aplica una transformación afín (i.e una transformación del tipo  $f(x) = ax + b$ ) a las funciones de utilidad de todos los agentes implicados en un problema de negociación cuya solución óptima es  $s$ , la solución óptima del nuevo problema de negociación ha de ser  $as + b$ . Asimismo, la solución óptima debe conservarse ante representaciones alternativas de los espacios de utilidad.
- *Independencia de alternativas irrelevantes.* Si  $s$  es la solución óptima para un problema de negociación dado un espacio de soluciones  $S$ ,  $s$  debe ser la solución óptima para ese problema de negociación sobre cualquier subespacio de soluciones  $S' \subseteq S$  tal que  $s \in S'$ .
- *Simetría.* Esta propiedad establece que funciones de utilidad simétricas deben dar como resultado soluciones óptimas simétricas para los agentes. Esto implica que la utilidad que la solución óptima asigna a un determinado agente sólo debe depender de su función de utilidad, y no de la identidad del agente.
- *Pareto-óptimalidad.* Una solución  $s$  se considera *pareto-óptima* si no existe ninguna otra solución en el dominio que permita incrementar la utilidad de alguno de los agentes respecto a  $s$  sin decrementar la de ningún otro. Formalmente,  $s$  es pareto óptima si y sólo si

$$\nexists s' \in S \mid \exists i \in A \mid u_i(s') > u_i(s); u_j(s') \geq u_j(s) \forall j \neq i \quad (2.25)$$

Existen diferentes criterios de optimalidad en la literatura que pueden caracterizarse en función de los axiomas anteriores. La *solución Nash* [Nash, 1953] cumple todos los axiomas, y se define como el producto de las ganancias de utilidad de los agentes. Para el caso de negociación bilateral, se expresa formalmente como

$$\arg \max_{s \in S} |u_1(s) - u_{d1}| |u_2(s) - u_{d2}|, \quad (2.26)$$

donde  $u_{d1}$  y  $u_{d2}$  son las utilidades que obtienen los agentes en caso de no llegar a un acuerdo (en ocasiones llamadas también utilidades del *statu quo* o utilidades de reserva).

Kalai y Smorodinsky sustituyen el axioma de independencia de alternativas irrelevantes por un condición de monotonía restringida [Kalai y Smorodinsky, 1975]. Este axioma implica que si  $s$  es la solución óptima para un problema de negociación dado un espacio de soluciones  $S$ , y se toma un espacio de soluciones ampliado  $S'$  tal que  $S \subseteq S'$  sin que cambie la utilidad máxima alcanzable para ninguno de los agentes, entonces la nueva solución óptima  $s'$  no debe suponer un perjuicio sobre  $s$  para ninguno de los agentes. La solución *Kalai-Smorodinsky* es el punto pareto óptimo que mantiene las relaciones de ganancia maximales. Para el caso bilateral, esto implica que  $\frac{u_1(s)}{\max_{s' \in S} u_1(s')} = \frac{u_2(s)}{\max_{s' \in S} u_2(s')}$ .

Otras soluciones satisfacen un subconjunto de los axiomas propuestos por Nash. La *solución de igual área* se define como la intersección de la línea que, pasando por el origen, divide el espacio de soluciones en dos áreas iguales con la línea de soluciones pareto-óptimas [Anbarci y Bigelow, 1994]. De manera similar, la *solución de ganancia media* se define como la intersección de la recta que une el origen y el centro de gravedad del espacio de soluciones con la línea pareto-óptima [Anbarci, 1995]. Ambas soluciones cumplen los axiomas de simetría, pareto-optimalidad e invarianza ante transformaciones.

Hay dos soluciones ampliamente utilizadas en la literatura que no cumplen el teorema de invarianza ante transformaciones. La *solución igualitaria* se define como aquella que, haciendo que todos los agentes obtengan el mismo valor de utilidad, maximiza dicho valor de utilidad [Kalai, 1977]. La solución de *igual sacrificio* se define como aquella solución que, siendo pareto óptima, iguala las diferencias entre la utilidad obtenida por cada agente y el máximo de utilidad que ese agente puede obtener dentro del espacio de soluciones [Chun, 1988].

### 2.5.2.2. Mecanismos de búsqueda de soluciones

Una vez que se dispone de definiciones que permiten caracterizar soluciones óptimas, es necesario determinar cuáles son esas soluciones óptimas para un escenario de negociación concreto. Para escenarios de información completa, esto permitirá a los agentes (o a un mediador) encontrar la solución al problema. En escenarios de información incompleta no será posible determinar este tipo de soluciones de forma directa (ningún agente dispone de todas

las funciones de utilidad). No obstante, las soluciones computadas en presencia de información completa pueden servir para evaluar la eficiencia de los mecanismos de negociación que trabajan con información incompleta, comparando las soluciones obtenidas por dichos mecanismos con las soluciones óptimas teóricas.

En espacios de utilidad relativamente sencillos, existen métodos que permiten determinar la región pareto óptima y las diferentes soluciones citadas más arriba. Un ejemplo para el caso de funciones lineales aditivas es el método de los pesos de Raiffa [Raiffa, 1982], que consiste en ir determinando los máximos de diferentes sumas ponderadas de las funciones de utilidad de los diferentes agentes. Ehtamo propone a su vez un método geométrico que se basa en el hecho de que los puntos pareto-óptimos son tangentes a las curvas de utilidad constante (*iso-curvas*) de las funciones de utilidad de los agentes [Ehtamo *et al.*, 1999]. Lai, en un contexto similar, emplea un método heurístico basado en una alternancia de ofertas entre agentes, de forma que cada agente propone como ofertas puntos de su iso-curva objetivo que minimizan la distancia a la propuesta del oponente [Lai *et al.*, 2008]. En espacios de utilidad complejos, sin embargo, por lo general no es posible determinar de forma analítica las soluciones óptimas teóricas, y es necesario utilizar métodos heurísticos para determinarlas. En la mayoría de los casos, se emplean técnicas de optimización no lineal, como pueden ser la *búsqueda directa*, los *algoritmos genéticos* o el *temple simulado* (*simulated annealing*).

La *búsqueda directa* es un método de optimización que, a diferencia de métodos más tradicionales, no requiere información sobre el gradiente de la función que se desea optimizar. Funciona de manera iterativa escogiendo de forma aleatoria una serie de puntos a partir de un punto inicial, y continuando la búsqueda a partir del punto encontrado que mejor satisfaga el criterio de optimización impuesto [Powell, 1998].

Los *algoritmos genéticos* se inspiran en la selección natural para resolver problemas de optimización. También de manera iterativa, los algoritmos genéticos parten de una población de posibles soluciones, a partir de la cual generan una nueva población por medio de reglas de selección, mutación y cruce. Las reglas de selección escogen un subconjunto de individuos (idealmente, los mejores), de acuerdo con una función de adaptación, para ser los padres de la siguiente generación. Las reglas de cruce combinan las características de varios padres para generar hijos. Finalmente, las reglas de mutación introducen cambios aleatorios en los padres para formar hijos. De este modo, las sucesivas generaciones van siendo mejores en términos de la función de adaptación. Los algoritmos genéticos pueden resolver problemas de optimización muy complejos, pero tienen la desventaja de ser computacionalmente muy costosos. Un ejemplo de aproximación al problema de la negociación basada en algoritmos genéticos es [Lau *et al.*, 2004].

El *temple simulado* tiene su base en el proceso de temple del metal. En cada iteración se genera aleatoriamente un nuevo punto, cuya máxima distancia al punto actual es función de un parámetro que se denomina temperatura. Si el nuevo punto supone una mejora respecto al punto anterior de acuerdo con el criterio de optimización fijado, el algoritmo continúa iterando desde el nuevo punto. Si el nuevo punto no supone una mejora, aún existe una probabilidad de que el algoritmo se desplace al nuevo punto, y esta probabilidad es función también de la temperatura. Esta posibilidad de aceptación de un punto que no mejora, hace que el algoritmo pueda superar los óptimos locales, en los que suelen quedar atrapados otros algoritmos. A lo largo de las sucesivas iteraciones del algoritmo, la temperatura del algoritmo va decreciendo según una progresión prefijada, de forma similar a como en el temple real se calienta un metal y se hace que su temperatura descienda paulatinamente. Encontramos ejemplos de utilización de temple simulado en escenarios de negociación en [Ito *et al.*, 2007] y [Klein *et al.*, 2003].

### 2.5.3. Incentivo-compatibilidad y revelación estratégica de información

En escenarios de información completa, las preferencias de los agentes se asumen conocidas por todos los participantes en la negociación. Esta suposición se elimina en los escenarios de información incompleta. En estos escenarios, un agente construye sus creencias acerca de las preferencias del resto de agentes a partir de las revelaciones de información sobre dichas preferencias que se producen durante el transcurso de la negociación. Estas revelaciones pueden ser explícitas, cuando un agente realiza una acción destinada a revelar parte de sus preferencias a otros agentes, o implícitas, cuando la acción del agente no está directamente orientada a la revelación de preferencias, pero permite a los agentes formarse creencias acerca de esas preferencias (e.g. la oferta inicial en un proceso de regateo comercial, aunque no revela qué precio está dispuesto a aceptar el agente, sí puede dar una idea del mismo). Puesto que las creencias que el resto de participantes tienen acerca de las preferencias de un agente pueden influir en los mecanismos de decisión que emplean, un agente puede tomar como estrategia mentir acerca de sus preferencias con objeto de manipular los mecanismos de decisión del resto de agentes en su beneficio. Esto añade una complicación adicional al diseño de mecanismos [Weiss, 1999].

Lo deseable es diseñar protocolos que no puedan ser manipulados por medio de una revelación insincera de información. La *incentivo-compatibilidad* (*incentive-compatibility*) se define como la propiedad de un mecanismo de negociación que hace que la mejor estrategia para un agente en cuanto a revelación de información sea la sinceridad, asumiendo que el resto de agentes también son sinceros. Aunque la incentivo-compatibilidad suele estudiarse de forma independiente, está relacionada con los conceptos de equilibrio estratégico que veíamos en la Sección 2.5.1. En concreto, la incentivo-compatibilidad puede verse como la propiedad

de un modelo de negociación para el que, ante la disyuntiva de decir o no la verdad, el hecho de que todos los agentes sean sinceros constituye un equilibrio Nash. Una propiedad más restrictiva es la de mecanismos *a prueba de estrategias* (*strategy-proof*), que exige que la sinceridad sea una estrategia dominante en el protocolo, esto es, que para un agente la mejor opción sea decir la verdad independientemente de si el resto de agentes son o no sinceros [Fristrup y Kleiding, 1989].

Dado un conjunto de agentes  $Ag = \{i \mid i = 1, \dots, n\}$  en el que las preferencias de cada agente  $i$  quedan totalmente caracterizadas por una representación  $u_i$  perteneciente a un dominio de posibles preferencias de agentes  $U$ , y dada una *función de elección social*  $f : U^n \rightarrow S$  que escoge una determinada solución del espacio de soluciones  $S$  a partir del conocimiento completo de las preferencias de los agentes considerados, se dice que un determinado protocolo de negociación implementa la función de elección social  $f$  si el protocolo tiene un equilibrio de estrategias (que puede implicar que los agentes mientan acerca de sus preferencias) cuyo resultado es la misma solución  $s$  que se obtendría aplicando la función  $f$  al conjunto de preferencias reales de los agentes. El *principio de revelación* establece que si un mecanismo de negociación implementa una función de elección social  $f$  en equilibrio Nash o de estrategia dominante, es posible transformar el mecanismo en un protocolo de un solo disparo en el que exista un equilibrio Nash o de estrategia dominante, respectivamente, que implique que los agentes revelen completamente sus preferencias de forma sincera [Muller y Satterthwaite, 1983]. Sin embargo, este resultado plantea ciertos problemas. En primer lugar, tal y como veíamos en la Sección 2.5.1, en ocasiones determinar la estrategia de equilibrio de un sistema puede tener un coste computacional elevado, por lo que los agentes podrían tener que elegir estrategias alternativas, lo que podría llevaría a soluciones indeseadas por la descoordinación de estrategias entre agentes. Del mismo modo, plantea los problemas que apuntábamos acerca de la unicidad del equilibrio. Por otro lado, la implementación de un protocolo de negociación mediante una función de elección social exige a los agentes revelar completamente sus preferencias, lo que en ciertos escenarios puede no ser deseable.

Existe un problema adicional con esta definición de protocolos incentivo-compatibles. El *teorema de imposibilidad Gibbard-Satterthwaite* establece la imposibilidad de diseñar protocolos no manipulables para el caso de preferencias de agentes  $u_i$  expresados por medio de relaciones de preferencia  $\succ_i$  entre los diferentes elementos del espacio de soluciones  $S$ , asumiendo que el espacio de soluciones tiene cardinalidad  $|S| > 3$  y en ausencia de restricciones sobre  $\succ_i$  (esto es, cada agente puede ordenar sus preferencias por los diferentes elementos de  $S$  de forma arbitraria). En estas condiciones, se demuestra que si una función de elección social se puede implementar en equilibrio de estrategia dominante, entonces  $f$  es *dictatorial*, es decir, existe un agente  $i$  que obtiene un resultado preferente independientemente de lo que hagan el resto de agentes.

La imposibilidad declarada por el teorema de Gibbard-Satterthwaite no es tan absoluta como puede parecer en un principio. En ocasiones, las preferencias de los agentes pueden cumplir una serie de restricciones que invaliden las condiciones del teorema. En estos casos, es posible construir protocolos no manipulables que no sean dictatoriales [Weiss, 1999]. Un ejemplo de protocolo incentivo-compatible es la *subasta Vickrey*. Como veíamos en la Sección 2.4.3, las subastas Vickrey son subastas de segundo precio, de sobre cerrado y de un solo disparo. En este tipo de subasta, para un agente  $i$  pujar por encima de su valor de utilidad  $u_i(s)$ , es una mala estrategia, ya que se arriesga a que la segunda puja más alta esté también por encima de su valor de utilidad, con lo que tendría que pagar por el producto más del valor que éste tiene para él. Además, como la subasta es de segundo precio, pujar por debajo del nivel de utilidad  $u_i(s)$  es también una mala estrategia, ya que reduce la posibilidad de ganar la subasta sin proporcionar ninguna ventaja, puesto que el precio que pagará el agente si gana la subasta no viene determinado por su oferta, sino por la del segundo mejor postor.

Clarke propone un mecanismo de selección social incentivo-compatible para la adquisición de bienes públicos [Clarke, 1971]. Para invalidar el teorema de Gibbard-Satterthwaite, las preferencias de los agentes se asumen *cuasi-lineales* [Weiss, 1999]. El modelo de negociación considera un conjunto de agentes  $Ag$  que desean adquirir en común un producto  $g$  de un conjunto de productos posibles  $G$ . Cada agente tiene una preferencia diferente para cada producto  $u_i(g)$ . El mecanismo de negociación es sencillo: todos los agentes revelan simultáneamente sus preferencias  $\hat{u}_i(g)$  para todos los productos  $g \in G$ , y la elección total es aquel producto que maximiza la suma de las valoraciones de los diferentes agentes para ese producto, es decir,

$$g^* = \arg \max_{g \in G} \sum_{i \in Ag} \hat{u}_i(g). \quad (2.27)$$

El protocolo así especificado puede ser manipulado por los agentes por medio de valoraciones falsas (por ejemplo, dando una valoración desmesurada a uno de los productos). Para hacer que el protocolo sea incentivo compatible, Clarke propone que se aplique una tasa a cada agente una vez que se ha escogido la solución social, de forma que cada agente “pague” por el impacto que su participación ha tenido en la utilidad del resto de agentes. Esta tasa se define como:

$$tax_i(g^*) = \sum_{j \neq i} \hat{u}_j(\arg \max_{g \in G} \sum_{k \neq i} \hat{u}_k(g)) - \sum_{j \neq i} \hat{u}_j(g^*). \quad (2.28)$$

Esto implica que a cada agente  $i$  se le aplica como tasa la diferencia entre la utilidad conjunta de todos los demás agentes y la utilidad conjunta que habrían tenido de no haber participado  $i$  en la negociación. Se puede demostrar que, de este modo, si el hecho de que un agente haga una valoración falsa hace que el resultado de la negociación cambie, la utilidad

que el agente obtiene de este modo (una vez aplicadas las tasas) nunca es superior a la que hubiera obtenido de haber sido sincero en su valoración [Weiss, 1999].

## 2.6. Espacios de utilidad complejos

En los últimos años, está habiendo un creciente interés por los escenarios de negociación complejos, en los que los agentes negocian acerca de múltiples atributos que son dependientes entre sí [Klein *et al.*, 2003]. 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 [Ito *et al.*, 2007]. En este contexto, se hace necesario poder medir la complejidad de un espacio de utilidad, para poder valorar adecuadamente si el escenario bajo estudio sobrepasa las capacidades de los mecanismos de negociación tradicionales. En tal caso será necesario emplear mecanismos alternativos a la negociación clásica, específicamente diseñados para entornos complejos. En esta sección se presentan primero las métricas más utilizadas para la valoración de la complejidad de un espacio de utilidad, y después se describen los trabajos más relevantes en el campo de la negociación automática en espacios de utilidad complejos.

### 2.6.1. Complejidad de un espacio de utilidad

La caracterización de la complejidad estructural de espacios de utilidad para negociación es un problema análogo a la caracterización de funciones en el ámbito de la optimización. En este contexto, y en concreto en el campo de la optimización mediante algoritmos evolutivos, el estudio de la complejidad adquiere una importancia crucial, ya que la capacidad de búsqueda de los algoritmos se ve afectada en gran medida por determinadas propiedades estructurales de la función a optimizar, que en computación evolutiva suele ser denominada *entorno de adaptación* (*fitness landscape*).

Un entorno de adaptación  $L$  puede definirse como una tupla [Hordijk, 1995]

$$L = \langle S, f, F, >_F, \phi \rangle, \quad (2.29)$$

donde:

- $S$  es el espacio de soluciones (o *espacio de genotipos*, como se denomina en 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  $\phi : S \times S \rightarrow [0, 1]$ , de tal forma que, dados  $v, w \in S$ ,  $\phi(u, v)$  representa la probabilidad de que la función de búsqueda (en general, un algoritmo genético) pase del punto  $u$  al punto  $w$ .

La función  $\phi$  estará directamente relacionada con el mecanismo de búsqueda utilizado y de sus parámetros (e.g. temperatura de temple simulado), de donde se deriva una consecuencia importante; la complejidad de un espacio de utilidad puede ser diferente en función del algoritmo de búsqueda que se considere y de sus parámetros. Este operador define también el concepto de *soluciones vecinas* en el espacio. Dos soluciones  $v, w \in S$  serán vecinas si  $\phi(u, v)$  supera un determinado umbral, lo que denotaremos como  $v \in N(w)$  ó  $w \in N(v)$ . En muchos entornos de adaptación en la literatura, el operador  $\phi$  es binario.

Las propiedades estructurales de un entorno de adaptación que resultan interesantes desde el punto de la complejidad de las búsquedas en el espacio 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 adaptación de *todos* sus vecinos, es decir  $f(s) \geq f(v) \forall v \in N(s)$ . Los mínimos locales se definen de forma análoga.

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. Un espacio unimodal puede resultar muy complejo para un algoritmo genético si no tiene una estructura de gradientes adecuada. Por otro lado, un espacio maximalmente multimodal, donde la mitad de las soluciones son máximos locales pero existe una estructura clara y monótona, es sencillo desde el punto de vista de la búsqueda evolutiva [Horn *et al.*, 1994].

El concepto de *rugosidad* a menudo se confunde en la literatura con el de modalidad. Sin embargo, la rugosidad, en un entorno de alta modalidad, no alude al número de óptimos locales, sino a la distribución de los mismos dentro del entorno, es decir, a la variedad de formas como picos, valles y cordilleras. En función de esta distribución, la rugosidad del entorno puede implicar o no una elevada complejidad. En general, los espacios con distribuciones de rugosidad estructuradas serán menos complejos que aquellos que presenten rugosidades ruidosas.

Si el número de óptimos locales es bajo, el entorno de adaptación puede ser *suave* (*smooth*) o *neutral* [Vassilev *et al.*, 2003]. La suavidad de un entorno se define en función de la existencia de cuencas de atracción (*attraction basins*) hacia sus óptimos locales. Una cuenca de atracción



hacia una determinada solución  $s_n$  se define como el conjunto de soluciones

$$B(s_n) = \{s_0 \in S \mid \exists s_1, \dots, s_n \in S \text{ con } s_{i+1} \in N(s_i) \text{ y } f(s_{i+1}) >_F f(s_i) \forall i\}. \quad (2.30)$$

El tamaño de la cuenca viene dado por la cardinalidad del conjunto  $B(s_n)$ . Cuanto mayores sean las cuencas de atracción, más suave es el entorno.

La propiedad opuesta a la suavidad es la *neutralidad*, provocada por la existencia de mesetas y riscos en el entorno. Dos soluciones  $s_1$  y  $s_2$  son neutrales si se cumple la condición  $f(s_1) = f(s_2)$ . Una meseta (*plateau*) se define como el conjunto de soluciones

$$P(s_n) = \{s_0 \in S \mid \exists s_1, \dots, s_n \in S \text{ con } s_{i+1} \in N(s_i) \text{ y } f(s_{i+1}) = f(s_i) \forall i\}. \quad (2.31)$$

Otro concepto que aparece en la literatura de computación evolutiva es el de *espacios engañosos*. De manera intuitiva, un espacio de utilidad es engañoso si tiende a llevar al algoritmo de búsqueda a soluciones que son diferentes de la solución óptima [Goldberg *et al.*, 1992]. El problema con este concepto es que depende fuertemente del algoritmo de búsqueda utilizado. Por ejemplo, un espacio altamente modal con muchos óptimos locales de utilidad baja respecto al óptimo global es engañoso para un algoritmo de búsqueda directa (tiende a quedar atrapado en óptimos locales), pero no para un algoritmo de temple simulado o para un algoritmo genético. Esta dependencia del concepto de engaño del método de búsqueda utilizado hace que no resulte útil para comparar distintos métodos de búsqueda entre sí.

Una vez descritas las propiedades que determinan la complejidad de un entorno de adaptación o de un espacio de soluciones, es necesario encontrar técnicas que permitan medir la complejidad de un espacio concreto. Una posibilidad es estudiar la relación entre el valor de la función de adaptación  $f$  en un determinado punto del espacio de soluciones y su distancia al máximo global del espacio. En principio, una buena correlación entre la distancia al óptimo global y el valor de la función de utilidad (*fitness distance correlation*, *FDC*) debería hacer más fácil la búsqueda del óptimo, por lo que puede usarse este concepto para intentar predecir la dificultad del problema de optimización o negociación. La valoración puede hacerse de forma cuantitativa a partir del valor numérico dado por la fórmula usual del coeficiente de correlación de un conjunto de muestras

$$r = \frac{C_{FD}}{\sigma_F \sigma_D}, \quad (2.32)$$

donde

$$C_{FD} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})(d_i - \bar{d}) \quad (2.33)$$

es la covarianza de los valores de la función de adaptación  $f_i$  y de la distancia al óptimo global  $d_i$  para las muestras tomadas, y  $\bar{f}$ ,  $\bar{d}$ ,  $\sigma_F$  y  $\sigma_D$  son las respectivas medias y desviaciones típicas. La evaluación cuantitativa a menudo resulta imprecisa para reflejar la estructura del espacio,

especialmente en el caso de espacios no isotrópicos, por lo que puede ser preferible realizar una evaluación cualitativa a partir de un diagrama de dispersión [Tomassini *et al.*, 2005]. El principal problema con esta métrica es que requiere conocer el máximo global de la función  $f$ . Una medida de complejidad relacionada es la *correlación adaptación-distancia local*, en la que el coeficiente de correlación se calcula empleando la distancia al óptimo local más cercano.

Otro estadístico que puede emplearse para caracterizar la complejidad de un entorno de adaptación o espacio de soluciones es la autocorrelación. La autocorrelación calcula, para cada distancia  $d$ , la correlación de una función con su versión desplazada esa distancia  $d$ . El cálculo se realiza realizando un recorrido aleatorio por el entorno empleando el operador  $\phi$  para determinar el movimiento entre pasos sucesivos del recorrido. Esta métrica permite una evaluación cualitativa de la estructura del espacio a partir de una representación de la autocorrelación del recorrido aleatorio. Para hacer valoraciones cuantitativas, se suele emplear como métrica la *distancia de correlación*, definida como la mínima distancia  $\psi$  para la que la autocorrelación cae por debajo de un determinado umbral (generalmente 0.5), lo que da una idea de la distancia que podemos movernos por el espacio de soluciones manteniendo una cierta correlación entre las observaciones [Manderick *et al.*, 1991]. Al igual que la correlación adaptación-distancia, presenta el problema de la dependencia de un concepto de distancia que en general será función del mecanismo de búsqueda que se vaya a utilizar, lo que resta generalidad a la métrica.

El problema con estas métricas es que no caracterizan bien funciones anisotrópicas. En [Hordijk, 1995] se propone una caracterización estadística, también basada en recorridos aleatorios, pero añadiendo un análisis de la serie de muestras definidas por los recorridos, lo que da lugar a un modelo estocástico que representa la estructura de correlación del espacio, en lugar de generar un valor numérico a modo de resumen. No obstante, sigue dependiendo de realizar un recorrido por el espacio utilizando el operador  $\phi$ , por lo que no es generalizable para comparar mecanismos en los que este operador difiera.

## 2.6.2. Principales aproximaciones a la negociación en espacios de utilidad complejos

### 2.6.2.1. Hindriks, Jonker y Tykhonov

Como veíamos en la Sección 2.3.3, uno de los modelos de utilidad más utilizados en los estudios de negociación tradicionales es el *modelo lineal aditivo*. En este modelo, la función de utilidad de un agente viene dada por una expresión de la forma

$$U(s) = \sum_{1 \leq i \leq n} \omega_i U_i(s_i). \quad (2.34)$$

Una característica importante de este modelo es que las funciones de utilidad  $U_i(s_i)$  dependen únicamente del valor  $s_i$  del atributo  $x_i$ , es decir, los diferentes atributos son independientes entre sí. Una de las principales razones del aumento de la complejidad en los espacios de utilidad es la aparición de interdependencia entre atributos. Una forma de generalizar la expresión anterior al caso de dependencia entre atributos es emplear una función de utilidad de la forma

$$U(s) = \sum_{1 \leq i \leq n} \omega_i U_i(s_1, \dots, s_n), \quad (2.35)$$

donde cada función  $U_i(s_1, \dots, s_n)$  puede depender de varios de los atributos. El problema de este tipo de funciones de utilidad radica en la complejidad computacional para cada agente de la búsqueda de ofertas adecuadas en su espacio de utilidad. En [Hindriks *et al.*, 2006] se propone un mecanismo para aproximar funciones de utilidad de la forma de la Ecuación 2.35, eliminando de ellas las dependencias entre atributos y transformándolas en funciones de utilidad con la forma de la Ecuación 2.34.

El método de aproximación se llama WAID, porque emplea técnicas de promedio ponderado (*weighted average*), y se basa en aproximar cada una de las funciones  $U_i(s_1, \dots, s_n)$  por otra función  $U'_i(s_i)$ , en la que se ha eliminado la influencia del resto de atributos  $x_j | j \neq i$ . La aproximación se realiza en cuatro pasos:

1. *Estimación de la utilidad esperada del resultado.* El agente determina la utilidad esperada del acuerdo, en función del valor de reserva y del conocimiento del agente acerca de su propio espacio de utilidad y del espacio de utilidad del oponente (aprendido a través de intercambios de ofertas previos). Este valor se denomina *punto-m*, y se emplea para definir una región del espacio de utilidad donde se espera que esté el resultado. Este intervalo es usado como parámetro para la función de ponderación.
2. *Elección de la función de ponderación.* Para reflejar el hecho de que no todos los puntos del espacio de utilidad son igualmente importantes para obtener un resultado satisfactorio en la negociación, se introduce una *función de ponderación*, que asocia un peso con cada punto del espacio, reflejando su importancia. Esa importancia depende de la distancia al *punto-m* obtenido en el paso anterior. Puesto que el *punto-m* es una estimación, los autores proponen diferentes funciones de ponderación en función de la certeza que tenga el agente sobre su estimación del *punto-m*. Así, para el caso de que exista mucha incertidumbre en la estimación, se emplea la función

$$\Psi(x_1, \dots, x_n) = \frac{2}{m} u(x_1, \dots, x_n) - \frac{1}{m^2} u^2(x_1, \dots, x_n), \quad (2.36)$$

que otorga valores altos y similares en los alrededores del *punto-m* y decrece al alejarse de él. En el caso de que el agente tenga una certeza razonable sobre la

estimación del *punto-m* se recomienda el uso de la función

$$\Psi(x_1, x_2) = e^{-\frac{(u(x_1, \dots, x_n) - m)^2}{\sigma^2}}, \quad (2.37)$$

donde el parámetro de dispersión  $\sigma$  da una idea de la certeza del agente sobre la estimación. Esta función asigna al *punto-m* estimado un peso máximo, y decrece rápidamente al alejarse en función del parámetro  $\sigma$ .

3. *Cálculo de la aproximación.* Se calcula una aproximación del espacio de utilidad original empleando el *punto-m* y la función de ponderación definidos en los pasos anteriores. La transformación realizada promedia el espacio de utilidad ponderado empleando una integral, y el resultado se normaliza conforme al intervalo de integración. La expresión analítica de la transformación es la siguiente:

$$U'_i(x_i) = \frac{\int_V \Psi(x_1, \dots, x_n) U_i(x_1, \dots, x_n) dV}{\int_V \Psi(x_1, \dots, x_n) dV}, \quad (2.38)$$

donde  $V$  denota el intervalo de integración, y es un volumen de  $n - 1$  dimensiones formado a partir de los atributos  $x_j$  para  $j \neq i$ .

4. *Estimación de la diferencia entre la aproximación y el espacio de utilidad original.* La técnica propuesta genera una aproximación del espacio de utilidad real, y por lo tanto puede existir un error de aproximación en la generación de ofertas. Para una oferta  $s$  generada a partir del espacio aproximado, esta desviación se define como

$$\delta(s) = |U(s) - U'(s)| \quad (2.39)$$

A partir de esta diferencia, los agentes negociadores pueden decidir si utilizar o no la oferta aproximada generada.

## Discusión

El método es evaluado para numerosos espacios de utilidad generados aleatoriamente con atributos interdependientes, y los experimentos demuestran que esta aproximación permite obtener resultados razonablemente buenos para espacios de utilidad con dependencias relativamente sencillas. Sin embargo, no se puede evitar un cierto error de aproximación que desvía los resultados de las negociaciones de las soluciones óptimas, y ese error puede ser mayor al aumentar la complejidad de las funciones de utilidad que se desean aproximar. Los propios autores señalan como un trabajo futuro necesario estudiar qué tipo de funciones pueden aproximarse con suficiente exactitud empleando este mecanismo.

### 2.6.2.2. Klein, Faratin, Sayama y Bar-Yam

El primer protocolo de negociación en la literatura específicamente diseñado para espacios de utilidad complejos lo encontramos en [Klein *et al.*, 2003], para negociación bilateral multiatributo con mediador en el contexto de negociación de contratos. En el espacio de soluciones considerado, cada solución posible es un contrato, que se define como un vector de 100 atributos o cláusulas que toman valores binarios (0 ó 1) en función de si la cláusula correspondiente está o no presente en el contrato. El espacio de solución resultante tiene una cardinalidad de  $2^{100} \approx 10^{30}$  contratos, lo que hace inabordable la búsqueda exhaustiva.

La utilidad de los agentes se representa por medio de matrices de influencia  $100 \times 100$ , en las que cada celda de la matriz representa el incremento de utilidad correspondiente a la presencia de un determinado par de atributos, y la utilidad total de un contrato viene dada por

$$U = \sum_{i=1}^{100} \sum_{j=1}^{100} h_{ij} s_i s_j, \quad (2.40)$$

donde  $h_{ij}$  es la celda de la matriz de influencia correspondiente a los atributos  $i$  y  $j$ , y  $s_i$  y  $s_j$  representan la presencia o ausencia de los atributos, respectivamente, en el contrato  $s$ .

La base del protocolo de negociación es la mediación de texto único (*single-text mediation*). El mediador propone un contrato inicial a los agentes implicados en la negociación. Los agentes pueden entonces criticar el contrato propuesto, empleando valoraciones discretas (en concreto, del conjunto  $\{\textit{aceptación débil}, \textit{aceptación fuerte}, \textit{rechazo débil}, \textit{rechazo fuerte}\}$ ). Una vez recibidas las críticas, el mediador emplea la información para generar un nuevo contrato, que se espera que sea mejor que el anterior, y lo envía a los agentes para que lo critiquen. Si el contrato es aceptado por ambos agentes, el mediador lo utiliza como base para generar un nuevo contrato (mediante la mutación de uno de los atributos al azar); en caso contrario, se toma como punto de partida el último contrato mutuamente aceptado. El proceso continúa hasta que se llega a una condición prefijada de acuerdo (e.g. el mediador es incapaz de conseguir un contrato que mejore el anterior) o de desacuerdo.

En cuanto a las estrategias, los autores consideran dos posibilidades para los agentes. La primera estrategia considerada es una *escalada de utilidad (hill-climbing)*, que implica que un agente sólo acepta ofertas que mejoren su utilidad respecto a la del último contrato aceptado por ambas partes. La otra opción de estrategia emplea una forma de temple simulado (*simulated annealing*), de forma que los agentes pueden aceptar contratos que supongan una pérdida de utilidad respecto al último contrato aceptado con una probabilidad que viene dada por

$$P = \text{mín} \left( 1, e^{-\frac{\Delta U}{T}} \right), \quad (2.41)$$

donde  $\Delta U$  representa la diferencia de utilidad entre ambos contratos, y  $T$  es el parámetro de temperatura para el temple, que va disminuyendo progresivamente a lo largo de las sucesivas iteraciones del protocolo. Tras una primera evaluación experimental, la estrategia óptima desde el punto de vista del bienestar social es el temple simulado, pero la estrategia dominante desde un punto de vista individual es la escalada de utilidad, lo que supone una realización del dilema del prisionero que veíamos en la Sección 2.5.1. Los autores solucionan este problema trasladando al mediador la tarea de aplicar el temple simulado a los contratos generados. El mediador calcula un valor numérico de utilidad social para el contrato propuesto en función de los votos recibidos, y decide mediante una función de temple si utilizar o no ese contrato para generar la siguiente propuesta.

El traspaso al mediador de la función de temple añade al proceso el problema de la incentivo-compatibilidad, ya que la estrategia dominante para el agente pasa a ser votar aceptaciones fuertes para *todos* los contratos que le supongan un incremento de utilidad, para hacer más probable que el mediador utilice estos contratos para generar las propuestas subsiguientes. Los autores solucionan este problema imponiendo una *paridad de invalidaciones* (*override parity*), por la que no se permite a lo largo de una negociación que la cuenta del número de veces que el mediador ha aceptado un contrato favorable a un agente en detrimento de otro (y por tanto *invalidando* la votación de este segundo agente) quede sesgada hacia un agente por encima de un determinado umbral. En la evaluación experimental se demuestra empíricamente que este procedimiento reduce ampliamente el problema de la incentivo-compatibilidad. Finalmente, los autores proponen una alternativa al protocolo propuesto, sin utilizar mediador.

## Discusión

De especial interés en este trabajo son los resultados positivos acerca de la utilización de temple simulado como mecanismo de regulación de la toma de decisiones de los agentes, así como el uso de expresividad en los agentes para permitir al mediador mejorar las propuestas que envía a los agentes. Sin embargo, esta expresividad es todavía muy limitada, con sólo cuatro valoraciones posibles sobre un contrato que permiten al mediador saber qué contrato debe usar como base para la mutación, pero no *en qué dirección* debe mutar. Por otro lado, los experimentos incluidos sólo consideran el caso de la negociación bilateral, aunque los autores afirman que la generalización al caso multilateral es sencilla. Finalmente, aunque la cardinalidad del espacio de soluciones lo hace computacionalmente intratable, el modelo de preferencias contempla únicamente dependencias binarias entre los atributos y atributos también binarios, y la generalización a órdenes mayores de dependencia o a atributos enteros o reales no parece trivial.

### 2.6.2.3. Fatima, Wooldridge y Jennings

Fatima estudia el problema de la negociación bilateral multiatributo en escenarios donde 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 [Fatima *et al.*, 2007]. El espacio de soluciones está formado 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  $i$  es asignado al agente  $a$  o al agente  $b$ , respectivamente. Las preferencias de los agentes son de la forma

$$u^a(s, t) = \begin{cases} \sum_{i=1}^m k_i^a s_i \delta^{t-1} & \text{si } t \leq n \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (2.42)$$

y

$$u^b(s, t) = \begin{cases} \sum_{i=1}^m k_i^b (1 - s_i) \delta^{t-1} & \text{si } t \leq n \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}, \quad (2.43)$$

donde  $k_i^j$  representa la preferencia del agente  $j$  hacia el atributo  $i$ ,  $n$  es un límite de tiempo o *deadline* y  $\delta$  es un factor de *descuento* de utilidad en función del tiempo, que en principio se asume idéntico para ambos agentes y para todos los atributos, aunque podría ser diferente.

Para la negociación se emplea un protocolo iterativo de alternancia de ofertas por turnos, en el que en cada turno uno de los agentes envía una oferta a su oponente para que la acepte o rechace y el turno va pasando de un agente a otro. Las ofertas constituyen un reparto de todos los atributos entre los agentes, y la aceptación o rechazo de una oferta es total (i.e. no se puede aceptar o rechazar una oferta de forma parcial o débil).

El problema en este escenario es encontrar la estrategia adecuada para los agentes. Los autores demuestran que existe un equilibrio Nash de estrategias, aunque dicho equilibrio no es único. Además, el problema de encontrar la oferta correspondiente a la estrategia de equilibrio resulta ser un problema NP de complejidad  $O(mn)$ . En este trabajo se propone un método *heurístico* basado en un algoritmo previo de *programación dinámica* para este tipo de problemas [Ibarra y Kim, 1975]. Con este método, los autores plantean una estrategia de soluciones de compromiso (*trade-offs*) que constituye un *equilibrio aproximado*, permitiendo alcanzar soluciones subóptimas en tiempo polinomial, y con un error de aproximación acotado.

Por último, en este trabajo se define un protocolo de *negociación en línea* (*online negotiation*), donde se van fijando valores acordados de atributos individuales en el transcurso de la negociación, tan pronto como resulta posible para los agentes acordarlos en función de las creencias que tiene cada agente acerca de las preferencias del oponente. Una vez fijado un atributo, no es posible cambiarlo durante el curso de la negociación. Los autores proponen

además una estrategia también basada en *trade-offs* que constituye un *equilibrio aproximado Bayes-Nash* y que puede resolverse en tiempo polinomial y bajo error acotado.

### Discusión

Un aspecto destacable de este trabajo es el análisis de complejidad y error estimado de las estrategias de equilibrio aproximado propuestas. Las aproximaciones heurísticas tienen en general la limitación de no tener una estructura matemática sólida que garantice su viabilidad, por lo que es necesario realizar una evaluación empírica exhaustiva. Un análisis adecuado de complejidad y el establecimiento de una cota para el error de aproximación contribuye a dar a las aproximaciones heurísticas una parte de la solidez de la que carecen por naturaleza. Entre las limitaciones principales de la propuesta, puede señalarse el hecho de que el modelo se limite a negociación bilateral. Por otro lado, el modelo de preferencias es aditivo y considera los diferentes atributos independientes entre sí. Esto limita en cierta medida la complejidad del espacio de preferencias, aunque éstas varíen a lo largo de la negociación.

#### 2.6.2.4. Ito y Klein

En [Ito *et al.*, 2007] se propone un mecanismo de negociación basado en subastas para abordar espacios de utilidad no lineales generados empleando restricciones ponderadas, que se basa en tomar muestras aleatorias del espacio de contratos y aplicar temple simulado a esas muestras para identificar regiones de alta utilidad. Estas regiones se envían como ofertas a un mediador, que realiza una búsqueda para encontrar solapamientos entre las ofertas de los diferentes agentes. El protocolo consiste en los siguientes cuatro pasos:

1. *Muestreo*: Cada agente toma un número fijo de muestras aleatorias del espacio de contratos, empleando una distribución uniforme.
2. *Ajuste*: Cada agente aplica temple simulado a cada muestra para intentar encontrar un máximo local a su alrededor. El resultado es un conjunto de contratos de alta utilidad.
3. *Ofertas*: Cada agente genera una oferta por cada contrato ajustado de alta utilidad. Las ofertas se generan como la intersección de todas las restricciones satisfechas por cada contrato. Cada agente envía sus ofertas al mediador, junto con la utilidad asociada a cada una de ellas.
4. *Identificación de Acuerdos*: El mediador emplea búsqueda en anchura con poda para encontrar solapamientos entre las ofertas de los diferentes agentes. Las regiones del espacio de contratos que corresponden con la intersección de al menos una oferta de cada agente se marcan como soluciones potenciales. La solución final es aquella que maximiza la utilidad conjunta, definida como la suma de utilidades para los diferentes agentes.



## Discusión

El mecanismo se evalúa en un escenario no lineal para diferente número de agentes y atributos, y alcanza buenos resultados en términos de optimalidad (medida 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 (medida como la relación entre el número de negociaciones fallidas y el total de negociaciones). Sin embargo, como veremos con los resultados experimentales presentados en el Capítulo 4, su desempeño (en términos de las tasas de optimalidad y fallo) empeora drásticamente en escenarios altamente no lineales, y por lo tanto es necesario un enfoque alternativo para abordar estos espacios de utilidad. Otras limitaciones de esta aproximación que cabe destacar son la escalabilidad (el número de posibles ofertas por agente decrece exponencialmente con el número de agentes que participan en la negociación) y la utilización de un protocolo de un solo disparo, lo que impide a los agentes refinar sus ofertas en caso de que no se consiga un acuerdo.

## 2.7. Resumen y consideraciones finales

Aunque existen en la literatura aproximaciones muy diferentes para el problema de la negociación automática, existen tres marcos teóricos fundamentales que permiten clasificarlos: los modelos basados en *teoría de juegos*, las aproximaciones *heurísticas* y los modelos basados en *argumentación*. Por otro lado, la mayoría de los modelos constan de unos mismos elementos constitutivos: *dominios de negociación*, *modelos de preferencias*, *protocolos de interacción* y *mecanismos de decisión*. En este capítulo se ha realizado un recorrido tanto por los marcos teóricos de negociación como por las problemáticas específicas de cada uno de los elementos fundamentales de un marco de negociación, identificando en cada caso los trabajos más representativos dentro del estado del arte. Finalmente, se ha presentado el problema de la negociación en espacios de utilidad complejos, que se perfila como el principal desafío dentro de la negociación automática para un futuro próximo, y se han discutido los trabajos más relevantes en este campo emergente. Del análisis de estos trabajos se hace patente la utilidad de las aproximaciones heurísticas en entornos donde la teoría de juegos no permite alcanzar soluciones en un tiempo aceptable, y también se pone de manifiesto la conveniencia de combinar estas aproximaciones con el uso de expresividad o argumentación, junto con protocolos iterativos para permitir a los agentes refinar sus ofertas en caso de que la negociación haya resultado fallida en una primera iteración, lo que resulta bastante probable cuando la negociación implica espacios de utilidad complejos. En el siguiente capítulo se presenta un modelo de negociación que incluye un protocolo iterativo y expresivo y estrategias heurísticas para los agentes, especialmente diseñado para espacios de utilidades altamente complejos.



## Capítulo 3

# Modelo de negociación para espacios de utilidad complejos

*La genialidad es un uno por ciento de inspiración, y un noventa y nueve por ciento de transpiración.*

THOMAS A. EDISON

En este capítulo se presenta un modelo de negociación automática especialmente diseñado para espacios de utilidad complejos. El modelo comprende la especificación del espacio de preferencias de los agentes, el diseño de un protocolo iterativo y expresivo para la negociación y el planteamiento de estrategias heurísticas para los agentes.

### 3.1. Introducción

En el capítulo anterior hemos hecho un recorrido por las diferentes aproximaciones existentes en la literatura al problema de la negociación, y nos hemos detenido finalmente en el escenario principal de esta tesis: los espacios de utilidad complejos. En estos escenarios, la coexistencia de conjuntos de soluciones computacionalmente intratables y espacios de utilidad en los que múltiples atributos interaccionan entre sí invalida los supuestos de la mayoría de aproximaciones tradicionales. Los espacios de utilidad complejos, por tanto, plantean un desafío que debe afrontarse con nuevas técnicas o con combinaciones adecuadas de las ya existentes. Desde el punto de vista de las aproximaciones teóricas a la negociación, la intratabilidad del espacio de soluciones prácticamente descarta los enfoques basados en teoría de juegos, ya que el supuesto de racionalidad ilimitada es inasumible en este tipo de escenarios, donde la búsqueda exhaustiva no es viable. Debemos optar entonces bien por enfoques heurísticos o bien por enfoques basados en argumentación. Por su parte, las técnicas heurísticas buscan aumentar la eficiencia de la búsqueda sacrificando parcialmente la optimalidad de las soluciones encontradas. Los enfoques basados en argumentación, por contra, imponen una sobrecarga más o menos importante a la negociación (en forma de metainformación que intercambian los agentes) con objeto de refinar la búsqueda de soluciones. Parece razonable plantearse combinar ambos enfoques de manera adecuada, buscando alcanzar un equilibrio entre la ganancia

en eficiencia que suponen las técnicas heurísticas y la mejora en las soluciones que se persigue con las técnicas argumentativas.

Por lo que respecta a los protocolos de interacción, nos centraremos en esta tesis en el caso más general de las negociaciones multilaterales, ya que de este modo el modelo resultante podrá ser aplicado indistintamente, con los ajustes de estrategia convenientes, a negociaciones uno a uno, uno a muchos, y muchos a muchos. En cuanto al modo de negociación, hemos optado por un protocolo iterativo por dos razones. En primer lugar, en espacios de utilidad complejos cabe esperar que la probabilidad de encontrar acuerdos entre los múltiples agentes sea muy baja en un único disparo del protocolo, por lo que los protocolos iterativos aparecen como una técnica adecuada para permitir un aumento progresivo (y posiblemente ajustable) de la probabilidad de acuerdo y de la calidad del mismo, máxime si combinamos el protocolo con técnicas argumentativas que aumenten en cada iteración el conocimiento que los agentes tienen acerca del espacio de utilidad de sus oponentes. Por otro lado, un protocolo iterativo con un número de iteraciones ajustable puede ser convertido en un protocolo de un solo disparo reduciendo a uno el número de iteraciones, mientras que la generalización inversa (de protocolo de un solo disparo a protocolo iterativo) no siempre será inmediata. Entre las múltiples posibilidades, se ha optado por un protocolo iterativo mediado basado en subastas, ya que la presencia del mediador permite desacoplar los objetivos individuales de los agentes (maximizar su beneficio) del objetivo social de la negociación (alcanzar una solución óptima en los términos que se señalaban en la Sección 2.5.2), lo que facilita el diseño de estrategias.

Finalmente, para que el modelo de negociación esté completo, es necesario establecer el dominio y el modelo de preferencias de los agentes. Como el núcleo de las contribuciones de esta tesis radica en el planteamiento de mecanismos de negociación para espacios de utilidad complejos, la representación de preferencias debe permitirnos modelar espacios genéricos de complejidad ajustable, que nos permita comparar la efectividad y eficiencia de los diferentes mecanismos al variar la complejidad del escenario. Por ello, hemos optado por una representación basada en el uso de restricciones ponderadas, donde la variación de la anchura media de las restricciones nos permite ajustar la complejidad del escenario en términos de rugosidad y distancia de correlación. Además de garantizar cierto control sobre la complejidad de los espacios de utilidad, la estructura de preferencias basada en restricciones constituye una forma natural de modelar las preferencias de los usuarios y de representar dependencias entre atributos.

Este capítulo está organizado de la siguiente manera. En la siguiente sección se presenta el modelo de preferencias de los agentes, que define el dominio de negociación. En la Sección 3.3 se plantea un protocolo de interacción genérico para este dominio, con capacidad para soportar múltiples iteraciones y argumentación expresiva. Finalmente, en la Sección 3.4 se

completa el modelo con la propuesta de estrategias heurísticas para los agentes negociadores y el mediador.

## 3.2. Modelo de preferencias de los agentes

En esta sección se plantea el modelo de preferencias de los agentes negociadores. En primer lugar, se define de manera formal un espacio de utilidad basado en restricciones ponderadas. A continuación, se presenta un generador de espacios de utilidad de este tipo que permite controlar de forma paramétrica la complejidad de los escenarios de negociación.

### 3.2.1. Estructura de preferencias basada en restricciones ponderadas

Como veíamos en la Sección 3.2, las preferencias no lineales de agentes pueden describirse utilizando diferentes representaciones, como las funciones K-aditivas [Chevaleyre *et al.*, 2004], los lenguajes de puja [Nisan, 2006], o las restricciones ponderadas [Ito *et al.*, 2007]. Esta tesis se centra en el estudio de mecanismos de negociación en espacios de utilidad complejos, por lo que es necesario que la representación de preferencias utilizada nos permita generar con facilidad espacios de utilidad de complejidad variable. Teniendo esto en cuenta, hemos optado por una representación basada en el uso de restricciones ponderadas, similar a la empleada en [Ito *et al.*, 2007]. Con objeto de mantener un cierto grado de generalidad, se ha asumido como dominio de la negociación un conjunto de  $n$  atributos que toman valores enteros dentro de un intervalo finito. De este modo, la cardinalidad del espacio de soluciones (y con ella, la complejidad de la búsqueda de soluciones) puede ajustarse variando el número de atributos  $n$  o la longitud del intervalo del que toman sus valores.

En una representación basada en restricciones ponderadas, la función de utilidad de cada agente se describe a partir de un conjunto de restricciones. Cada restricción representa una región de una o más dimensiones, y un valor de utilidad asociado. El número de dimensiones del espacio viene dado por el número de atributos que se negocian  $n$ , por lo que el número de dimensiones de una restricción debe ser menor o igual que  $n$ . La utilidad que una determinada solución potencial (contrato) proporciona a un agente es la suma de los valores de utilidad de todas las restricciones satisfechas por ese contrato.

**Ejemplo 3.1.** La Figura 3.1 muestra un ejemplo muy sencillo para dos atributos y tres restricciones: una restricción unaria  $C1$  y dos restricciones binarias  $C2$  y  $C3$ . Los valores de utilidad asociados a las restricciones también se muestran en la figura. En este ejemplo, el contrato  $x$  daría un valor de utilidad para el agente  $u(x) = 15$ , ya que satisface tanto  $C1$  como  $C2$ , mientras que el contrato  $y$  daría un valor de utilidad  $u(y) = 5$ , porque sólo satisface  $C1$ . También puede verse que la restricción unaria  $C1$  equivale a una restricción binaria para

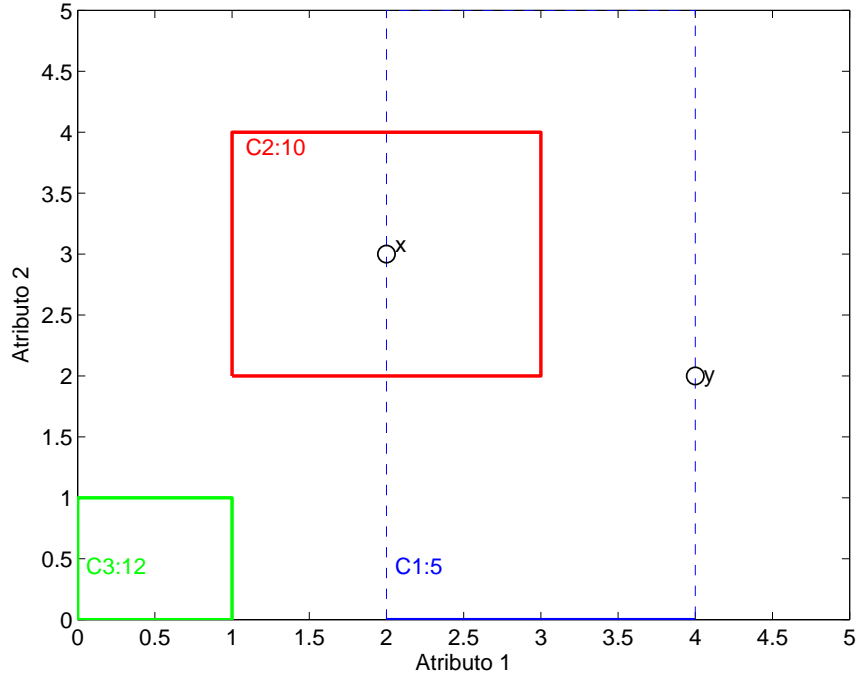


Figura 3.1: Ejemplo de espacio de utilidad para un agente, con dos atributos y tres restricciones.

la que la anchura de la restricción para el atributo 2 es todo el dominio del atributo, por lo que podemos generalizar y decir que todas las restricciones tienen  $n$  dimensiones.

De un modo más formal, podemos describir el dominio de la negociación y el modelo de preferencias de los agentes mediante un conjunto de definiciones:

**Definición 3.2. Atributos negociados.** Los *atributos negociados* se definen como un conjunto finito de variables  $X = \{x_i | i = 1, \dots, n\}$ . Los atributos toman valores del dominio de los enteros  $[0, X]$ .

**Definición 3.3. Espacio de soluciones.** El *espacio de soluciones* de la negociación viene determinado por los valores que pueden tomar los diferentes atributos:

$$D = [0, x_D^{max}]^n \quad (3.1)$$

**Definición 3.4. Contrato o solución potencial.** Un *contrato* o una *solución potencial* al problema de negociación planteado es un vector  $s = \{s_i | i = 1, \dots, n\}$  tal que  $s \in D$ , definido por los valores  $s_i$  para cada uno de los atributos  $x_i$ .

**Definición 3.5. Restricción.** Una *restricción* es un conjunto de intervalos que delimitan la región en la que debe estar contenido un contrato para satisfacer la restricción.

Formalmente, una restricción  $c$  se define como

$$c = \{I_i^c | i = 1, \dots, n\}, \quad (3.2)$$

donde  $I_i^c = [x_i^{min}, x_i^{max}]$ , con  $x_i^{min}, x_i^{max} \in [0, x_D^{max}]$ , define el valor mínimo y máximo para cada atributo para satisfacer la restricción. Las restricciones así definidas describen regiones hiperrectangulares en el espacio  $n$ -dimensional.

**Definición 3.6. Satisfacción de una restricción.** Un contrato  $s$  *satisface* una restricción  $c$  si y sólo si  $x_i^s \in I_i^c \forall i$ . Por simplicidad de notación, denotaremos esto como  $s \in x(c)$ , queriendo decir que  $s$  está en el conjunto de contratos que satisfacen  $c$ .

**Definición 3.7. Espacio de preferencias.** El *espacio de preferencias* de un agente se define como una tupla

$$\langle C, \Omega \rangle, \quad (3.3)$$

donde  $C = \{c_k | k = 1, \dots, l\}$  es un conjunto de restricciones sobre los valores de los atributos  $x_i$  para el agente y  $\Omega = \{\omega(c_k) | k = 1, \dots, l; \omega(c_k) \in \mathbb{N}^+\}$  es un conjunto de pesos o valores de utilidad, de tal manera que  $\omega(c_k)$  es el *valor de utilidad* asociado a la restricción  $c_k$ . Por simplicidad, asumiremos que los pesos de las restricciones toman valores del conjunto de los números naturales positivos.

**Definición 3.8. Función de utilidad.** La *función de utilidad* para un agente se define como

$$u : D \rightarrow \mathbb{N}, \quad (3.4)$$

y asigna valores de utilidad a todos los posibles contratos  $s \in D$ . En una representación basada en restricciones ponderadas, la utilidad para un agente de un contrato  $s$  se define como

$$u(s) = \sum_{c_k \in C | s \in x(c_k)} u(c_k), \quad (3.5)$$

esto es, la suma de los valores de utilidad de todas las restricciones satisfechas por  $s$ .

El uso de restricciones ponderadas genera un espacio de utilidad no lineal e “irregular”, con puntos elevados donde se satisfacen muchas restricciones, y regiones bajas donde se satisfacen pocas o ninguna restricción. Sin embargo, el grado de “irregularidad” depende en gran medida de la forma en que se genera el conjunto de restricciones. A continuación presentamos un generador de espacios de utilidad que permite controlar el grado de complejidad de las funciones de utilidad generadas.

### 3.2.2. Sistema generador de espacios de utilidad complejos

Uno de los objetivos principales de esta tesis está directamente relacionado con la generación de funciones de utilidad. En el capítulo A, veíamos que disponer de un sistema

generador de funciones de utilidad realistas podía suponer una contribución significativa a la investigación en negociación automática, al permitir comparar de forma objetiva y fácilmente reproducible diferentes mecanismos entre sí. Asimismo veíamos que, para poder disponer de funciones realistas, el mecanismo de generación debía ser suficientemente flexible como para modelar las variaciones de complejidad que pueden darse en diferentes escenarios, así como ser capaz de representar diferentes grados de acoplamiento entre las funciones de utilidad de los diferentes agentes, para modelar escenarios en los que existen diferentes grados de conflicto entre los intereses de los agentes.

En la Sección 2.6 se hizo un recorrido por las diferentes propiedades estructurales de los espacios de utilidad que pueden emplearse para valorar su complejidad, y se describieron diferentes estadísticos que pueden utilizarse para caracterizar esa complejidad. Uno de los más utilizados es la *distancia de correlación*, que se define como la mínima distancia  $\psi$  para la que la autocorrelación cae por debajo de un determinado umbral. Este estadístico da una idea de la distancia que podemos movernos por el espacio de preferencias de un agente manteniendo una cierta correlación entre las utilidades observadas. En una estructura de preferencias basada en restricciones ponderadas, dos puntos del espacio de utilidad estarán tanto más correlados (es decir, sus valores de utilidad tendrán más relación entre sí) cuantas más restricciones tengan en común, ya que estas restricciones comunes a ambos puntos contribuyen en igual medida a sus respectivos valores de utilidad. Intuitivamente, podemos ver que existe una relación entre la *distancia de correlación* de un espacio de preferencias basado en restricciones (esto, es, la indicación de la distancia que podemos alejarnos de un punto manteniendo cierta correlación) y el *volumen* en el espacio  $n$ -dimensional de las restricciones (que determina la máxima distancia entre puntos del espacio influidos por cada restricción).

Cuando hablamos del grado de acoplamiento entre los espacios de utilidad de los diferentes agentes, nos referimos a la correlación entre sus funciones de utilidad. Esta correlación tiene una gran influencia sobre la complejidad del proceso de negociación, ya que determina la existencia de regiones del espacio que supongan utilidades aceptables para todos los agentes, lo que afecta de forma significativa a la dificultad de encontrar acuerdos. En una estructura de preferencias basada en restricciones ponderadas, el grado de correlación o acoplamiento entre funciones de utilidad vendrá dado por la distribución de las restricciones en el espacio, ya que las regiones de alta utilidad son aquellas en las que un mayor número de restricciones intersectan. Si las regiones de alta concentración de restricciones para los diferentes agentes coinciden en cierta medida, estaremos ante espacios de utilidad *fuertemente acoplados*, mientras que si estas regiones no coinciden estaremos ante espacios *fuertemente desacoplados*. En caso de que las restricciones estén distribuidas de forma uniforme por el espacio de utilidad de los agentes, no podremos inferir a priori propiedades de acoplamiento entre los espacios, y hablaremos por tanto de espacios *de acoplamiento indeterminado*.



Finalmente, el grado de dependencia entre los diferentes atributos puede controlarse a partir de la dimensión de las restricciones. Una restricción binaria expresa una dependencia entre dos atributos, una restricción ternaria expresa una dependencia entre tres atributos, y así sucesivamente. Desde el punto de vista geométrico, una restricción  $m$ -aria restringe  $m$  atributos, dejando los restantes  $m - n$  atributos libres. Esto implica que los atributos  $j$  no contemplados por la restricción pueden tomar valores de todo el dominio del atributo, esto es,  $I_j^c = [0, x_D^{max}]$ .

Teniendo en cuenta estas consideraciones, el sistema de generación de restricciones funciona tal y como se muestra en el Algoritmo 3.1. El vector  $L = \{l_m | m = 1, \dots, n; \sum_m l_m = l\}$  controla la dependencia entre atributos, determinando el número de restricciones  $l_m$  de dimensión  $m$  que son generadas (1). Cada restricción de dimensión  $m$  se genera primero como una región  $R$  situada en el origen. La longitud para uno de los  $m$  intervalos  $I_i^R$  contemplados por la restricción se genera mediante una distribución de probabilidad *dist\_length* (2). Pueden emplearse diferentes distribuciones de probabilidad unidimensionales para generar los valores de longitud de los intervalos, como por ejemplo una distribución uniforme en el intervalo  $[w_{min}, w_{max}]$ , o una distribución normal de media  $\mu_w$  y desviación típica  $\sigma_w$ . De este modo, se puede controlar de forma paramétrica la distancia de correlación del espacio de utilidad generado. Una vez generados los diferentes intervalos  $I_i^R$ , cada intervalo se mapea a uno de los  $n$  atributos del dominio mediante una correspondencia probabilística *map\_intervals* (3). Esta correspondencia permite controlar el grado de dependencia de los diferentes atributos. Finalmente, la región generada se desplaza en el espacio de utilidad empleando un vector de desplazamiento  $\delta$  que se genera mediante una distribución de probabilidad multidimensional *dist\_move* (4). De nuevo, pueden emplearse diferentes funciones de probabilidad para la distribución de las restricciones por el espacio de utilidad del agente. La relación entre las distribuciones de probabilidad *dist\_move* empleadas por los diferentes agentes determinará el grado de acoplamiento entre sus utilidades. Por ejemplo, si se emplea una distribución uniforme para todos los agentes, estaremos ante espacios de utilidad de acoplamiento indeterminado, mientras que si empleamos distribuciones gaussianas de probabilidad, con la misma media y varianza para los diferentes agentes, estaremos ante espacios fuertemente acoplados. Pueden emplearse distribuciones gaussianas para generar escenarios con otros grados de acoplamiento entre espacios, ajustando adecuadamente las medias y varianzas de las funciones que se emplean para distribuir las restricciones de los diferentes agentes. La función *restrict\_domain* trunca las regiones desplazadas para restringirlas al dominio  $D$  (5). Finalmente, los pesos asociados a las restricciones se asignan también con una distribución de probabilidad *dist\_weight* (6), que puede depender de diversos parámetros, como son la dimensión de la restricción o el volumen de la región representada, permitiendo modelar así

diferentes situaciones, como el hecho de que las restricciones más específicas tengan mayor utilidad, que suele darse con cierta frecuencia en escenarios reales.

---

**Algoritmo 3.1:** Sistema de generación de espacios de utilidad

---

**Input:**

- $n$ : número de atributos del espacio de utilidad
- $D$ : dominio del espacio de utilidad
- 1  $L = \{l_m \mid m = 1, \dots, n; \sum_m l_m = l\}$ : vector que controla la distribución de dimensiones en las restricciones
- $dist\_length(\dots)$ : función de distribución de probabilidad para la generación de longitudes de los intervalos  $I_i^R$
- $map\_intervals(\dots)$ : función probabilística de correspondencia para el mapeo de intervalos a atributos
- $dist\_move(\dots)$ : función de distribución de probabilidad para la distribución de restricciones en el espacio
- $dist\_weight(\dots)$ : función de distribución de probabilidad para el peso asociado a las restricciones

**Output:**

- $C$ : conjunto de restricciones
  - $\Omega$ : conjunto de pesos asociados a las restricciones
  - $C = \emptyset$ ;
  - $\Omega = \emptyset$ ;
  - foreach**  $l_m \in L$  **do**
  - $k = 0$ ;
  - while**  $k < l_m$  **do**
  - $R = \emptyset$ ;
  - $d = 0$ ;
  - while**  $d < m$  **do**
  - 2  $I_d^R = dist\_length(\dots)$ ;
  - $R = R \cup I_d^R$ ;
  - $d = d + 1$ ;
  - end**
  - 3  $R' = map\_intervals(R, \dots)$ ;
  - 4  $\delta = dist\_move(\dots)$ ;
  - 5  $c = restrict\_domain(R' + \delta, D)$ ;
  - $C = C \cup c$ ;
  - 6  $\omega = dist\_weight(\dots)$ ;
  - $\Omega = \Omega \cup \omega$ ;
  - $k = k + 1$ ;
  - end**
  - end**
- 

El sistema generador de espacios de utilidad propuesto permite regular la distancia de correlación de los espacios de utilidad y su acoplamiento en función de las distribuciones empleadas en el generador y de los parámetros que se le asignan a estas distribuciones. La Figura 3.2 muestra funciones generadas utilizando como vector de interdependencia  $L = \{5, 5\}$  (esto es, generando 5 restricciones unarias y 5 restricciones binarias), y empleando distribuciones de probabilidad uniformes tanto para la generación de intervalos como para su mapeo a los atributos y su distribución por el espacio. Para variar la distancia de correlación  $\psi$  de los

espacios generados, se ha ido variando el intervalo  $[w_{min}, w_{max}]$  de la distribución uniforme de generación de intervalos. En la figura puede observarse que los espacios no están especialmente acoplados entre sí, debido a que las restricciones se han distribuido uniformemente por el espacio. Las diferentes figuras muestran además la variación de la distancia de correlación  $\psi_{0,7}$  (para un umbral de 0.7) de cada espacio de utilidad al emplear intervalos de diferentes longitudes. En [Ito *et al.*, 2007], las restricciones se generan escogiendo la anchura de cada restricción para cada atributo de forma aleatoria dentro del intervalo  $[3,7]$ , lo que da lugar a un espacio de utilidad similar al de la Figura 3.2d. Comparando las diferentes figuras podemos ver que, aunque todos los espacios de utilidad son no lineales, los espacios generados empleando intervalos estrechos son más complejos (menor distancia de correlación). Según aumenta el número de atributos negociados, la diferencia entre usar restricciones anchas o estrechas se vuelve más acusada. Aunque el enfoque propuesto en [Ito *et al.*, 2007] funciona en escenarios como el ejemplo de la Figura 3.2d, veremos que su desempeño (en términos de las tasas de optimalidad y fallo) empeora drásticamente en escenarios de alta complejidad definidos mediante restricciones estrechas. Por lo tanto, es necesario un enfoque alternativo para abordar estos espacios de utilidad altamente incorrelados. Una de las causas del mal funcionamiento de esta aproximación en entornos altamente complejos es la utilización de un protocolo de un solo disparo, lo que impide a los agentes refinar sus ofertas en caso de que no se consiga un acuerdo. El protocolo expresivo e iterativo que se define en la siguiente sección pretende superar esta limitación.

### 3.3. Protocolo de interacción expresivo e iterativo

Una vez descrito el dominio de la negociación y definido el modelo de preferencia de los agentes, es posible establecer los mecanismos de interacción que hagan posible que la negociación tenga lugar. Como se comentaba al inicio del capítulo, para la propuesta de protocolo de interacción se ha optado por un enfoque mediado basado en subasta, con el fin de facilitar la definición de los mecanismos de decisión. En un protocolo de negociación con mediador basado en subasta, los agentes negociadores generan un conjunto de ofertas o pujas y las envían a un mediador, que es el encargado de encontrar una solución aceptable desde el punto de vista social a partir de la información recibida. En general, esta solución vendrá dada por los puntos de intersección entre las ofertas de los diferentes agentes.

En espacios de utilidad altamente no lineales, uno de los principales problemas de la negociación básica basada en subasta es que suele utilizarse un protocolo de un solo disparo. Los agentes envían sus ofertas al mediador, el mediador busca soluciones y la negociación termina. Si se ha encontrado una solución, la negociación tiene éxito. Si no, la única posibilidad es repetir el proceso hasta que tenga éxito. En escenarios con regiones de alta utilidad “anchas” esto no es un problema, ya que las ofertas de los agentes suelen cubrir un volumen amplio

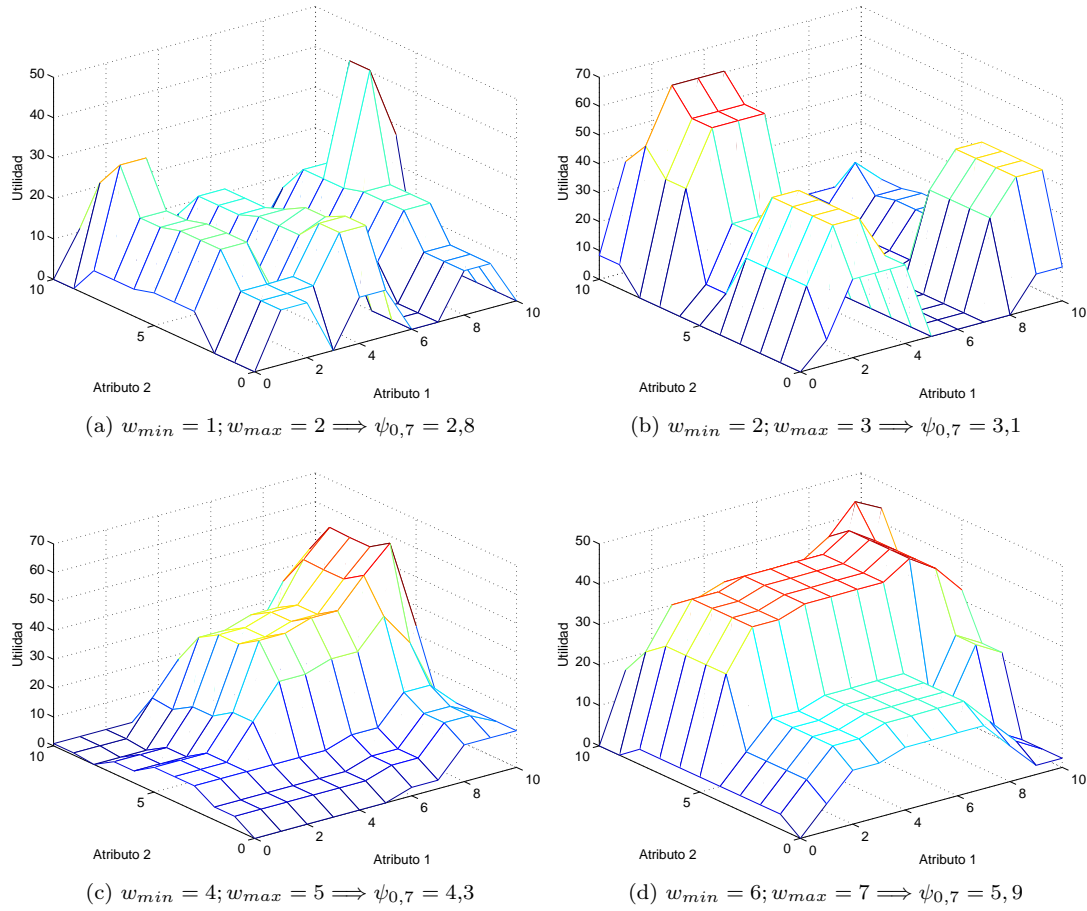


Figura 3.2: Generación de espacios de utilidad de diferente distancia de correlación.

dentro el espacio de soluciones, y la probabilidad de que el mediador encuentre una solución es alta. En espacios de utilidad altamente complejos, por contra, las regiones de alta utilidad que los agentes envían como ofertas suelen ser más estrechas, por lo que es más probable que una única iteración del protocolo no llegue a una solución. En estos casos, sería deseable que los agentes tuvieran una manera de “aprender” de las interacciones previas para emitir ofertas que tengan mayor probabilidad de éxito. Para que esto sea posible, hacen falta dos mecanismos: uno que permita al mediador proporcionar realimentación a los agentes, y otro que permita a los agentes utilizar esta realimentación en la generación de nuevas ofertas. En principio, a nivel de protocolo no definimos en qué debe consistir el proceso de realimentación, dejando flexibilidad a los agentes para concretar ese proceso en sus mecanismos de decisión.

De una manera informal, la propuesta de protocolo expresivo e iterativo consiste en los siguientes pasos:

1. *Generación de ofertas*: Cada agente  $A_j$  genera un conjunto  $B^j$  de  $n_b^j$  ofertas. Cada oferta representa una región del espacio que, en general, contiene únicamente contratos que el agente está dispuesto a aceptar como soluciones al problema de la negociación.
2. *Identificación de acuerdos*: El mediador emplea un método de búsqueda para encontrar solapamientos entre las ofertas de los agentes. Si se encuentra una solución, el protocolo finaliza.
3. *Realimentación*: El mediador construye enunciados de realimentación  $\rho^j$  para cada agente y se los envía.
4. *Generación de ofertas adaptativa*: Cada agente crea un nuevo conjunto de ofertas  $B^{j'}$  teniendo en cuenta la realimentación recibida.

Los pasos 2 a 4 se repiten hasta que se encuentre una solución o expire un determinado límite (ya sea de tiempo o de número de iteraciones).

Para la descripción formal del protocolo de interacción, hemos empleado un marco de especificación basado en *juegos de diálogo formales* [McBurney y Parsons, 2002], donde un conjunto de participantes interactúan intercambiando una serie de locuciones de acuerdo con un conjunto de reglas. Este tipo de representación para protocolos de interacción se ha empleado anteriormente en diferentes trabajos dentro del campo de la negociación argumentativa [Amgoud *et al.*, 2000, Hitchcock *et al.*, 2001]. En concreto, vamos a emplear una variante del marco de representación utilizado en [Lopez-Carmona, 2006], donde se modela un protocolo de interacción mediante la definición de tres elementos: un conjunto de *locuciones* que los agentes pueden intercambiar, un conjunto de *mecanismos de decisión* que permiten a los agentes invocar locuciones en el momento adecuado, y una *semántica operacional*, que define cómo cambian los estados del diálogo tras la emisión de locuciones. Asimismo, haciendo una adaptación de la representación utilizada en [McBurney *et al.*, 2003] para negociaciones de compraventa de productos, distinguiremos cuatro fases fundamentales en el protocolo:

1. *Apertura del diálogo*, en la que se establecen los participantes en la negociación.
2. *Negociación*, en la que tiene lugar el proceso de negociación propiamente dicho tal y como se ha descrito de manera informal.
3. *Confirmación*, en la que los agentes negociadores confirman el acuerdo.
4. *Cierre del diálogo*, en la que el diálogo termina.

En las siguientes secciones se definen las locuciones del modelo de diálogo y la especificación genérica de los mecanismos de decisión, así como la semántica operacional que relaciona ambos elementos. Una vez definido el protocolo, contrastaremos la definición con una serie de cualidades deseables para un protocolo de negociación.

### 3.3.1. Locuciones del modelo de diálogo

En un juego de diálogo formal, el conjunto de locuciones establece qué comunicaciones están permitidas entre los agentes, así como la sintaxis y semántica de esas comunicaciones [McBurney y Parsons, 2002]. En esta sección se describe el conjunto de locuciones para nuestra propuesta de protocolo de interacción. Para la representación de las locuciones se emplea la misma sintaxis utilizada en [McBurney y Parsons, 2002] y [Lopez-Carmona, 2006], que especifica el emisor de la locución, su destinatario y la información adicional que contiene. Para cada locución se especifican además las precondiciones requeridas para su emisión y su significado. En la representación de las locuciones, la notación  $M$  representa al mediador,  $A_j$  representa a un agente negociador cualquiera y  $A$  representa el conjunto de todos los agentes que participan en la negociación.

#### Locuciones de la fase de Apertura del diálogo

**L1:** `open_dialogue`( $M, A, D, param$ )<sup>1</sup>:

**Precondiciones:** Esta locución no debe haber sido emitida previamente.

**Significado:** El mediador  $M$  plantea al conjunto de agentes  $A$  un problema de negociación sobre un dominio  $D$  con un conjunto  $param$  de parámetros adicionales. Un diálogo siempre debe comenzar con esta locución. Se asume que la identidad de los agentes del conjunto  $A$  es conocida, por lo que esta locución no implica una búsqueda de un destinatario.

**L2:** `enter_dialogue`( $A_j, M, D$ )

**Precondiciones:** El mediador  $M$  debe haber emitido `open_dialogue`(.).

**Significado:** El agente negociador  $A_j$  indica su deseo de incorporarse al diálogo de negociación sobre el dominio  $D$  propuesto por el mediador  $M$ .

**L3:** `confirm_dialogue`( $M, A_j, D$ )

**Precondiciones:** El mediador  $M$  debe haber emitido `open_dialogue`(.).

**Significado:** El mediador  $M$  confirma al conjunto de agentes  $A$  que la negociación puede tener lugar.

Como puede verse en la Figura 3.3, es el mediador el encargado de abrir el diálogo con los agentes implicados en la negociación. Un agente negociador  $A_j$  se considera participante en el diálogo una vez que ha emitido la locución `enter_dialogue`(.) correspondiente y recibido la locución `confirm_dialogue`(.). Ninguna otra locución puede ser emitida por un agente  $A_j$  hasta que se le haya confirmado su participación en el diálogo. La única excepción a esta regla es la locución `withdraw_dialogue`(.), que permite al agente rehusar la participación

<sup>1</sup>Hemos preferido utilizar el inglés en la denominación de locuciones y mecanismos, para mantener la coherencia con nuestras publicaciones.

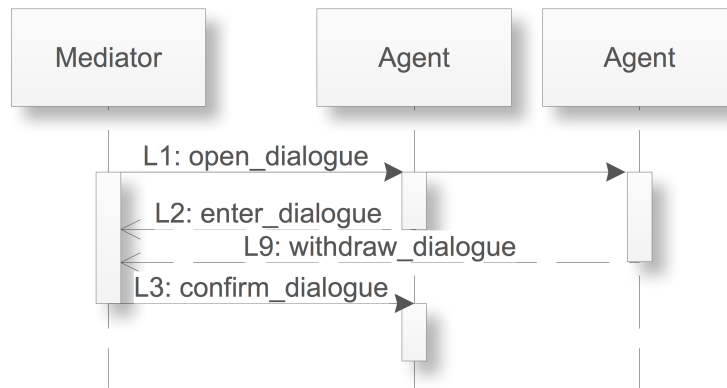


Figura 3.3: Intercambio de locuciones en la fase de apertura del diálogo.

en la negociación. Sólo se permite el abandono de la negociación a un agente durante la fase de apertura del diálogo.

### Locuciones de la fase de Negociación

**L4: declare\_bids**( $A_j, M, B^j$ )

**Precondiciones:** El diálogo acaba de ser iniciado, o se ha recibido una locución **bid\_feedback**( $M, A_j, \rho^j$ ).

**Significado:** El agente negociador  $A_j$  declara al mediador un conjunto de  $n_b^j$  ofertas  $B^j = \{b_i^j | i = 1, \dots, n_b^j\}$ , donde cada oferta  $b_i^j$  representa una región del espacio de soluciones que sólo contiene contratos que el agente  $A_j$  está dispuesto a aceptar como acuerdos.

**L5: bid\_feedback**( $M, A_j, \rho^j$ )

**Precondiciones:** Cada agente negociador debe haber enviado al menos un conjunto de ofertas mediante la locución **declare\_bids**(.) durante el transcurso de la negociación.

**Significado:** El mediador  $M$  envía al agente negociador  $A_j$  el enunciado de realimentación  $\rho^j$ . Dadas las precondiciones, el mediador debe conocer las ofertas de todos los agentes negociadores antes de enviar realimentación a ningún agente.

En principio, las locuciones utilizadas en la fase de negociación no implican compromiso alguno por parte de sus emisores. La Figura 3.4 resume la secuencia de las locuciones intercambiadas por los agentes durante la fase de negociación.

### Locuciones de la fase de Confirmación (Figura 3.5)

**L6: declare\_solution**( $M, A, s$ )

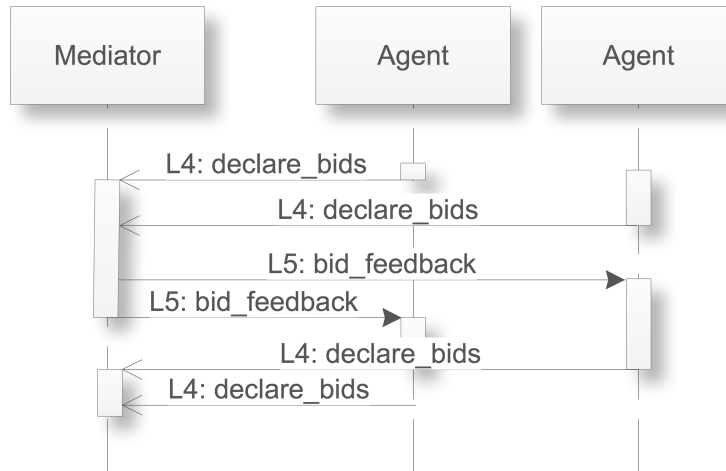


Figura 3.4: Intercambio de locuciones en la fase de negociación.

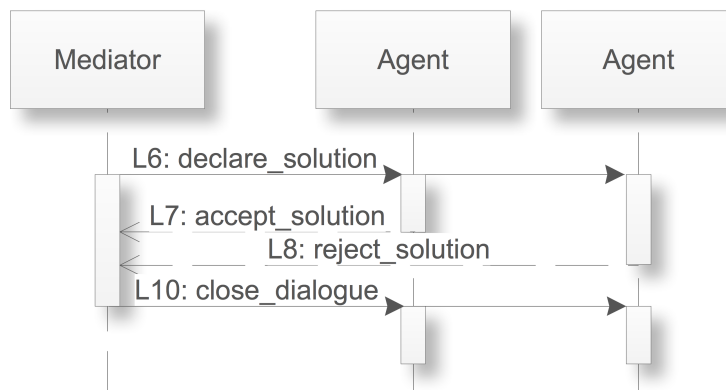


Figura 3.5: Intercambio de locuciones en las fases de confirmación y cierre del diálogo.

**Precondiciones:** El mediador  $M$  debe haber recibido ofertas de *al menos uno* de los agentes implicados en la negociación.

**Significado:** El mediador  $M$  comunica al conjunto de agentes que ha encontrado una solución  $s$  al problema de negociación.

**L7:**  $\text{accept\_solution}(A_j, M, s)$

**Precondiciones:** El agente  $A_j$  debe haber recibido una solución  $s$  del mediador  $M$  a través de una locución  $\text{declare\_solution}(M, A, s)$ .

**Significado:** El agente  $A_j$  le indica al mediador  $M$  que acepta la solución propuesta  $s$ .

**L8:**  $\text{reject\_solution}(A_j, M, s, \epsilon)$

**Precondiciones:** El agente  $A_j$  debe haber recibido una solución  $s$  del mediador  $M$  a través de una locución  $\text{declare\_solution}(M, A, s)$ .



**Significado:** El agente  $A_j$  le indica al mediador  $M$  que rechaza la solución propuesta  $s$ . El enunciado  $\epsilon$  es opcional y permite al agente expresar la causa del rechazo.

### Locuciones de la fase de Cierre del Diálogo (Figura 3.5)

**L9:** `withdraw_dialogue`( $A_j, M, \epsilon$ )

**Precondiciones:** Aunque por afinidad semántica se ha incluido en la fase de cierre del diálogo, esta locución sólo puede emitirse durante la apertura del diálogo.

**Significado:** Un agente  $A_j$  anuncia al mediador  $M$  que abandona el diálogo de negociación. El enunciado  $\epsilon$  es opcional y permite al agente expresar la causa del abandono.

**L10:** `close_dialogue`( $M, A, \epsilon$ )

**Precondiciones:** Esta locución puede emitirse en cualquier momento tras la apertura del diálogo.

**Significado:** El mediador  $M$  anuncia a los agentes  $A$  la terminación del diálogo. En este caso el enunciado  $\epsilon$  es obligatorio y expresa el estado de finalización del diálogo (e.g. acuerdo o desacuerdo).

Una vez definidas las reglas del diálogo desde un punto de vista sintáctico, es preciso establecer los mecanismos de decisión que emplearán los diferentes agentes durante la negociación, y que serán los que en definitiva invoquen las diferentes locuciones durante el transcurso del diálogo. Estos mecanismos se especifican en la siguiente sección.

#### 3.3.2. Especificación de los mecanismos de decisión

Las locuciones definidas en la sección anterior determinan las reglas de diálogo entre los agentes. Sin embargo, para que sea posible un diálogo de negociación totalmente automatizado, hemos de equipar a los agentes con un conjunto de mecanismos de decisión que les permitan avanzar por las diferentes fases del protocolo e invocar las diferentes locuciones cuando corresponda. La definición completa de los mecanismos de decisión de los agentes queda fuera de la descripción del protocolo, y se detallará en la Sección 3.4. En esta sección se presenta una especificación general de los mecanismos de decisión de los agentes desde el punto de vista de la definición del protocolo, sin entrar a describir con detalle los procedimientos internos de los mecanismos, que dependerán de las estrategias que sigan los diferentes agentes.

Los mecanismos se han agrupado en función del rol de participante: mediador (**M**) o agente negociador (**A**). Para cada mecanismo describen sus directrices generales, y se especifican las salidas generadas por el mecanismo. Estas salidas tienen una importancia crucial

para enlazar los mecanismos de decisión y locuciones. La especificación de los mecanismos pretende mantener un grado de generalidad que permita emplear de forma sencilla diferentes estrategias.

### Especificación de los mecanismos de decisión del mediador

**M1: Start Negotiation:** Inicia un diálogo de negociación con un conjunto determinado de agentes  $A$ . El mecanismo determina cuáles son los parámetros fundamentales que gobiernan la negociación, como pueden ser el conjunto de agentes que deben participar en el diálogo, el grado de obligatoriedad de la participación (e.g., si se requiere que todos los agentes participen en el diálogo para que la negociación pueda llevarse a cabo), o condiciones específicas para el diálogo concreto (e.g. una limitación sobre el tiempo que puede durar la negociación o sobre el número de iteraciones del protocolo). La ejecución del mecanismo puede llevar al mediador a decidir que la negociación no es factible (salida *unfeasible\_negotiation*). En caso contrario, el diálogo de negociación comienza (*feasible\_negotiation*).

**Salidas:** *feasible\_negotiation*, *unfeasible\_negotiation*( $\epsilon$ ), donde el enunciado  $\epsilon$  expresa la razón de que el diálogo no sea factible.

**M2: Confirm Dialogue:** Decide si la negociación sigue siendo factible en función de la respuesta de los diferentes agentes a la solicitud de inicio de diálogo. Las posibles salidas son *feasible\_negotiation*, en caso de que la negociación sea factible, y *unfeasible\_negotiation* en caso contrario.

**Salidas:** *feasible\_negotiation*, *unfeasible\_negotiation*( $\epsilon$ ), donde el enunciado  $\epsilon$  expresa la razón de que el diálogo no sea factible.

**M3: Identify Deal:** Busca una solución al problema de la negociación, a partir de las ofertas recibidas por los agentes. La búsqueda de soluciones puede ser fructífera, en cuyo caso el mecanismo devolverá una solución al problema (salida *solution*) o infructífera, en cuyo caso el mecanismo decidirá la necesidad de enviar realimentación a los agentes (salida *feedback\_required*) o el fracaso de la negociación (salida *failed\_negotiation*). La negociación puede fallar por diversas razones. Por ejemplo, es posible que haya expirado algún límite de tiempo o iteraciones de la negociación antes de que se encuentre una solución, o que un agente cuya participación sea esencial haya decidido abandonarla.

**Salidas:** *solution*( $s$ ), *feedback\_required*, *failed\_negotiation*( $\epsilon$ ), donde  $s$  y  $\epsilon$  son, respectivamente, la solución encontrada al problema de negociación, en su caso, y la razón por la que la negociación ha fallado.

**M4: Generate Feedback:** Construye enunciados de realimentación para los agentes negociadores. El propósito de estos enunciados es dar información a los agentes que les permita generar un conjunto de ofertas *mejores* desde el punto de vista

social, esto es, un conjunto de ofertas que aumente la probabilidad de llegar a un acuerdo y la calidad social del mismo. La salida de este mecanismo es un conjunto  $\Gamma = \{\rho^i \mid i = 1, \dots, m\}$  de enunciados de realimentación para los diferentes agentes. Un enunciado de realimentación  $\rho^j$  puede estar vacío si, por ejemplo, el mediador considera que las ofertas enviadas por el agente  $j$  no pueden mejorarse.

**Salidas:**  $feedback(\Gamma)$ , donde  $\Gamma$  es el conjunto de enunciados de realimentación para los diferentes agentes.

**M5: Confirm Solution:** Una vez encontrada una solución a la negociación y comunicada esta solución a los agentes negociadores, este mecanismo determina el resultado final de la negociación a partir de las respuestas recibidas. Los resultados finales de la negociación más usuales son *acuerdo*, si un número suficiente de agentes han confirmado su adhesión a la solución propuesta, o *desacuerdo*, en caso contrario. No obstante, las condiciones de acuerdo y desacuerdo, así como los diferentes estados posibles al término de la negociación dependerán en general de cada negociación concreta, y no se especifican en el protocolo.

**Salidas:**  $final\_result(\epsilon)$ , donde el enunciado  $\epsilon$  expresa el resultado final de la negociación.

### Especificación de los mecanismos de decisión de los agentes

**A1: Assess Negotiation:** Valora si el agente negociador debe participar en un diálogo de negociación propuesto por el mediador o no. Las posibles salidas son *enter\_dialogue* y *withdraw\_dialogue*, para la entrada al diálogo o para el rechazo, respectivamente. En caso de rechazo de la propuesta de diálogo, el protocolo prevé la posibilidad de que el agente exprese la razón de ese rechazo.

**Salidas:**  $enter\_dialogue, withdraw\_dialogue(\epsilon)$ , donde el enunciado  $\epsilon$  expresa la razón del rechazo a participar en el diálogo, en su caso.

**A2: Generate Bids:** Genera un conjunto de ofertas o posibles soluciones al problema de negociación planteado. Aunque el protocolo no especifica cómo deben generarse estas ofertas, lo más usual es que representen regiones del espacio de alta utilidad que el agente estaría dispuesto a aceptar como acuerdos.

**Salidas:**  $bids(B^j)$ , donde  $B^j$  es el conjunto de ofertas generadas.

**A3: Assess Feedback:** Valora los enunciados de realimentación recibidos por parte del mediador y genera un nuevo conjunto de ofertas a partir del conjunto de ofertas anterior y la realimentación recibida. En principio el protocolo define los mecanismos A2 y A3 de forma separada para una mayor generalidad, pero resulta sencillo concebir un único mecanismo que implemente la funcionalidad de ambos en función de la presencia o no de realimentación por parte del mediador

**Salidas:**  $bids(B^{j'})$ , donde  $B^{j'}$  es el conjunto de ofertas generadas.

**A4: Assess Solution:** Valora una solución  $s$  recibida desde el mediador y decide la aceptación o rechazo de dicha solución. Las posibles salidas son *accept\_solution* y *reject\_solution*, para la aceptación o para el rechazo, respectivamente. En caso de rechazo de la solución, el protocolo prevé la posibilidad de que el agente exprese la razón de ese rechazo.

**Salidas:** *accept\_solution*, *reject\_solution*( $\epsilon$ ), donde el enunciado  $\epsilon$  expresa la razón del rechazo de la solución, en su caso.

La especificación de los mecanismos de decisión de los agentes sólo es útil si se proporciona un enlace entre estos mecanismos y las reglas de interacción definidas mediante las locuciones que se definieron en la sección anterior. La semántica operacional del protocolo, que se describe en la siguiente sección, realiza este enlace y completa la especificación del protocolo.

### 3.3.3. Semántica operacional

Una vez definidas las locuciones de un diálogo y los mecanismos de decisión asociados a los agentes, el tercer elemento que completa la definición del modelo de diálogo es la *semántica operacional* [Hindriks *et al.*, 1998]. La semántica operacional indica cómo un juego de diálogo evoluciona en función de las salidas de los diferentes mecanismos y de las locuciones intercambiadas por los agentes. El diálogo puede verse como un conjunto de estados, donde estos estados vienen definidos en general los diferentes mecanismos. Así, un estado del diálogo puede definirse como una tupla

$$\langle X, \mathbf{K}, \cdot \rangle, \quad (3.6)$$

que expresa la situación en la que se ejecuta el mecanismo de decisión  $\mathbf{K}$  del agente  $X$ . Las transiciones entre estados son disparadas a partir de las salidas de los mecanismos, y pueden ocurrir dentro de un mismo agente o entre diferentes agentes. En transiciones que implican a un único agente, la salida del primer estado se emplea directamente como entrada para el mecanismo de decisión que constituirá el siguiente estado, y se denota

$$\langle X, \mathbf{K}, o \rangle \rightarrow \langle X, \mathbf{K}', \cdot \rangle, \quad (3.7)$$

que expresa la situación en la que el mecanismo de decisión  $\mathbf{K}$  del agente  $X$  ha generado como salida  $o$ , y esta salida ha provocado la ejecución del mecanismo de decisión  $\mathbf{K}'$ .

En transiciones que impliquen a varios agentes, el paso de la salida de un mecanismo de decisión al siguiente tiene lugar a través de una locución, y se denota

$$\langle X, \mathbf{K}, o \rangle \underline{\mathbf{L}}_X \langle X', \mathbf{K}', \cdot \rangle. \quad (3.8)$$

La semántica operacional, en suma, constituye una formalización del enlace entre las locuciones disponibles y los mecanismos de decisión definidos [Lopez-Carmona, 2006]. A continuación presentamos las diferentes reglas de transición que completan la definición de nuestra propuesta de protocolo:

**TR1:**  $\langle M, \mathbf{M1}, \text{feasible\_negotiation} \rangle \underline{\mathbf{L1}} \langle A, \mathbf{A1}, . \rangle$

Esta regla de transición indica que el mediador intenta iniciar un diálogo de negociación con un conjunto de agentes  $A$  mediante la locución **L1: open\_dialogue(.)**. Dicha locución activa el mecanismo **A1: Assess Negotiation** de los agentes con los que se desea entablar el diálogo.

**TR2:**  $\langle M, \mathbf{M1}, \text{unfeasible\_negotiation}(\epsilon) \rangle \rightarrow \emptyset$

Esta regla de transición indica que si el mecanismo **M1: Start Negotiation** del mediador devuelve como salida *unfeasible\_negotiation* el proceso termina sin que se envíe ninguna locución.

**TR3:**  $\langle A_j, \mathbf{A1}, \text{enter\_dialogue} \rangle \underline{\mathbf{L2}} \langle M, \mathbf{M2}, . \rangle$

Un agente  $A_j$  que desee participar en un diálogo negociador lo hará mediante la emisión de la locución **L2: enter\_dialogue(.)**. Esta emisión conduce al mediador a la ejecución del mecanismo **M2: Confirm Dialogue** con el objeto de confirmar, a partir de las respuestas recibidas por los agentes, que el diálogo sigue siendo factible.

**TR4:**  $\langle A_j, \mathbf{A1}, \text{withdraw\_dialogue}(\epsilon) \rangle \underline{\mathbf{L9}} \langle M, \mathbf{M2}, . \rangle$

Un agente  $A_j$  que no desee participar en un diálogo negociador lo hará mediante la emisión de la locución **L9: withdraw\_dialogue(.)**. De manera análoga a como ocurría en la regla de transición anterior, esto provocará en el mediador la ejecución del mecanismo **M2: Confirm Dialogue**.

**TR5:**  $\langle M, \mathbf{M2}, \text{feasible\_negotiation} \rangle \underline{\mathbf{L3}} \langle A, \mathbf{A2}, . \rangle$

Si el mediador, tras la ejecución del mecanismo **M2: Confirm Dialogue**, concluye que el diálogo sigue siendo factible, lo comunica al conjunto de agentes  $A$  mediante la locución **L3: confirm\_dialogue(.)**. Dicha locución provoca la activación del mecanismo **A2: Generate Bids** de los agentes que participan en la negociación, para que generen un primer conjunto de ofertas.

**TR6:**  $\langle M, \mathbf{M2}, \text{unfeasible\_negotiation}(\epsilon) \rangle \underline{\mathbf{L10}} \langle A, \emptyset, . \rangle$

Si el mediador, tras la ejecución del mecanismo **M2: Confirm Dialogue**, concluye que el diálogo no es factible, lo comunica al conjunto de agentes  $A$  mediante la locución **L10: close\_dialogue(.)**, y el proceso de negociación finaliza.

**TR7:**  $\langle A_j, \mathbf{A2}, \text{bids}(B^j) \rangle \underline{\mathbf{L4}} \langle M, \mathbf{M3}, . \rangle$

Tras la ejecución del mecanismo **A2: Generate Bids**, cada agente  $A_j$  envía su conjunto de ofertas  $B^j$  al mediador mediante la emisión de la locución **L4: declare\_bids(.)**. Esto hace que el mediador ejecute el mecanismo **M3: Identify Deals**

para tratar de identificar posibles soluciones al problema dadas las ofertas recibidas de los agentes.

**TR8:**  $\langle M, \mathbf{M3}, feedback\_required \rangle \rightarrow \langle M, \mathbf{M4}, . \rangle$

Si el mediador, tras la ejecución del mecanismo **M3: Identify Deals**, concluye que es necesaria una nueva iteración del protocolo, invoca su propio mecanismo **M4: Generate Feedback**.

**TR9:**  $\langle M, \mathbf{M4}, feedback(\Gamma) \rangle \xrightarrow{\mathbf{L5}} \langle A_j, \mathbf{A3}, . \rangle$

Tras ejecutar el mecanismo **M4: Generate Feedback**, que construye el conjunto de enunciados de realimentación para los diferentes agentes, el mediador envía a cada agente  $A_j$  el enunciado de realimentación correspondiente  $\rho^j$  a través de la locución **L5: bid\_feedback(.)**. Dicha locución activa el mecanismo **A3: Assess Feedback** del agente  $A_j$ .

**TR10:**  $\langle A_j, \mathbf{A3}, bids(B^{j'}) \rangle \xrightarrow{\mathbf{L4}} \langle M, \mathbf{M3}, . \rangle$

La salida de mecanismo **A3: Assess Feedback** del agente  $A_j$  es un nuevo conjunto de ofertas  $B^{j'}$ , que es enviado al mediador por medio de la locución **L4: declare\_bids(.)**. Esto hace que el mediador ejecute de nuevo el mecanismo **M3: Identify Deals**.

**TR11:**  $\langle M, \mathbf{M3}, failed\_negotiation(\epsilon) \rangle \xrightarrow{\mathbf{L10}} \langle A, \emptyset, . \rangle$

Si el mediador, tras la ejecución del mecanismo **M3: Identify Deals**, concluye que la negociación ha fracasado, lo comunica al conjunto de agentes  $A$  mediante la locución **L10: close\_dialogue(.)**, y el proceso de negociación finaliza.

**TR12:**  $\langle M, \mathbf{M3}, solution(s) \rangle \xrightarrow{\mathbf{L6}} \langle A, \mathbf{A4}, . \rangle$

Si el mediador encuentra una solución aceptable  $s$  para el problema de negociación planteado al ejecutar el mecanismo **M3: Identify Deals**, comunica dicha solución al conjunto de agentes  $A$  por medio de la locución **L6: declare\_solution(.)**, lo que provoca en los agentes negociadores la activación del mecanismo de decisión **A4: Assess Solution** para valorar la aceptación o rechazo de la solución propuesta.

**TR13:**  $\langle A_j, \mathbf{A4}, accept\_solution \rangle \xrightarrow{\mathbf{L7}} \langle M, \mathbf{M5}, . \rangle$

Si al ejecutar el mecanismo **A4: Assess Solution**, el agente  $A_j$  decide aceptar la solución  $s$  propuesta por el mediador, comunica este hecho emitiendo la locución **L7: accept\_solution(.)**. Esta emisión conduce al mediador a la ejecución del mecanismo **M5: Confirm Solution** con el objeto de confirmar, a partir de las respuestas recibidas por los agentes, el resultado de la negociación.

**TR14:**  $\langle A_j, \mathbf{A4}, reject\_solution \rangle \xrightarrow{\mathbf{L8}} \langle M, \mathbf{M5}, . \rangle$

Si al ejecutar el mecanismo **A4: Assess Solution**, el agente  $A_j$  decide rechazar la solución  $s$  propuesta por el mediador, comunica este hecho emitiendo la locución **L8: reject\_solution(.)**. De manera análoga a como ocurría en la regla de transición anterior, esto provocará la ejecución del mecanismo **M5: Confirm Solution**.

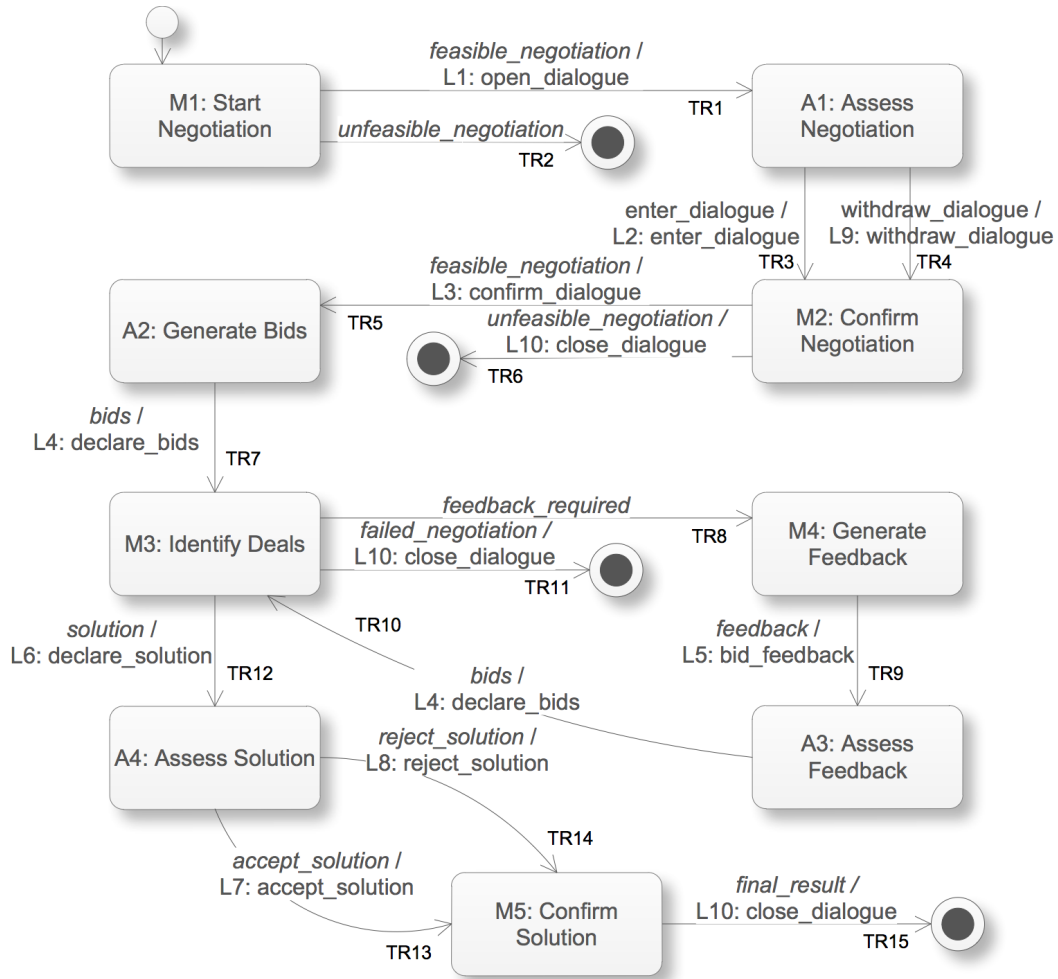


Figura 3.6: Diagrama de reglas de transición.

**TR15:**  $\langle M, M5, final\_result(\epsilon) \rangle \underline{L10} \langle A, \emptyset, . \rangle$

Esta regla de transición indica que el mediador, tras la ejecución del mecanismo **M5: Confirm Solution**, comunica al conjunto de agentes  $A$  el resultado final de la negociación mediante la locución **L10: close\_dialogue(.)**, y el proceso de negociación finaliza.

La especificación de estas reglas de transición completan la definición del protocolo. En la Figura 3.6 puede verse un diagrama que representa de forma gráfica el enlace entre reglas de transición, mecanismos de decisión y locuciones. Para la representación se ha empleado un diagrama de estados, donde los estados representan los mecanismos de decisión y las transiciones entre estados vienen especificadas por las salidas de los mecanismos que disparan la transición y, en el caso de las transiciones entre estados de diferentes agentes, por las locuciones que se intercambian.

### 3.3.4. Evaluación funcional del protocolo

Como señalábamos en la Sección 2.5, existen propiedades que pueden considerarse deseables o convenientes en un mecanismo de negociación. Diferentes autores consideran distintos conjuntos de propiedades, no necesariamente disjuntos ni incompatibles entre sí (véase por ejemplo, [Jennings *et al.*, 2001, Lomuscio *et al.*, 2001, McBurney *et al.*, 2002]). Muchas de estas cualidades deseables se refieren a los mecanismos de negociación completos (i.e. protocolos de interacción y estrategias), y algunas requieren de una evaluación experimental. No obstante, algunas propiedades pueden verificarse de manera funcional sobre la definición del protocolo de interacción. A continuación señalaremos las cualidades consideradas más relevantes por la mayoría de autores, y analizaremos aquellas que pueden verificarse a nivel de protocolo:

**Eficiencia computacional:** Se refiere a la eficiencia en tiempo de cómputo del proceso de negociación para los diferentes agentes. Esta cualidad es muy dependiente de los mecanismos de decisión empleados, y puede requerir de una evaluación experimental, especialmente en el caso de mecanismos de decisión heurísticos.

**Eficiencia en comunicaciones:** Se refiere a la economía de mensajes intercambiados entre los agentes. También depende en cierta medida de los mecanismos de decisión utilizados por los agentes (e.g. número de ofertas que envía cada agente). Sin embargo, podemos observar en la especificación del protocolo que no se intercambian locuciones superfluas, y que la presencia del mediador reduce la carga de comunicaciones sobre los agentes al evitar la necesidad de difundir las ofertas de cada agente a todos los participantes. Por otro lado, el carácter iterativo del protocolo permite ajustar su eficiencia en comunicaciones en función de las restricciones que imponga cada escenario concreto.

**Racionalidad individual:** Un agente no debe perder utilidad por el hecho de participar en la negociación. Nuevamente, esta propiedad depende de los mecanismos de decisión implementados. No obstante, el protocolo contempla la posibilidad de que los agentes negociadores abandonen la negociación, lo que garantiza que un agente racional no se verá perjudicado por el desarrollo de la misma.

**Simetría:** El protocolo no debe favorecer a unos agentes respecto a otros por criterios externos a los atributos negociados (e.g. favorecer al agente que ha iniciado la negociación). Aunque podrían diseñarse estrategias en el mediador que favorecieran a a agentes en particular, en principio el protocolo está diseñado para no hacer distinciones entre los distintos agentes participantes.

**Distribución computacional:** Alude al hecho de distribuir los cálculos relativos a la negociación entre los diferentes agentes. En el caso de nuestro protocolo, se consigue con la separación de mecanismos de decisión entre los agentes y el mediador, aunque



veremos que determinadas estrategias del mediador, y en particular aquellas relacionadas con la identificación de acuerdos, pueden plantear problemas de escalabilidad computacional si no se diseñan adecuadamente.

**Estabilidad:** Se refiere al hecho de que el protocolo no sea manipulable, y está relacionado con las nociones de equilibrio estratégico e incentivo-compatibilidad que veíamos en las secciones 2.5.1 y 2.5.3. Esta propiedad es muy dependiente de los mecanismos de decisión empleados, y en el caso de mecanismos heurísticos, como los empleados en nuestro modelo, será necesario evaluarla de forma experimental.

**Bienestar social y Pareto-eficiencia:** Estas propiedades aluden a la capacidad del protocolo de encontrar soluciones óptimas desde el punto de vista del bienestar social. Nuevamente, son propiedades dependientes de los mecanismos de decisión utilizados por los agentes. Además, el uso de estrategias heurísticas conlleva en general la consecución de soluciones subóptimas. No obstante, la separación de mecanismos de decisión entre el mediador y los agentes que se plantea en el modelo proporciona gran flexibilidad para intentar satisfacer estas propiedades en el mayor grado posible, ya que permite desacoplar las estrategias individuales de los agentes negociadores de la estrategia de determinación de soluciones globales. De este modo, independientemente de las estrategias de los agentes negociadores, el mediador puede tratar de optimizar la solución propuesta según diferentes criterios, como pueden ser medidas de cercanía a las diferentes soluciones sociales que veíamos en la Sección 2.5.2.

**Garantía de éxito:** Suele referirse a la capacidad del protocolo de asegurar la consecución de un acuerdo. Sin embargo, en espacios de utilidad complejos y empleando mecanismos heurísticos no resulta factible lograr esas garantías, ya que podrían no existir regiones de acuerdo para todos los agentes. Sin embargo, sí podemos exigir al protocolo una garantía de éxito en términos de resolución de la interacción, esto es, tratar de garantizar que la interacción se realiza de manera automática y que terminará (en acuerdo o desacuerdo) sin que se produzcan bloqueos en el proceso (*deadlocks*). Esta propiedad puede evaluarse directamente desde la especificación del protocolo, y la analizaremos a continuación.

**DEMOSTRACIÓN.** Para verificar que el diálogo definido es automático es necesario demostrar que toda locución puede ser invocada por uno o más mecanismos de decisión, y que cualquier ejecución de un mecanismo de decisión en última instancia invoca una locución o finaliza el proceso. Resulta sencillo confirmar la posibilidad de la invocación de todas las locuciones a partir de una lista de las mismas y de los mecanismos que las invocan:

**L1:** Mecanismo **M1** (Regla **TR1**).

**L2:** Mecanismo **A1** (Regla **TR3**).

- L3:** Mecanismo **M2** (Regla **TR5**).
- L4:** Mecanismos **A2** (Regla **TR7**) y **A3** (Regla **TR10**).
- L5:** Mecanismo **M4** (Regla **TR9**).
- L6:** Mecanismo **M3** (Regla **TR12**).
- L7:** Mecanismo **A4** (Regla **TR13**).
- L8:** Mecanismo **A4** (Regla **TR14**).
- L9:** Mecanismo **A1** (Regla **TR4**).
- L10:** Mecanismos **M2** (Regla **TR6**), **M3** (Regla **TR11**) y **M5** (Regla **TR15**).

El hecho de que cualquier ejecución de los mecanismos invoque en última instancia una locución o finalice el proceso puede verificarse a partir de una lista de las salidas posibles de todos los mecanismos, mostrando en cada caso la invocación de mecanismo o locución correspondiente:

- M1:** Salida *feasible\_negotiation* invoca **L1** (Regla **TR1**).
- M1:** Salida *unfeasible\_negotiation* finaliza el proceso (Regla **TR2**).
- M2:** Salida *feasible\_negotiation* invoca **L3** (Regla **TR5**).
- M2:** Salida *unfeasible\_negotiation* invoca **L10** (Regla **TR6**).
- M3:** Salida *feedback\_required* invoca el mecanismo **M4** (Regla **TR8**).
- M3:** Salida *failed\_negotiation* invoca **L10** (Regla **TR11**).
- M3:** Salida *solution* invoca **L6** (Regla **TR12**).
- M4:** Salida *feedback* invoca **L5** (Regla **TR9**).
- M5:** Salida *final\_result* invoca **L10** (Regla **TR15**).
- A1:** Salida *enter\_dialogue* invoca **L2** (Regla **TR3**).
- A1:** Salida *withdraw\_dialogue* invoca **L9** (Regla **TR4**).
- A2:** Salida *bids* invoca **L4** (Regla **TR7**).
- A3:** Salida *bids* invoca **L4** (Regla **TR10**).
- A4:** Salida *accept\_solution* invoca **L7** (Regla **TR13**).
- A4:** Salida *reject\_solution* invoca **L8** (Regla **TR14**).

Podemos comprobar fácilmente que todos los mecanismos conducen, de manera directa o indirecta, a la generación de una locución o a la terminación del proceso. □

Esta evaluación funcional concluye la especificación del protocolo que gobernará la interacción entre los agentes en nuestro modelo de negociación. La especificación incluye la

descripción genérica de los mecanismos de decisión que emplearán los agentes durante el proceso. Para completar el modelo de negociación, es necesario completar la definición de dichos mecanismos de decisión o estrategias, que se aborda en la siguiente sección.

### 3.4. Mecanismos de decisión heurísticos

Una vez descrito el protocolo de negociación, junto con la especificación genérica de los mecanismos de decisión que deben implementar los agentes, en esta sección se completa el modelo con la definición de dichos mecanismos de decisión. Por supuesto, existen múltiples posibilidades de instanciación para los diferentes mecanismos de decisión de los agentes. Teniendo en cuenta los objetivos de la tesis, en esta sección se realiza una propuesta de mecanismos orientada a realizar una contribución a la negociación sobre espacios de utilidad complejos. Por ello, se confiere una mayor importancia a los mecanismos empleados en la fase de negociación. Las fases de apertura del diálogo, confirmación y cierre del diálogo se encuentran más alejadas del objetivo principal de la tesis, y por ello los mecanismos relacionados con estas fases se han simplificado en la medida de lo posible.

Antes de abordar con detalle los mecanismos relacionados con la fase de negociación, repasaremos a continuación brevemente los diferentes mecanismos que intervienen en el protocolo:

**M1: Start Negotiation:** Determina la factibilidad inicial de la negociación. En adelante, asumiremos que las negociaciones planteadas por el mediador son siempre factibles, por lo que este mecanismo tendrá siempre como salida *feasible\_negotiation*.

**A1: Assess Negotiation:** Decide si el agente negociador participa o no en la negociación propuesta por el mediador. Asumiremos que la no participación en la negociación tiene una utilidad nula para el agente, y que por tanto éste siempre participará en la negociación. De este modo, la salida de este mecanismo será siempre *enter\_dialogue*.

**M2: Confirm Dialogue:** Confirma la factibilidad de la negociación una vez recibidas las respuestas de los agentes. Puesto que la negociación se define como factible a la salida del mecanismo **M1: Start Negotiation** y todos los agentes aceptan participar en el diálogo, la salida de este mecanismo será siempre *feasible\_negotiation*.

**A2: Generate Bids:** Genera un conjunto de ofertas que enviar al mediador. Este mecanismo, junto con el mecanismo **A3: Assess Feedback** constituye el núcleo de la estrategia negociadora de los agentes. Por ello, en las siguientes secciones se abordarán diferentes estrategias de generación de ofertas.

**M3: Identify Deals:** Busca soluciones al problema de negociación una vez recibidas las ofertas de los agentes. De la estrategia de identificación de acuerdos del mediador

dependen propiedades del modelo de negociación tan cruciales como la maximización del bienestar social, la estabilidad o la incentivo-compatibilidad.

**M4: Generate feedback:** Construye los enunciados de realimentación que el mediador envía a los agentes para influir en la generación de las nuevas ofertas en cada iteración del protocolo. De este mecanismo depende la capacidad del modelo de negociación para refinar la búsqueda de soluciones por medio de iteraciones sucesivas.

**A3: Assess Feedback:** Este mecanismo complementa el mecanismo anterior en la tarea de proporcionar al modelo la posibilidad de mejora iterativa. Lo emplean los agentes para generar un nuevo conjunto de ofertas en cada nueva iteración del protocolo, a partir de la realimentación recibida desde el mediador.

**A4: Assess Solution:** Decide si el agente negociador acepta o no la solución encontrada por el mediador. Asumiremos que los agentes tienen un umbral mínimo de utilidad denominado *valor de reserva*, que no cambia durante la negociación. El agente en principio aceptará cualquier solución que le proponga el mediador cuya utilidad sea igual o superior a su valor de reserva.

**M5: Confirm Solution:** Confirma el éxito de la negociación una vez recibidas las respuestas de los agentes. Asumiremos que la negociación sólo es exitosa si *todos* los agentes negociadores aceptan la solución propuesta por el mediador.

El conjunto de estrategias del modelo de negociación vendrá determinado por los mecanismos de generación de ofertas, identificación de acuerdos y generación y valoración de enunciados de realimentación. En las siguientes secciones presentamos distintas posibilidades para los diferentes mecanismos, que serán posteriormente contrastadas de forma experimental.

### 3.4.1. Mecanismo de generación de ofertas

En esta sección se aborda la definición detallada del mecanismo de generación de ofertas **A2: Generate Bids**. Puesto que las estrategias que puede emplear un agente dentro de este mecanismo son muy diversas, se describen diferentes posibilidades. En primer lugar se presenta una serie de *estrategias genéricas* para la generación de ofertas, basadas tanto en el muestreo del espacio de contratos como en la búsqueda en el espacio de restricciones de los agentes. A continuación, a partir de estos mecanismos genéricos, se propone un conjunto de *estrategias específicas para espacios de utilidad complejos*, pensadas para resultar efectivas en este tipo de escenarios. Finalmente, se aborda la integración de las estrategias propuestas en el mecanismo de decisión **A2: Generate Bids** de los agentes.

#### 3.4.1.1. Estrategias genéricas para la generación de ofertas

En esta sección veremos diferentes mecanismos que pueden emplearse en la generación de conjuntos de ofertas para los agentes. En primer lugar se presenta un mecanismo basado en el

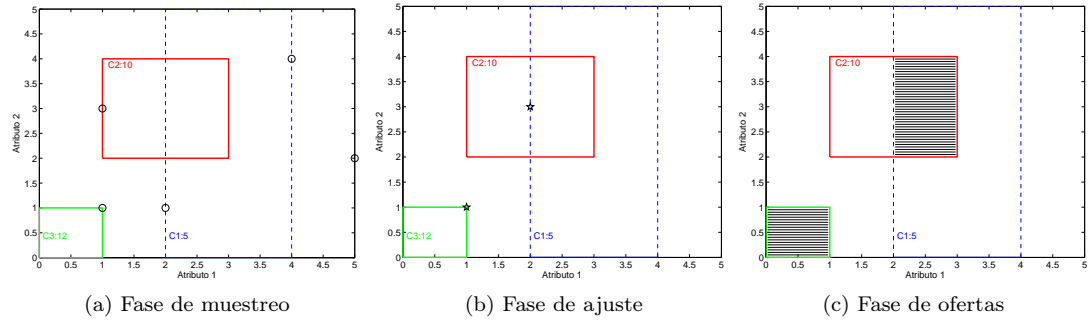


Figura 3.7: Mecanismo de referencia para la generación de ofertas.

muestreo del espacio de soluciones definido en [Ito *et al.*, 2007] que se empleará como estrategia de referencia a efectos comparativos. A continuación se propone una serie de mecanismos alternativos para la generación de ofertas basados en el muestreo del espacio de restricciones de los agentes.

#### Estrategia de referencia. Muestreo de contratos y temple simulado

Ito *et al.* [Ito *et al.*, 2007] presentaron un mecanismo de generación de ofertas basado en temple simulado (*simulated annealing*). El mecanismo consta de tres pasos:

1. *Muestreo*: Cada agente toma un número fijo de muestras aleatorias del espacio de contratos, empleando una distribución uniforme.
2. *Ajuste*: Cada agente aplica *simulated annealing* a cada muestra para encontrar un máximo local. El resultado es un conjunto de contratos de alta utilidad. Todos los contratos cuya utilidad esté por debajo de un determinado valor de reserva  $r_v$  son descartados.
3. *Ofertas*: Cada agente genera una oferta por cada contrato de alta utilidad que resulta del paso anterior. Las ofertas se generan como la intersección de todas las restricciones satisfechas por cada contrato. Cada agente envía sus ofertas al mediador, junto con la utilidad asociada a cada una de ellas.

**Ejemplo 3.9.** Consideremos de nuevo el espacio de utilidad para un agente que se presentaba como ejemplo en la Figura 3.1. En la fase de *muestreo*, el agente selecciona una serie de contratos de manera aleatoria (Figura 3.7a). Después, en la fase de *ajuste*, emplea *simulated annealing* para localizar los máximos locales más próximos a esos contratos (Figura 3.7b). Finalmente, se calculan las intersecciones de las restricciones satisfechas por los contratos ajustados, y se envían esas restricciones como ofertas (Figura 3.7c).

La estrategia de generación de ofertas puede verse descrita de manera formal en el Algoritmo 3.2, donde se resaltan además algunos detalles del mecanismo. El algoritmo se ejecuta con un número fijo de iteraciones  $n_b$ , que será el número máximo de ofertas generadas (1). Por otro lado, hay ciertos parámetros que pueden ajustarse para influir en el comportamiento del algoritmo de temple simulado, como son la temperatura inicial y el número máximo de iteraciones (2). Asimismo, se descarta cualquier contrato que, una vez ajustado, proporcione una utilidad menor a la de un valor de reserva  $u_R$ , con lo que se garantiza que todas las ofertas que el agente genera están por encima de su valor de reserva (3). Finalmente, se eliminan ofertas duplicadas o que incluyan a otras (4). Algunas de estas ideas se emplean en el resto de mecanismos de generación de ofertas propuestos en este capítulo.

---

**Algoritmo 3.2:** Estrategia de referencia para la generación de ofertas

---

**Input:**

$D$ : dominio total del espacio de soluciones  
 $n_b$ : número máximo de ofertas  
 $u_R$ : valor de utilidad de reserva para el agente  
 $C$ : conjunto de restricciones del espacio de utilidad del agente  
 $u$ : función de utilidad para el agente  
 $n_{SA}$ : límite de iteraciones para el algoritmo de temple simulado  
 $T_{SA}$ : temperatura inicial para el algoritmo de temple simulado

**Output:**

$B$ : conjunto de ofertas  
 $k = 0$ ;  
 $B = \emptyset$ ;  
**1 while**  $k < n_b$  **do**  
     $k = k + 1$ ;  
     $x = \text{random\_contract}()$ ;  
**2**  $x_{adj} = \text{adjust\_annealing}(x, u(\cdot), n_{SA}, T_{SA})$ ;  
**3 if**  $u(x_{adj}) \geq u_R$  **then**  
     $b = D$ ;  
    **foreach**  $c \in C$  **do**  
        **if**  $x_{adj}$  *satisfies*  $c$  **then**  
             $b = b \cap c$ ;  
             $B = B \cup b$ ;  
        **end**  
    **end**  
**end**  
**4 remove\_duplicates**( $B$ )

---

La principal limitación de este mecanismo está en la utilización de un muestreo aleatorio de contratos como primer paso en la generación de ofertas. Como el muestreo se realiza de manera uniforme, si la función de utilidad del agente no está uniformemente distribuida, pueden obtenerse algunos máximos locales de muy baja utilidad, o incluso de utilidad nula si la función de utilidad tiene grandes “regiones vacías”, es decir, regiones no cubiertas por ninguna restricción. Esto es especialmente crítico en espacios de utilidad muy complejos. Por otro lado, a medida que aumenta el número de atributos que se negocian, la cardinalidad del

espacio de soluciones aumenta de manera exponencial, y el número de muestras necesarias para tener una representación significativa del espacio crece de forma drástica. En estos casos, puede ser más conveniente explorar el espacio de restricciones en lugar del espacio de contratos. Los siguientes mecanismos propuestos evitan el muestreo aleatorio del espacio de contratos, y muestrean directamente el espacio de preferencias (restricciones) del agente, por lo que supondrán una ventaja en cuanto a eficiencia computacional en el caso de que la cardinalidad de este espacio sea más pequeña que la del espacio de posibles soluciones. Además, al partir directamente de las restricciones del agente, se evitan las zonas de utilidad nula.

### Búsqueda voraz probabilística en el espacio de restricciones

El primer mecanismo que proponemos para la generación de ofertas es una ascensión de colina sobre la utilidad basada en búsqueda voraz probabilística. Una primera restricción se selecciona de forma aleatoria del conjunto de restricciones. Esta restricción se emplea para generar una oferta inicial  $b$ . En cada iteración, se escoge del mismo modo una nueva restricción  $c$  de forma aleatoria del conjunto restante, y se calcula su intersección con la oferta  $b$ . Si la intersección mejora la utilidad<sup>2</sup>, entonces el valor de  $b$  se actualiza a esta intersección y el algoritmo itera de nuevo. El algoritmo termina cuando la nueva intersección calculada no incrementa la utilidad o cuando el conjunto restante se vacía. El algoritmo se repite para generar un número fijo de ofertas  $n_b$ . El proceso puede verse formalmente en el Algoritmo 3.3.

Los algoritmos voraces se caracterizan por encontrar soluciones de una forma rápida, pero las soluciones que alcanzan suelen ser subóptimas. Por tanto, es de esperar que las ofertas que se obtengan aplicando este mecanismo no sean de gran utilidad para el agente. Como ventajas presenta, sin embargo, su simplicidad, y el hecho de partir directamente de una restricción válida, lo que asegura que se evitan las zonas de utilidad nula.

### Programación entera binaria y selección probabilística

En [Ito *et al.*, 2007], el proceso de generación de ofertas (más específicamente, el proceso de muestreo y ajuste) se trata como un problema de optimización no lineal, en el que el agente busca puntos de alta utilidad en el espacio  $n$ -dimensional con dominio  $[0, X]$ . Si, por ejemplo, consideramos un problema de negociación con 10 atributos donde los atributos toman valores del dominio de enteros  $[0, 9]$ , esto produce un espacio de  $10^{10}$  contratos posibles, lo que hace imposible la evaluación exhaustiva y hace necesario utilizar técnicas heurísticas como *simulated annealing*. Sin embargo, el espacio de utilidad de los agentes no es arbitrario, sino que ha sido generado empleando un conjunto finito de restricciones ponderadas. Podemos tener esto

<sup>2</sup>En nuestro caso, puesto que el modelo de preferencias está basado en restricciones ponderadas de peso positivo, el único caso en que la intersección de restricciones no incrementa el valor de utilidad es la intersección vacía.

**Algoritmo 3.3:** Generación de ofertas mediante búsqueda voraz probabilística

---

**Input:**  
 $n_b$ : número máximo de ofertas  
 $u_R$ : valor de utilidad de reserva para el agente  
 $C$ : conjunto de restricciones del espacio de utilidad del agente  
 $u$ : función de utilidad para el agente

**Output:**  
 $B$ : conjunto de ofertas

$k = 0$ ;  
 $B = \emptyset$ ;

**while**  $k < n_b$  **do**  
   $k = k + 1$ ;  
   $C' = C$ ;  
   $b = \text{extract\_random}(C')$   
  **while**  $C' \neq \emptyset$  **do**  
     $c = \text{extract\_random}(C')$ ;  
     $b' = b \cap c$ ;  
    **if**  $u_{b'} > u_b$  **then**  
       $b = b'$   
    **else**  
      **break**;  
  **end**  
  **if**  $u(b) \geq u_R$  **then**  
     $B = B \cup b$ ;  
**end**  
 $\text{remove\_duplicates}(B)$

---

en cuenta para transformar el problema de optimización en otro diferente contemplándolo desde otra perspectiva.

El proceso de generación de ofertas no es la búsqueda de un contrato, sino la búsqueda de un subconjunto del conjunto de restricciones  $C$  que satisfaga dos propiedades:

1. El conjunto maximiza la suma de los valores de utilidad de las restricciones que lo forman.
2. La intersección de todas las restricciones del conjunto no puede ser vacía.

Como cada restricción del conjunto  $C = \{c_k | k = 1, \dots, l\}$  puede seleccionarse como parte del subconjunto de la oferta, la selección de restricciones puede expresarse como un vector binario  $b = \{b_k | k = 1, \dots, l; b_k \in [0, 1]\}$ , donde  $b_k = 1$  si la restricción  $c_k$  está incluida en el subconjunto oferta, y  $b_k = 0$  en caso contrario. La función de utilidad puede reformularse entonces como

$$u(s) = \sum_{1 \leq k \leq l} u(c_k) \cdot b_k, \quad (3.9)$$

que es una función lineal en un espacio  $l$ -dimensional de dominio  $\{0, 1\}$ . Por supuesto, no todos los vectores  $b$  son posibles, ya que la intersección de las restricciones en la oferta no puede



ser vacía. Para restricciones hiperrectangulares, esta condición puede asegurarse añadiendo las siguientes inecuaciones al problema:

$$b_i + b_j \leq 1 \forall i, j | c_i \cap c_j = \emptyset \quad (3.10)$$

Con esta formulación, se está definiendo un problema clásico de programación entera binaria (*binary integer programming*, BIP) [Schrijver, 1998], que puede resolverse utilizando, por ejemplo, un algoritmo de búsqueda en árbol con ramificación y poda basado en programación lineal (*LP-based branch and bound algorithm*) [Kumar y Kanai, 1983]. Sin embargo, esta reformulación del problema no constituye por sí misma una solución viable, ya que tiene algunos inconvenientes serios:

1. Los problemas de programación entera binaria son NP-completos.
2. La cardinalidad del espacio de soluciones es  $2^l$ , que para un número de restricciones elevado puede ser tan intratable como la búsqueda exhaustiva de contratos.
3. El algoritmo de ramificación y poda basado en LP es determinista, por lo que para un determinado conjunto de restricciones obtendríamos siempre la misma oferta.

Las consideraciones de complejidad computacional pueden resolverse limitando el número máximo de nodos que el algoritmo visita en la búsqueda en árbol, o el número máximo de iteraciones que se realizan en cualquier nodo. Esto, sin embargo, no resuelve el problema de que el algoritmo genere sólo una oferta. Para abordar este problema, proponemos usar una selección probabilística de restricciones, es decir, aplicar el enfoque de programación entera binaria a un subconjunto de restricciones  $C' = \{c'_k | k = 1, \dots, n_c; n_c < l; c'_k \in C\}$ . De este modo, el algoritmo recibirá como parámetro en cada ejecución un subconjunto de restricciones  $C'$  distinto, lo que dará como resultado ofertas diferentes y no deterministas. El Algoritmo 3.4 define formalmente el mecanismo descrito. La función *random\_selection*( $C, n_c$ ) selecciona aleatoriamente  $n_c$  restricciones del conjunto total de restricciones (1). La función *bintprog*( $C', options$ ) resuelve el problema de programación entera binaria dado por las ecuaciones 3.9 y 3.10 utilizando un algoritmo basado en aproximaciones mediante LP, ramificación y poda. El conjunto de parámetros *options* permite especificar opciones que limiten la complejidad del algoritmo, como número máximo de iteraciones o tiempo máximo por nodo.

### Conjuntos independientes de peso máximo y selección probabilística

Además de la reformulación del problema basada en programación entera, podemos considerar una reformulación alternativa basada en grafos de restricciones. Para ello, se hará uso de una representación diferente del espacio de utilidad basado en restricciones de un agente, convirtiéndolo en un grafo ponderado no dirigido.

**Algoritmo 3.4:** Generación de ofertas mediante programación entera binaria

---

**Input:**  
 $n_b$ : número máximo de ofertas  
 $u_R$ : valor de utilidad de reserva para el agente  
 $C$ : conjunto de restricciones del espacio de utilidad del agente  
 $u$ : función de utilidad para el agente  
 $n_c$ : número de restricciones seleccionadas aleatoriamente para alimentar el algoritmo de programación entera binaria  
 $options$ : conjunto de opciones para ajustar el comportamiento del algoritmo de programación entera binaria

**Output:**  
 $B$ : conjunto de ofertas

$k = 0$ ;  
 $B = \emptyset$ ;

**while**  $k < n_b$  **do**

<b>1</b>		$k = k + 1$ ;
<b>2</b>		$C' = \text{random\_selection}(C, n_c)$ ;
		$b = \text{bintprog}(C', options)$ ;
		<b>if</b> $u(b) \geq u_R$ <b>then</b>
		$B = B \cup b$ ;

**end**  
 $\text{remove\_duplicates}(B)$

---

**Ejemplo 3.10.** Consideremos de nuevo el ejemplo de espacio de utilidad de la Figura 3.1. Pensemos en cada restricción como un nodo del grafo, con un peso asociado que es el valor de utilidad asociado a la restricción. Ahora conectemos todos los nodos cuyas restricciones correspondientes sean *incompatibles*, es decir, que tengan intersección vacía. El grafo resultante se muestra en la Figura 3.8.

Encontrar la oferta de mayor utilidad en este tipo de grafo puede verse como encontrar el conjunto de nodos no conectados que maximice la suma de sus pesos. Como sólo los nodos incompatibles están conectados, las restricciones resultantes tendrán intersección no vacía. En el ejemplo, esto se conseguiría tomando el conjunto  $\{C1, C2\}$ .

El problema de encontrar un conjunto de nodos no conectados con peso máximo es un problema conocido, llamado conjunto independiente de peso máximo (*maximum weight independent set*, MWIS). Aunque la búsqueda de conjuntos MWIS es también un problema NP-completo, en [Bayati *et al.*, 2008] se utiliza un algoritmo de paso de mensajes para obtener una estimación aproximada del conjunto MWIS en un tiempo acotado. El algoritmo empleado es una reformulación del algoritmo clásico *max-product* llamada *min-sum*, que funciona de la siguiente manera:

1. Inicialmente ( $t = 1$ ), cada nodo  $i$  envía su peso  $\omega_i$  a sus vecinos  $N(i)$  como mensajes.

$$m_{i \rightarrow j}^1 = \omega_i \forall j \in N(i) \quad (3.11)$$

2. En cada iteración  $t$ , cada nodo  $i$  actualiza el mensaje que envía a cada vecino  $j$  restando de su peso  $\omega_i$  la suma de mensajes recibidos de *todos* los vecinos *excepto*  $j$ . Si el resultado es negativo, se envía un cero como mensaje.

$$m_{i \rightarrow j}^t = \max(0, \omega_i - \sum_{k \neq j, k \in N(i)} m_{k \rightarrow i}^{t-1}) \quad (3.12)$$

3. Una vez recibidos los mensajes, un nodo es incluido en la estimación del conjunto  $MWIS$  si y sólo si su peso es mayor que la suma de todos los mensajes recibidos de sus vecinos.

$$MWIS^t = \{i | \omega_i > \sum_{k \in N(i)} m_{k \rightarrow i}^t\} \quad (3.13)$$

4. Los pasos 2 y 3 se repiten hasta que el algoritmo converge o se alcanza el número máximo de iteraciones.

El Algoritmo 3.5 muestra una descripción formal de la estimación de  $MWIS$  por el método *min-sum*. En caso de que se alcance el número máximo de iteraciones  $t_{max}$  sin que el algoritmo converja, se devuelve como conjunto  $MWIS$  la restricción de peso máximo (1).

**Ejemplo 3.11.** Podemos seguir con facilidad los pasos del algoritmo para el grafo de ejemplo de la Figura 3.8:

1.  $t = 1 \Rightarrow m_{1 \rightarrow 3}^1 = 5, m_{2 \rightarrow 3}^1 = 10, m_{3 \rightarrow 1}^1 = m_{3 \rightarrow 2}^1 = 12.$
2.  $t = 2 \Rightarrow m_{1 \rightarrow 3}^2 = 5, m_{2 \rightarrow 3}^2 = 10, m_{3 \rightarrow 1}^2 = 2, m_{3 \rightarrow 2}^2 = 7.$
3. Teniendo en cuenta los mensajes recibidos,

$$MWIS^2 = \{1, 2\} \quad (3.14)$$

4.  $t = 3 \Rightarrow m_{1 \rightarrow 3}^3 = 5, m_{2 \rightarrow 3}^3 = 10, m_{3 \rightarrow 1}^3 = 2, m_{3 \rightarrow 2}^3 = 7.$
5. Teniendo en cuenta los mensajes recibidos,

$$MWIS^3 = \{1, 2\} \quad (3.15)$$

6. Como  $MWIS$  ha convergido, el algoritmo termina.

Aplicar directamente este algoritmo al proceso de generación de ofertas plantea las mismas consideraciones que el enfoque de programación entera binaria. Cuando el número de nodos en el árbol es alto, el número de iteraciones que necesita el algoritmo para converger puede ser muy elevado. De nuevo, el algoritmo es determinista, por lo que sólo puede generarse una oferta para un conjunto de restricciones determinado. Teniendo esto en cuenta, proponemos combinar este algoritmo con la selección probabilística mencionada en la sección anterior, y de este modo aplicar el algoritmo a un subconjunto de restricciones diferente generado aleatoriamente para crear cada oferta. La definición formal del mecanismo puede verse en el Algoritmo 3.6. La función  $build\_tree(C', \Omega)$  obtiene, a partir del subconjunto de restricciones y de los

---

**Algoritmo 3.5:** Algoritmo *min-sum* para la estimación de conjuntos independientes de peso máximo

---

**Input:**

$i = 1, \dots, n$ : nodos (restricciones) del grafo ponderado  
 $\omega_i | i = 1, \dots, n$ : peso (utilidad) de cada nodo (restricción)  
 $N(i)$ : conjunto de vecinos de cada nodo (restricciones incompatibles)  
 $t_{max}$ : número máximo de iteraciones

**Output:**

$MWIS$ : estimación del conjunto MWIS

$t = 1$ ;

$m_{i \rightarrow j}^t = \omega_i \forall j \in N(i)$ ;

**while**  $t < t_{max}$  **do**

$t = t + 1$ ;

**foreach**  $i$  **do**

$m_{i \rightarrow j}^t = \max\{0, \omega_i - \sum_{k \neq j, k \in N(i)} m_{k \rightarrow i}^{t-1}\}$ ;

**end**

$MWIS^t = \{i | \omega_i > \sum_{k \in N(i)} m_{k \rightarrow i}^{t-1}\}$ ;

**if**  $t > 1$  **and**  $MWIS^t = MWIS^{t-1}$  **then**

**return**  $MWIS^t$ ;

**end**

1  $MWIS = \arg \{\max_i \omega_i\}$ ;  
**return**  $MWIS$ ;

---

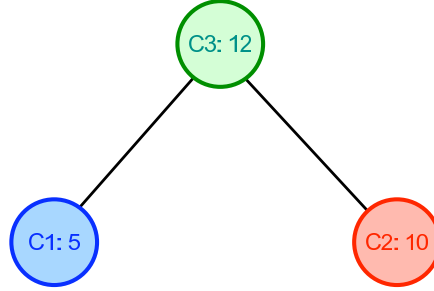


Figura 3.8: Grafo ponderado no dirigido para el ejemplo de la Figura 3.1.

pesos del agente para las mismas, los parámetros que definen el grafo de restricciones correspondiente (1). La función  $minsum(nodes, weights, neighbors, n_{MWIS})$  calcula la estimación del conjunto MWIS para dicho grafo (2), y la función  $generate\_bid(C', MWIS)$  convierte dicho conjunto MWIS en la oferta correspondiente (3).

---

**Algoritmo 3.6:** Generación de ofertas mediante conjuntos independientes de peso máximo

---

**Input:**

$n_b$ : número máximo de ofertas  
 $u_R$ : valor de utilidad de reserva para el agente  
 $C$ : conjunto de restricciones del espacio de utilidad del agente  
 $\Omega$ : pesos de cada restricción para el agente  
 $u$ : función de utilidad para el agente  
 $n_c$ : número de restricciones seleccionadas aleatoriamente para alimentar el algoritmo MWIS  
 $n_{MWIS}$ : número máximo de iteraciones para el algoritmo MWIS

**Output:**

$B$ : conjunto de ofertas  
 $B = \emptyset$ ;  
 $k = 0$ ;  
**while**  $k < n_b$  **do**  
     $k = k + 1$ ;  
     $C' = \text{random\_selection}(C, n_c)$ ;  
**1**    $\{\text{nodes}, \text{weights}, \text{neighbors}\} = \text{build\_tree}(C', \Omega)$ ;  
**2**    $MWIS = \text{minsum}(\text{nodes}, \text{weights}, \text{neighbors}, n_{MWIS})$ ;  
**3**    $b = \text{generate\_bid}(C', MWIS)$ ;  
    **if**  $u(b) \geq u_R$  **then**  
         $B = B \cup b$ ;  
**end**  
 $\text{remove\_duplicates}(B)$

---

Todos los mecanismos propuestos en esta sección tienen como característica común la generación de ofertas por medio de una optimización de utilidad. El resultado de estos mecanismos es un conjunto de regiones de alta utilidad que son enviadas como ofertas a un mediador. En el análisis experimental del Capítulo 4 veremos que aunque este enfoque proporciona buenos resultados en escenarios no lineales, su eficiencia disminuye drásticamente cuando la complejidad de los espacios de utilidad aumenta, ya que resulta muy difícil encontrar intersecciones entre las regiones de alta utilidad de todos los agentes. Para espacios de utilidad complejos, por tanto, será necesario plantear una estrategia diferente. La siguiente sección aborda este problema.

### 3.4.1.2. Estrategias de generación de ofertas en espacios complejos

#### Factor de calidad de una restricción u oferta

Si comparamos los espacios de utilidad de la Figura 3.2, vemos que la principal diferencia entre ellos es la anchura de los picos. Los espacios de utilidad más complejos presentarán picos más estrechos. Como los mecanismos definidos en la sección anterior llevan a los agentes a escoger estos picos (o regiones de alta utilidad) como ofertas, el resultado es que al mediador se le enviarán regiones más estrechas. Asumiendo espacios de utilidad generados de forma

uniforme, el ancho de las ofertas (o de un modo más general, el volumen de las ofertas en el espacio  $n$ -dimensional) influirá directamente sobre la probabilidad de que una oferta se solape con otra de otro agente, y de ese modo influirá sobre la probabilidad de que la oferta resulte en un acuerdo. De forma intuitiva, un agente que no tenga conocimiento acerca de las preferencias de otros agentes deberá equilibrar adecuadamente la utilidad de sus ofertas (para maximizar su propio beneficio) y el volumen de las mismas (para maximizar la probabilidad de éxito en la negociación).

De forma más sistemática, pueden obtenerse expresiones matemáticas para la probabilidad de éxito de la negociación y para la utilidad esperada para un agente en una iteración del protocolo en función de la utilidad y volumen de las ofertas. El desarrollo matemático asociado a la deducción de dichas expresiones puede verse en el Apéndice A. Para los propósitos de esta sección, sin embargo, basta citar las expresiones finales. En concreto, la probabilidad de que una iteración del protocolo determine al menos una solución válida al problema de negociación planteado viene dada por la expresión

$$P_{solution} = \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} \left( \frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}} \right)^j, \quad (3.16)$$

donde  $n_a$  es el número de agentes implicados en la negociación,  $n_i$  es el número de atributos negociados,  $|D|$  es el tamaño del dominio para los atributos (asumiendo que todos los atributos tienen dominios del mismo tamaño), y  $n_{bp}^k$  es el número de puntos ofertados por el agente  $k$ , esto es, una indicación de la porción del espacio de soluciones que cubren las ofertas del agente  $k$ , que viene dado por

$$n_{bp}^k = \sum_{l=1}^{n_b^k} v_l^k, \quad (3.17)$$

donde  $n_b^k$  es el número de ofertas enviadas por el agente  $k$  y  $v_l^k$  es el volumen de la oferta  $l$  del agente  $k$ . Por simplicidad, el cálculo se ha hecho asumiendo ofertas de forma arbitraria (i.e., no necesariamente hiperrectángulos).

De forma similar, podemos ver que la *utilidad esperada* para un agente  $k$  viene dada por la expresión

$$E[u^k] = \left[ \sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k \right] \left[ \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} \left( \frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}} \right)^j \right], \quad (3.18)$$

donde  $u_l^k$  es la utilidad asignada a la oferta  $l$  del agente  $k$ . De esta expresión se deduce que, para maximizar su utilidad esperada, un agente debería revelar el máximo de información posible. En el caso de que la revelación de información esté limitada, un agente debería tratar de maximizar  $\sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k$ , equilibrando de este modo el volumen de las ofertas y su utilidad.

Evidentemente, esta estrategia no modelaría la actitud de un agente no averso al riesgo, que estaría dispuesto a asumir el riesgo de que la negociación fracasase para tener la posibilidad de una mayor ganancia. Para modelar esto, podemos emplear una *utilidad de acuerdo esperada*, es decir, la utilidad esperada para el agente en el supuesto de que se encuentre un acuerdo. Esta utilidad de acuerdo esperada viene dada por:

$$E[u^k | deal] = \frac{\sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k}{n_{bp}^k} \quad (3.19)$$

En este caso, podemos ver que un agente dispuesto a correr riesgos daría preferencia a la utilidad de las ofertas frente a su volumen, tratando de reducir  $n_{bp}^k$ , en detrimento de la probabilidad de que la negociación tenga éxito. Se hace necesario, por lo tanto, introducir alguna métrica que permita a un agente valorar la “bondad” de una determinada región del espacio como restricción u oferta en función de la utilidad que le proporcionen los contratos contenidos en esa región, del volumen de la región y de su propia actitud hacia el riesgo.

**Definición 3.12. Factor de calidad.** Para representar esto formalmente, definimos un *factor de calidad* de una restricción o de una oferta como  $Q_c = u_c^\alpha \cdot v_c^{(1-\alpha)}$ , donde  $u_c$  y  $v_c$  son, respectivamente, la utilidad y el volumen de la oferta o restricción  $c$ , y  $\alpha$  es un parámetro que modela la actitud del agente hacia el riesgo. Un agente averso al riesgo ( $\alpha < 0,5$ ) tenderá a considerar como mejores ofertas aquellas que sean más anchas, y con ello las ofertas que aumentan la probabilidad de acuerdo. Un agente tendente al riesgo o egoísta ( $\alpha > 0,5$ ), por contra, dará mayor importancia a la utilidad de las ofertas. Desde el punto de vista teórico, el mejor compromiso entre utilidad y volumen de las ofertas se obtiene para  $\alpha = 0,5$ , ya que de este modo enviando las ofertas de mayor  $Q$  se maximiza el término  $\sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k$  de la expresión de la utilidad esperada. Este óptimo teórico asume total incertidumbre acerca de las ofertas del resto de agentes. Si se tiene información que permita estimar los volúmenes esperados de las ofertas del resto de agentes, la estrategia óptima puede adaptarse en consecuencia. Por ejemplo, si se estima que las ofertas del resto de agentes van a ser de volumen alto, puede tomarse una actitud más egoísta incrementando el valor de  $\alpha$  sin que eso afecte de forma significativa la probabilidad de acuerdo. El efecto sobre el proceso de negociación de las variaciones en el valor de  $\alpha$  cuando coexisten agentes con diferentes actitudes hacia el riesgo se analiza experimentalmente en la Sección 4.6.

Nuestra hipótesis es que teniendo en cuenta este factor de calidad en los mecanismos de generación de ofertas, con un valor adecuado para el parámetro  $\alpha$ , se obtendrá un mejor equilibrio entre la utilidad y la “anchura” de las ofertas de los agentes, y de este modo las negociaciones darán como resultado tasas de optimalidad más altas y tasas de fallo más bajas. A continuación proponemos métodos para integrar el factor de calidad así definido en los diferentes mecanismos de generación de ofertas propuestos en la sección anterior.

### Búsqueda voraz probabilística basada en el factor de calidad.

Utilizar el factor de calidad  $Q$  dentro del mecanismo de búsqueda voraz probabilística sólo requiere una adaptación sencilla. El único cambio que hay que hacer en el algoritmo es comparar los factores de calidad de las ofertas en lugar de la utilidad para decidir si el algoritmo debe terminar o iterar de nuevo. El Algoritmo 3.7 muestra la descripción formal del mecanismo con las modificaciones necesarias (1). La función  $Q(b, \alpha)$  determina el factor de calidad de una región  $b$  en función del parámetro de actitud  $\alpha$  del agente. En éste y en el resto de mecanismos que emplean el factor de calidad  $Q$ , es de esperar que exista un ligero aumento de la complejidad computacional.

---

**Algoritmo 3.7:** Generación de ofertas mediante búsqueda voraz probabilística basada en  $Q$

---

**Input:**

$n_b$ : número máximo de ofertas  
 $u_R$ : valor de utilidad de reserva para el agente  
 $C$ : conjunto de restricciones del espacio de utilidad del agente  
 $u$ : función de utilidad para el agente  
 $\alpha$ : parámetro de actitud del agente  
 $Q$ : función que determina el factor de calidad de una región

**Output:**

$B$ : conjunto de ofertas

$B = \emptyset$ ;

$k = 0$ ;

**while**  $k < n_b$  **do**

$k = k + 1$ ;

$C' = C$ ;

$b = \text{extract\_random}(C')$

**while**  $C' \neq \emptyset$  **do**

$c = \text{extract\_random}(C')$ ;

$b' = b \cap c$ ;

**if**  $Q(b', \alpha) > Q(b, \alpha)$  **then**

$b = b'$

**else**

**break**;

**end**

**if**  $u(b) \geq u_R$  **then**

$B = B \cup b$ ;

**end**

$\text{remove\_duplicates}(B)$

---

### Programación entera binaria y selección por torneo

El factor de calidad  $Q$  no puede introducirse de forma directa en el mecanismo de generación de ofertas basado en programación entera binaria. La función objetivo de un problema



de programación entera es una función lineal que toma la forma de la Ecuación 3.9. Sin embargo, el factor de calidad introduce una dependencia no lineal entre las restricciones, ya que el factor de calidad de una oferta no será en general la suma de los factores de calidad de las restricciones incluidas en la oferta. Por lo tanto, es necesario emplear un enfoque diferente. Nuestra propuesta es aplicar una *selección por torneo* [Miller y Goldberg, 1995] a la hora de generar el subconjunto de restricciones  $C'$  con el que se alimenta la función *bintprog*, y utilizar el factor de calidad  $Q$  como métrica en la selección. El mecanismo se muestra formalmente en el Algoritmo 3.8. La función *tournament\_selection*( $C, n_c, \alpha, n_t$ ) realiza la selección por torneo (1) generando  $n_t$  subconjuntos candidatos de restricciones, y seleccionando el conjunto  $C'$  que maximiza el producto de los factores de calidad de las restricciones que lo forman. Este conjunto  $C'$  se pasa como argumento a la función *bintprog*. De este modo, puesto que es más probable que se seleccionen restricciones de alta calidad, esperamos que el factor de calidad medio para las ofertas sea mayor.

---

**Algoritmo 3.8:** Generación de ofertas mediante programación entera binaria y selección por torneo

---

**Input:**

$n_b$ : número máximo de ofertas  
 $u_R$ : valor de utilidad de reserva para el agente  
 $C$ : conjunto de restricciones del espacio de utilidad del agente  
 $u$ : función de utilidad para el agente  
 $n_c$ : número de restricciones seleccionadas aleatoriamente para alimentar el algoritmo de programación entera binaria  
 $options$ : conjunto de opciones para ajustar el comportamiento del algoritmo de programación entera binaria  
 $\alpha$ : parámetro de actitud del agente  
 $n_t$ : número de subconjuntos analizados en la selección por torneo

**Output:**

$B$ : conjunto de ofertas  
 $B = \emptyset$ ;  
 $k = 0$ ;  
**while**  $k < n_b$  **do**  
   $k = k + 1$ ;  
  1  $C' = \text{tournament\_selection}(C, n_c, \alpha, n_t)$ ;  
   $b = \text{bintprog}(C', options)$ ;  
  **if**  $u(b) \geq u_R$  **then**  
  |  $B = B \cup b$ ;  
**end**  
 $\text{remove\_duplicates}(B)$

---

### Temple simulado basado en el factor de calidad

De forma similar a como ocurría en el caso de la búsqueda voraz, se puede introducir el factor de calidad  $Q$  en el mecanismo de generación de ofertas basado en temple simulado

realizando unos ajustes mínimos. La única diferencia estriba en la función que debe intentar maximizar el optimizador, que en este caso es el factor de calidad  $Q$ . Sin embargo, como el factor de calidad  $Q$  es una propiedad de una región, y no de un contrato, es necesario determinar en cada caso la región de alta utilidad correspondiente a cada contrato antes de que el motor de temple simulado lo acepte o rechace. Esta región puede obtenerse comprobando todas las restricciones y calculando la intersección de todas aquellas que sean satisfechas por el contrato candidato. El volumen de esa intersección puede emplearse para determinar el factor de calidad  $Q$  de la región. El mecanismo modificado puede verse en el Algoritmo 3.9. La nueva función  $adjust\_annealing(x, Q(\cdot, \alpha), n_{SA}, T_{SA})$  devuelve una región que optimiza el factor de calidad a partir del contrato  $x$  obtenido del muestreo (1). Esta función debe evaluar repetidas veces el factor de calidad de los contratos que genera internamente durante el proceso de optimización. Al ser la evaluación del factor de calidad más compleja que la de la utilidad (por el cálculo de los volúmenes de intersección), es de esperar una disminución de la eficiencia computacional del mecanismo.

---

**Algoritmo 3.9:** Generación de ofertas empleando temple simulado sobre el factor de calidad

---

**Input:**

$D$ : dominio total del espacio de soluciones  
 $n_b$ : número máximo de ofertas  
 $u_R$ : valor de utilidad de reserva para el agente  
 $C$ : conjunto de restricciones del espacio de utilidad del agente  
 $u$ : función de utilidad para el agente  
 $\alpha$ : parámetro de actitud del agente  
 $Q$ : función que determina el factor de calidad de una región  
 $n_{SA}$ : límite de iteraciones para el algoritmo de temple simulado  
 $T_{SA}$ : temperatura inicial para el algoritmo de temple simulado

**Output:**

$B$ : conjunto de ofertas  
 $B = \emptyset$ ;  
 $k = 0$ ;  
**1 while**  $k < n_b$  **do**  
     $k = k + 1$ ;  
     $x = random\_contract()$ ;  
**2**  $b = adjust\_annealing(x, Q(\cdot, \alpha), n_{SA}, T_{SA})$ ;  
    **if**  $u(b) \geq u_R$  **then**  
         $B = B \cup b$ ;  
**end**  
 $remove\_duplicates(B)$

---

### Conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo

El mecanismo basado en conjuntos independientes de peso máximo (MWIS) parte de una representación del espacio de utilidad como un grafo ponderado en el que los pesos son aditivos.

Como hemos visto, el factor de calidad no es aditivo (el factor de calidad de una intersección de restricciones no equivale a la suma de los factores de calidad de las restricciones), por lo que no puede emplearse dentro del mecanismo de manera directa. Teniendo esto en cuenta, proponemos combinar este algoritmo con la selección por torneo basada en  $Q$ , tal y como se muestra en el Algoritmo 3.10. Esperamos resultados similares para los mecanismos de programación entera y MWIS empleando selección de torneo, ya que que en definitiva ambos mecanismos realizan una optimización de utilidad a partir de una selección de restricciones basada en el factor de calidad. No obstante, puesto que el algoritmo *min-sum* es más ligero que la resolución de problemas BIP por medio de aproximaciones LP, esperamos también una mejor eficiencia computacional de MWIS frente a la programación entera.

---

**Algoritmo 3.10:** Generación de ofertas mediante conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo

---

**Input:**

$n_b$ : número máximo de ofertas  
 $u_R$ : valor de utilidad de reserva para el agente  
 $C$ : conjunto de restricciones del espacio de utilidad del agente  
 $\Omega$ : pesos de cada restricción para el agente  $u$ : función de utilidad para el agente  
 $n_c$ : número de restricciones seleccionadas aleatoriamente para alimentar el algoritmo MWIS  
 $n_{MWIS}$ : número máximo de iteraciones para el algoritmo MWIS  
 $\alpha$ : parámetro de actitud del agente  
 $n_t$ : número de subconjuntos analizados en la selección por torneo

**Output:**

$B$ : conjunto de ofertas  
 $B = \emptyset$ ;  
 $k = 0$ ;  
**while**  $k < n_b$  **do**  
   $k = k + 1$ ;  
  1  $C' = \text{tournament\_selection}(C, n_c, \alpha, n_t)$ ;  
   $\{\text{nodes}, \text{weights}, \text{neighbors}\} = \text{build\_tree}(C', \Omega)$ ;  
   $MWIS = \text{minsum}(\text{nodes}, \text{weights}, \text{neighbors}, n_{MWIS})$ ;  
   $b = \text{generate\_bid}(C', MWIS)$ ;  
  **if**  $u(b) \geq u_R$  **then**  
  |  $B = B \cup b$ ;  
**end**  
 $\text{remove\_duplicates}(B)$

---

### 3.4.1.3. Integración de los algoritmos en el mecanismo A2 de los agentes

Los diferentes algoritmos propuestos en esta sección generan un conjunto de  $n_b$  ofertas de alta utilidad o de alto factor de calidad. Es evidente que la probabilidad de generar una buena oferta depende en gran medida del número de ofertas generadas, por lo que en principio un agente racional debería tratar de generar el mayor número de ofertas posibles dentro de los límites de eficiencia computacional que se le impongan. Sin embargo, en determinadas

circunstancias puede ser deseable limitar el número de ofertas que se envían al mediador, ya sea por consideraciones de privacidad (con objeto de minimizar la revelación de información acerca de las preferencias de los agentes), de escalabilidad (como veremos en la siguiente sección) o de eficiencia de comunicaciones. La limitación puede implementarse reduciendo el número de ofertas  $n_b$  generadas por los agentes. Sin embargo, una estrategia más conveniente puede ser mantener el número de ofertas generadas y seleccionar del conjunto las mejores  $n_B$  ofertas para ser enviadas al mediador. De este modo, aunque se limita la emisión de ofertas al mediador a  $n_B$ , se mantiene la posibilidad de regular el nivel de bondad esperada de las mismas por medio de  $n_b$ . En los mecanismos descritos en la Sección 3.4.1.1, esto se consigue ordenando las  $n_b$  ofertas generadas en orden descendente de utilidad, y enviando las  $n_B$  primeras al mediador. En los mecanismos que utilizan el factor de calidad Q (Sección 3.4.1.2), pueden ordenarse las ofertas según su factor de calidad o según su utilidad. Aunque ambas aproximaciones son válidas, en nuestro análisis experimental hemos asumido que los agentes que emplean como criterio de generación de ofertas el factor de calidad Q, también lo emplean como mecanismo de selección de ofertas. El mecanismo de decisión **A2: Generate Bids**, que puede verse formalmente en el Algoritmo 3.11, integra la generación de ofertas (1), la ordenación de acuerdo con la utilidad o el factor de calidad (2) y la selección ordinal (3) que acabamos de describir.

---

**Algoritmo 3.11: Mecanismo A2: Generate Bids**


---

**Input:** $n_b$ : número de ofertas generadas $param_{bg}$ : parámetros específicos del algoritmo de generación de ofertas utilizado $n_B$ : número de ofertas enviadas al mediador $F$ : función de "bondad" de las ofertas (utilidad o factor de calidad, según corresponda)**Output:** $output$ : salida del mecanismo1  $B = bid\_generation(n_b, param_{bg});$ 2  $B' = bid\_sort(B, F);$ 3  $B_f = \bigcup_{1 \leq i \leq n_B}^{b_i \in B'} b_i;$   
 $output = bids(B_f);$ 

### 3.4.2. Mecanismo de identificación de acuerdos

En esta sección se aborda la definición detallada del mecanismo de identificación de acuerdos **M3: Identify Deals**. Como ocurría en la sección anterior, las estrategias que puede emplear el mediador dentro de este mecanismo son muy diversas, por lo que se describen diferentes posibilidades. En primer lugar se presenta una serie de *estrategias de identificación de acuerdos*, cuya función es encontrar soluciones candidatas a partir de las ofertas enviadas por los agentes, y seleccionar entre ellas la más adecuada como posible acuerdo final. Al

margen de la estrategia de identificación de acuerdos, la selección del acuerdo final entre los candidatos encontrados puede hacerse de diversas formas. Por ello, en la Sección 3.4.2.2 se proponen una serie de *métricas de selección*. Finalmente, de forma similar a como se hizo en la sección anterior, se aborda la integración de las estrategias propuestas en el mecanismo de decisión **M3: Identify Deals** del mediador.

### 3.4.2.1. Estrategias para la identificación de acuerdos en espacios de utilidad complejos

Una vez definidas las posibles estrategias de generación de ofertas para los agentes, en esta sección veremos diferentes mecanismos que pueden emplearse en el mediador para la identificación de acuerdos a partir de esas ofertas. En primer lugar se presenta un mecanismo de búsqueda exhaustiva definido en [Ito *et al.*, 2007] que se empleará como estrategia de referencia a efectos comparativos, para después proponer una serie de mecanismos heurísticos alternativos para la identificación de acuerdos en espacios de utilidad complejos.

#### Estrategia de referencia. Búsqueda exhaustiva

En [Ito *et al.*, 2007], el mediador identifica la solución final probando todas las combinaciones posibles (con una oferta de cada agente) que son mutuamente consistentes, es decir, que tienen intersección no vacía. El mediador emplea una búsqueda en anchura con poda de ramas para encontrar solapamientos entre las ofertas de los agentes que maximicen el bienestar social, tal y como se muestra en el Algoritmo 3.12. En primer lugar se localizan todas las intersecciones mutuamente consistentes, y después se selecciona entre ellas aquella que maximiza el bienestar social (1). La función  $sw(s, U)$  utilizada en [Ito *et al.*, 2007] considera como bienestar social de una solución  $s$  la suma de las utilidades proporcionadas por la solución a los diferentes agentes, pero puede modificarse con facilidad para utilizar otro criterio de bienestar social, como por ejemplo el producto de utilidades. Esta última métrica, que permite generar soluciones cercanas a la solución óptima Nash, será la que se use en el análisis experimental del Capítulo 4.

Desde el punto de vista teórico, este mecanismo de búsqueda garantiza soluciones óptimas si cada agente genera ofertas que representen su espacio de utilidad completo. Sin embargo, en la práctica esta aproximación sólo es válida para espacios de utilidad reducidos, dado el coste computacional que supone la generación de todas las ofertas y la búsqueda a través de todas las combinaciones posibles a medida que el espacio de utilidad crece. Por lo tanto, existe una limitación computacional en el número de ofertas que puede enviar al mediador cada agente.

**Algoritmo 3.12:** Identificación de acuerdos mediante búsqueda exhaustiva**Input:**

$A$ : conjunto de agentes implicados en la negociación

$n_a = |A|$ : número de agentes implicados en la negociación

$B$ : conjuntos de ofertas de cada agente ( $B = \{B^0, B^1, \dots, B^{n_a}\}$ , el conjunto de ofertas de cada agente  $i$  se define como  $B^i = \{b_0^i, b_1^i, \dots, b_{n_b^i}^i\}$ )

$U$ : utilidades declaradas de las ofertas de cada agente

$sw$ : función que determina la utilidad social de una solución a partir de las utilidades declaradas de los agentes

**Output:**

$s_f$ : acuerdo final

$S = \bigcup_{b_j^0 \in B^0} b_j^0$ ;

$i = 1$ ;

**while**  $i < n_a$  **do**

$S' = \emptyset$ ;

**foreach**  $s \in S$  **do**

**foreach**  $b_j^i \in B^i$  **do**

$s' = s \cup b_j^i$ ;

**if**  $s' \neq \emptyset$  **then**

$S' = S' \cup s'$

**end**

**end**

$S = S'$ ;

$i = i + 1$ ;

**end**

1  $s_f = \arg \{\max_{s \in S} sw(s, U)\}$ ;

**Identificación de acuerdos probabilística**

La escalabilidad es uno de los principales problemas del mecanismo de identificación de acuerdos descrito en [Ito *et al.*, 2007]. Una vez que los agentes han hecho sus ofertas, el mediador realiza una búsqueda exhaustiva de solapamientos utilizando una búsqueda en anchura con poda. En el peor de los casos, esto significa probar un total de  $n_b^{n_a}$  combinaciones de ofertas, donde  $n_b$  es el número de ofertas por agente, y  $n_a$  es el número de agentes que negocian. En los experimentos, los autores limitan el número de combinaciones a 6,400,000. Esto significa que, para negociaciones de 4 agentes, el máximo número de ofertas por agente es  $\sqrt[4]{6400000} = 50$ . Este límite se vuelve más estricto al aumentar el número de agentes. Por ejemplo, para 10 agentes, el límite es de 4 ofertas por agente, lo que reduce drásticamente la probabilidad de llegar a un acuerdo. Esto es especialmente cierto para espacios de utilidad de alta complejidad, en los que las ofertas son más estrechas.

Para solucionar esta limitación de escalabilidad, proponemos realizar una búsqueda probabilística en el mediador en lugar de una búsqueda exhaustiva. Esto significa que el mediador probará un cierto número  $n_{bc}$  de combinaciones de ofertas escogidas aleatoriamente, donde

$n_{bc} < n_b^{n_a}$ . De este modo,  $n_{bc}$  actúa como un parámetro de rendimiento en el mediador, que limita el coste computacional de la fase de identificación de acuerdos. Por supuesto, restringir la búsqueda de soluciones a un número limitado de combinaciones de ofertas puede hacer que el mediador no pruebe combinaciones que darían lugar a acuerdos provechosos. Teniendo esto en cuenta, la selección aleatoria de combinaciones se sesga para aumentar la probabilidad de encontrar buenos acuerdos. Una vez más, el parámetro empleado para dirigir la selección aleatoria es el factor de calidad  $Q$ , de manera que las ofertas con  $Q$  elevado tendrán mayor probabilidad de ser seleccionadas para las combinaciones de ofertas que pruebe el mediador. El mecanismo se muestra de manera formal en el Algoritmo 3.13. Puede observarse que el número de combinaciones de ofertas que se analizan está limitado a  $n_{bc}$  (1), y que la función  $combine\_bids(B, U, Q)$  es la encargada de seleccionar combinaciones de ofertas para analizar (2). Al limitar el número de combinaciones que se prueban en el mediador, puede retirarse el límite de ofertas enviadas por los agentes que imponía el mecanismo de referencia, con lo que aumenta la probabilidad de encontrar acuerdos. No obstante, puede ser conveniente mantener un límite menos estricto en el número de ofertas enviadas al mediador, a fin de mantener la carga de comunicaciones generada por el proceso de negociación dentro de unos límites razonables.

---

**Algoritmo 3.13:** Identificación de acuerdos mediante búsqueda probabilística
 

---

**Input:**

$A$ : conjunto de agentes implicados en la negociación  
 $n_a = |A|$ : número de agentes implicados en la negociación  
 $B$ : conjuntos de ofertas de cada agente  
 $U$ : utilidades declaradas de las ofertas de cada agente  
 $Q$ : factores de calidad de las ofertas de cada agente  
 $sw$ : función que determina la utilidad social de una solución a partir de las utilidades declaradas de los agentes  
 $n_{bc}$ : número máximo de combinaciones de ofertas en el mediador

**Output:**

$s_f$ : acuerdo final  
 $n = 0$ ;  
 $S = \emptyset$ ;  
**1** **while**  $n < n_{bc}$  **do**  
**2**      $s = combine\_bids(A, n_a, B, U, Q)$ ;  
       **if**  $s \neq \emptyset$  **then**  
            $S = S \cup s$ ;  
            $n = n + 1$ ;  
**end**  
 $s_f = \arg \{ \max_{s \in S} sw(s, U) \}$ ;

---

El núcleo de este mecanismo de identificación de acuerdos desde el punto de vista estratégico es la función  $combine\_bids(A, n_a, B, U, Q)$ , que genera una combinación de ofertas seleccionando una oferta de cada agente. En última instancia, esta función es la que determina

qué combinaciones de ofertas se prueban en el mediador. Pueden emplearse diferentes algoritmos para generar dichas combinaciones. Entre las múltiples posibilidades, hemos considerado las siguientes:

- *Selección de combinaciones uniforme*: La aproximación más sencilla consiste en realizar una selección totalmente aleatoria de ofertas para cada combinación. El inconveniente evidente de esta aproximación es el que apuntábamos más arriba: al reducir arbitrariamente el espacio de búsqueda, podemos descartar soluciones de alto bienestar social.
- *Selección de combinaciones por torneo*: Parece conveniente sesgar la selección de combinaciones por medio del factor de calidad  $Q$ , esto es, haciendo que la selección favorezca a las ofertas de alto factor de calidad. Una forma sencilla de hacerlo es mediante una *selección por torneo*. Para cada combinación de ofertas, se escogen aleatoriamente subconjuntos de  $n_t$  ofertas para cada agente, y se selecciona de cada subconjunto aquella oferta que maximice el factor de calidad.
- *Selección de combinaciones por ruleta*: En este caso, para seleccionar una oferta de cada agente  $j$  se crea un conjunto de etiquetas  $L^j$ , donde cada etiqueta  $l_i^j$  correspondiente a la oferta  $b_i^j$  se encuentra repetida un número de veces equivalente a su factor de calidad. Una vez creado el conjunto de etiquetas, se genera un número aleatorio  $k \in \left[1, \sum_{l=1}^{n_B^j} Q(b_l^j)\right]$ , y se selecciona como oferta para el agente  $j$  la denotada por la etiqueta  $k$ -ésima del conjunto  $L^j$ . De este modo, la probabilidad de selección para cada oferta es directamente proporcional al factor de calidad  $Q$  de la oferta. El Algoritmo 3.14 muestra una posible implementación de esta idea.
- *Selección ordinal probabilística*: Se parte de un conjunto de ofertas para cada agente  $B^j$ , y se ordena de forma descendente por el factor de calidad  $Q$  de las ofertas. Una vez ordenado el conjunto, se genera un número aleatorio  $k \in \left[1, n_B^j\right]$  con una distribución de probabilidad que favorezca a los números más bajos, y se selecciona la oferta  $k$ -ésima. Algunas funciones de distribución de probabilidad que pueden emplearse son la distribución uniforme (que equivaldría a ignorar el factor de calidad de las ofertas), la distribución binomial negativa, la distribución geométrica (que es un caso particular de la anterior), o la distribución normal positiva. Las funciones de probabilidad acumulada para las distribuciones mencionadas pueden verse, respectivamente en las Figuras 3.9, 3.10, 3.11 y 3.12.

Por último, independientemente del algoritmo empleado para la generación de combinaciones de ofertas, el mediador puede seguir dos aproximaciones diferentes para evaluar el factor de calidad de las ofertas definidas. La primera de ellas es simplemente utilizar el factor de calidad declarado por cada agente para cada una de sus ofertas. El problema de esta aproximación es que la selección de combinaciones de ofertas puede verse sesgada por la diferencia



**Algoritmo 3.14:** Selección de combinaciones por ruleta**Input:**

$A$ : conjunto de agentes implicados en la negociación  
 $n_a = |A|$ : número de agentes implicados en la negociación  
 $B$ : conjuntos de ofertas de cada agente  
 $U$ : utilidades declaradas de las ofertas de cada agente  
 $Q$ : factores de calidad declarado de las ofertas de cada agente

**Output:**

$B_c$ : combinación de ofertas  
 $j = 0$ ;  
 $S = \emptyset$ ;  
**while**  $j < n_a$  **do**  
   $j = j + 1$ ;  
   $k = \text{random} \left( 1, \sum_{i=1}^{n_B^j} Q(b_i^j) \right)$ ;  
  **foreach**  $b_i^j \in B^j$  **do**  
    **if**  $k \leq Q(b_i^j)$  **then**  
       $B_c = B_c \cup b_i^j$ ;  
      **break**;  
    **else**  
       $k = k - Q(b_i^j)$ ;  
  **end**  
**end**

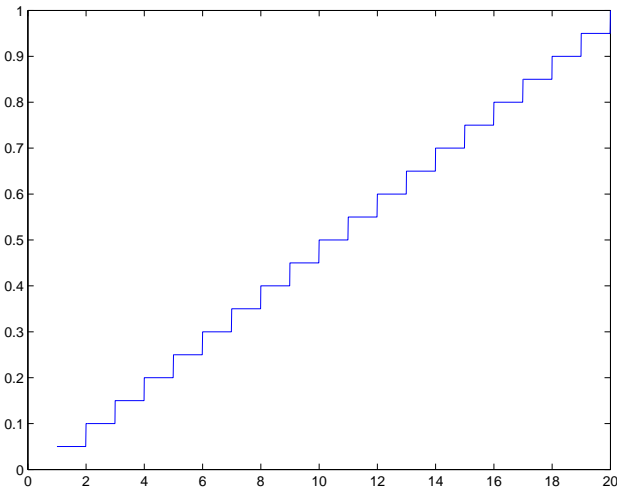


Figura 3.9: Función de distribución acumulada para la distribución uniforme.

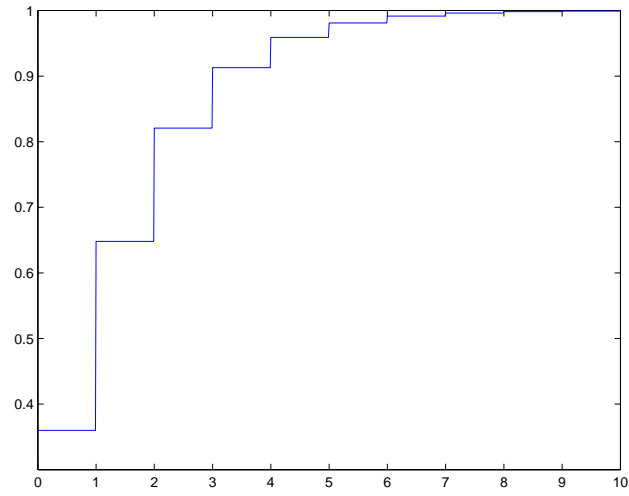


Figura 3.10: Función de distribución acumulada para la distribución binomial negativa.

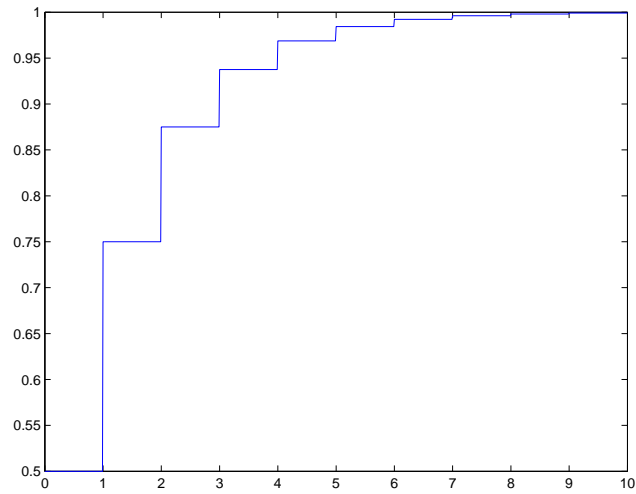


Figura 3.11: Función de distribución acumulada para la distribución geométrica.

de actitudes entre los diferentes agentes. Sin embargo, el mediador puede recalcular el factor de calidad  $Q$  para cada oferta recibida empleando su propio parámetro de actitud  $\alpha$ , con lo que las ofertas de los diferentes agentes se valoran con una única métrica. Esta segunda aproximación, aunque más costosa desde el punto de vista computacional, contribuye de forma positiva a la estabilidad e incentivo-compatibilidad del modelo, como veremos en la Sección 4.6.

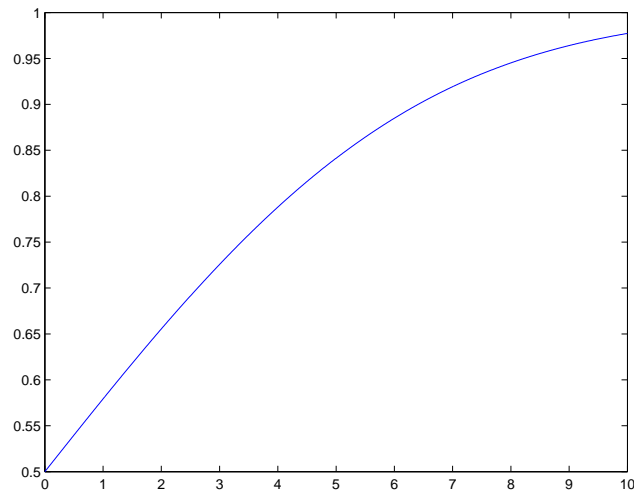


Figura 3.12: Función de distribución acumulada para la distribución normal.

### Identificación de acuerdos híbrida: selección probabilística y búsqueda exhaustiva en la selección

La búsqueda probabilística se plantea como una alternativa a la búsqueda exhaustiva con objeto de mejorar la escalabilidad y la eficiencia del mecanismo de identificación de acuerdos. Sin embargo, como veremos en la evaluación experimental en el Capítulo 4, en ciertas circunstancias la búsqueda exhaustiva puede resultar más eficiente desde el punto de vista computacional. Esta aparente anomalía es debida al hecho de que la búsqueda probabilística analiza un número fijo de combinaciones, mientras que el número de combinaciones analizadas por algoritmo de búsqueda en anchura con ramificación y poda varía en función de la distribución de las ofertas de los agentes. A medida que los espacios de utilidad de los agentes se hacen más complejos, las ofertas de los agentes son más estrechas, y es más probable que haya ofertas que no intersecten entre sí. Estas intersecciones vacías son descartadas con rapidez por el algoritmo con poda, reduciendo en gran medida el número de combinaciones que se analizan.

La disminución del tiempo de cómputo a medida que la complejidad del escenario aumenta es una propiedad deseable en un mecanismo de identificación de acuerdos para espacios de utilidad complejos. Sin embargo, hemos visto que la búsqueda exhaustiva con poda presenta problemas de escalabilidad con el número de agentes, al limitar drásticamente el número de ofertas que los agentes pueden enviar. Para intentar combinar las ventajas de ambos enfoques proponemos un mecanismo basado en *selección probabilística* de ofertas y *búsqueda exhaustiva* en la selección. En este mecanismo, el mediador no limita fuertemente el número

de ofertas que puede enviarle cada agente. En lugar de eso, emplea uno de los mecanismos probabilísticos descritos en la sección anterior para seleccionar  $n_B$  ofertas de cada agente. Finalmente, se aplica búsqueda exhaustiva con poda sobre esa selección de  $n_B$  ofertas para encontrar la solución (véase el Algoritmo 3.15). De este modo se pretende aunar las ventajas de la búsqueda con poda, que descarta con rapidez las combinaciones no válidas, y de la búsqueda probabilística, que permite no limitar el número de ofertas que llegan al mediador. Nuestra hipótesis es que el uso combinado de ambos enfoques permitirá alcanzar un mejor equilibrio entre eficiencia computacional en espacios complejos y escalabilidad con el número de agentes.

---

**Algoritmo 3.15:** Identificación de acuerdos híbrida
 

---

**Input:**

$A$ : conjunto de agentes implicados en la negociación  
 $n_a = |A|$ : número de agentes implicados en la negociación  
 $B$ : conjuntos de ofertas de cada agente  
 $U$ : utilidades declaradas de las ofertas de cada agente  
 $Q$ : factores de calidad declarados de las ofertas de cada agente  
 $sw$ : función que determina la utilidad social de una solución a partir de las utilidades declaradas de los agentes  
 $n_B$ : número de ofertas que se seleccionan de cada agente

**Output:**

$s_f$ : acuerdo final

**foreach**  $i \in A$  **do**

1 |  $B^{i'} = \emptyset$ ;  
 | **while**  $n < n_B$  **do**  
 | |  $b = \text{select\_bids}(B^i, U^i, Q^i)$ ;  
 | |  $B^{i'} = B^{i'} \cup b$   
 | **end**

**end**

$S = \emptyset$ ;

$S = \bigcup_{b_j^{0'} \in B^{0'}} b_j^{0'}$ ;

$i = 1$ ;

**while**  $i < n_a$  **do**

|  $S' = \emptyset$ ;

**foreach**  $s \in S$  **do****foreach**  $b_j^{i'} \in B^{i'}$  **do**

| |  $s' = s \cup b_j^{i'}$ ;

| | **if**  $s' \neq \emptyset$  **then**

| | |  $S' = S' \cup s'$

**end****end**

|  $S = S'$ ;

|  $i = i + 1$ ;

**end**

$s_f = \arg \{ \max_{s \in S} sw(s, U) \}$ ;

---

### 3.4.2.2. Métricas para la evaluación de soluciones en el mediador

Un elemento común a todos los algoritmos de identificación de acuerdos presentados es la función de bienestar social  $sw(s, U)$ , que constituye la fase final de la identificación de acuerdos. Una vez encontrado un conjunto de soluciones viables, es necesario escoger una de ellas como solución final al problema de negociación planteado. Tal y como está planteado el modelo, el mediador debe seleccionar la solución que maximice el *bienestar social*. En la Sección 2.5.2 se introdujeron una serie de soluciones óptimas para diferentes puntos de vista del bienestar social. Lo deseable sería que el mediador fuera capaz de dar con una de estas soluciones. Sin embargo, dado que los métodos empleados son heurísticos y se limita tanto la revelación de información como la complejidad computacional, no se puede garantizar que los mecanismos lleguen a soluciones óptimas. Las soluciones que obtendremos serán, por tanto, subóptimas, y será necesaria una métrica que permita comparar las diferentes soluciones entre sí para poder determinar cuál es la que más se acerca a la solución óptima. La medida más obvia es la que se conoce en la literatura como *bienestar social*.

**Definición 3.13. Bienestar social.** El *bienestar social* de una solución a un problema de negociación entre  $n_a$  agentes es la suma de las utilidades que dicha solución confiere a cada uno de los agentes:

$$sw(s, U) = \sum_{i=1}^{n_a} u^i(s). \quad (3.20)$$

Maximizando esta medida se consiguen soluciones que se acercan a la región pareto óptima. Sin embargo, en ocasiones las soluciones obtenidas pueden perjudicar excesivamente a algunos de los agentes. Esto es especialmente cierto si el valor de reserva de los agentes es nulo, ya que pueden alcanzarse soluciones que maximicen la suma de utilidades del conjunto aunque la utilidad de la solución para alguno de los agentes tienda a cero. Una posible medida alternativa es la medida de utilidad mínima.

**Definición 3.14. Utilidad mínima.** La *utilidad mínima* de una solución a un problema de negociación entre  $n_a$  agentes es el mínimo de las utilidades que dicha solución confiere a cada uno de los agentes:

$$sw_{min}(s, U) = \min_{1 \leq i \leq n_a} u^i(s). \quad (3.21)$$

Aunque maximizar esta medida garantiza un cierto nivel de satisfacción para todos los agentes implicados en la negociación, presenta un inconveniente importante, ya que no diferencia entre soluciones que proporcionen la misma utilidad mínima aunque proporcionen diferentes valores de utilidad para el resto de agentes. Por ello, las soluciones obtenidas con este criterio pueden estar muy alejadas del frente de Pareto. Una métrica que permite alcanzar soluciones más igualitarias y más cercanas a la región pareto óptima es el producto Nash.

**Definición 3.15. *Producto Nash.*** El *producto Nash* de una solución a un problema de negociación entre  $n_a$  agentes es el producto de las utilidades que dicha solución confiere a cada uno de los agentes.

$$sw_{Nash}(s, U) = \prod_{i=1}^{n_a} u^i(s). \quad (3.22)$$

Esta medida de la bondad de una solución se utiliza ampliamente en la literatura, ya que permite obtener soluciones cercanas a la solución Nash [Nash, 1953], que presenta una serie de propiedades deseables para una solución óptima, tal y como veíamos en la Sección 2.5.2.

A la vista de las diferentes medidas de bienestar social planteadas, resulta evidente que la actitud individual de un determinado agente tiene una gran influencia sobre el valor de utilidad final para ese agente en caso de acuerdo. Una vez localizadas las intersecciones válidas, se emplea para la selección del acuerdo final una función que depende de los valores de utilidad de los agentes. Aquellos agentes con tendencia al riesgo, para los que ha primado la utilidad sobre el volumen en la generación de sus ofertas, tendrán en media ofertas de utilidad mayor, y por tanto su utilidad esperada en caso de acuerdo (Ecuación A.3) será mayor. Teniendo esto en cuenta, la estrategia dominante de un agente podría ser tomar una actitud arriesgada. El problema es que, en espacios de utilidad muy complejos, que todos los agentes tomaran actitudes arriesgadas conduciría a que las ofertas enviadas al mediador fueran muy estrechas, con lo que la probabilidad de encontrar una solución (dada por la Ecuación 3.16) disminuiría drásticamente. Esto nos lleva a una nueva instancia del dilema del prisionero que veíamos en la Sección 2.5.1, en el que la estrategia dominante desde el punto de vista individual conduce a soluciones de escaso valor social. Para mejorar la estabilidad del protocolo, sería conveniente encontrar una métrica que incentivara la adopción de estrategias socialmente óptimas. Una posibilidad es premiar en la selección de la solución final a aquellos agentes que hayan revelado un mayor volumen de su espacio de utilidad en sus ofertas. Para ello, proponemos emplear una variación del producto Nash que hemos denominado *producto ponderado por volumen*.

**Definición 3.16. *Producto ponderado por volumen.*** El *producto ponderado por volumen* de una solución a un problema de negociación entre  $n_a$  agentes es el producto de las utilidades que dicha solución confiere a cada agente  $i$ , ponderando cada utilidad  $u^i(s)$  por un factor de ajuste que equivale a la relación entre el volumen total cubierto por las ofertas del agente  $v_t^i$  y el volumen total del agente que haya cubierto un mayor volumen con sus ofertas:

$$sw_V(s, U) = \prod_{i=1}^{n_a} (u^i(s))^{\frac{v_t^i}{\max_{1 \leq j \leq n_a} v_t^j}}, \quad (3.23)$$

donde  $v_t^i$  es el volumen total cubierto por las ofertas del agente  $i$ . Dada la complejidad computacional de determinar  $v_t^i$  para cada agente (habría que calcular las  $2^{n_b}$  posibles intersecciones

entre las ofertas), una posible aproximación más eficiente es considerar

$$v_t^i = \sum_{b \in B^i} v(b) - \sum_{b_j, b_k \in B^i | j \neq k} v(b_j \cap b_k), \quad (3.24)$$

donde sólo se consideran las  $n_b^2$  posibles intersecciones de dos ofertas.

De este modo, la utilidad de los agentes que han hecho ofertas más anchas (y por tanto, más socialmente orientadas) tiene más peso a la hora de medir el bienestar social que la de aquellos agentes que han sido más egoístas. Un efecto interesante de esta métrica es que puede hacer que un agente racional tienda a enviar algunas ofertas de alto volumen (aunque tengan una utilidad muy baja) para aumentar el volumen total de sus ofertas, y de este modo conseguir que la métrica favorezca a sus ofertas de alta utilidad (aunque sean más estrechas). Una posibilidad para evitar este efecto es emplear un *producto ponderado por volumen medio*.

**Definición 3.17. *Producto ponderado por volumen medio.*** El *producto ponderado por volumen medio* de una solución a un problema de negociación entre  $n_a$  agentes es el producto de las utilidades que dicha solución confiere a cada agente  $i$ , ponderando cada utilidad  $u^i(s)$  por un factor de ajuste que equivale a la relación entre el volumen medio de las ofertas del agente  $\bar{v}^i$  y el volumen medio del agente cuyo volumen medio sea máximo:

$$sw_{\bar{v}}(s, U) = \prod_{i=1}^{n_a} (u^i(s))^{\frac{\bar{v}^i}{\max_{1 \leq j \leq n_a} \bar{v}^j}}, \quad (3.25)$$

donde  $\bar{v}^i$  es el volumen medio de las ofertas del agente  $i$ :

$$\bar{v}^i = \sum_{b \in B^i} \frac{v(b)}{n_B}. \quad (3.26)$$

Finalmente, si se quiere valorar conjuntamente tanto la utilidad de las ofertas como su volumen, se puede emplear como métrica un *producto ponderado por factor de calidad medio*.

**Definición 3.18. *Producto ponderado por factor de calidad medio.*** El *producto ponderado por factor de calidad medio* de una solución a un problema de negociación entre  $n_a$  agentes es el producto de las utilidades que dicha solución confiere a cada agente  $i$ , ponderando cada utilidad  $u^i(s)$  por un factor de ajuste que equivale a la relación entre el factor de calidad medio de las ofertas del agente  $\bar{Q}^i$  y el factor medio del agente  $j$  para el que  $\bar{Q}^j$  sea máximo:

$$sw_{\bar{Q}}(s, U) = \prod_{i=1}^{n_a} (u^i(s))^{\frac{\bar{Q}^i}{\max_{1 \leq j \leq n_a} \bar{Q}^j}}, \quad (3.27)$$

donde  $\bar{Q}^i$  es el factor de calidad medio *calculado por el mediador* para las ofertas generadas por el agente  $i$ :

$$\bar{Q}^i = \sum_{b \in B^i} \frac{Q(b)}{n_B}. \quad (3.28)$$

El hecho de que se considere el factor de calidad de las ofertas calculado por el mediador hace la medida independiente del valor de  $\alpha$  que determina la actitud de los diferentes agentes. Además, permite al mediador ajustar su propio valor de  $\alpha$  en función de las características del escenario. Así, para espacios de utilidad sencillos, donde la probabilidad de encontrar solapamientos es alta, el mediador puede utilizar un valor de  $\alpha$  más arriesgado, sin que ello lleve al protocolo al dilema del prisionero. No obstante, emplear valores de  $\alpha$  elevados en el mediador daría preferencia a las ofertas de mayor utilidad para los agentes, incentivando de este modo a los agentes egoístas, lo que en general no será deseable. Incluso con  $\alpha < 0,5$ , esta métrica tiene el problema de que las ofertas con un valor de utilidad muy alto pueden ser favorecidas a pesar de tener un volumen bajo. Si queremos evitar esto, habría que tomar  $\alpha = 0$ , lo que nos lleva de nuevo al producto ponderado por volumen medio.

Aunque nuestra hipótesis es que las métricas propuestas pueden contribuir de forma positiva al equilibrio del protocolo, pueden producirse efectos adversos si los espacios de utilidad de los agentes no son uniformes. En las métricas propuestas, se asume que un bajo volumen medio o un bajo factor de calidad medio por parte de un agente obedece a una actitud arriesgada por parte del agente, y esto no es necesariamente cierto. Con determinadas distribuciones del espacio de utilidad, es posible que no existan regiones de suficiente volumen con una utilidad aceptable para el agente. En estos casos, las métricas estarían penalizando a los agentes con espacios de utilidad más restrictivos, independientemente de sus actitudes estratégicas.

Otro aspecto que cabe destacar de las diferentes métricas propuestas es que todas ellas son vulnerables a manipulaciones por medio de *exageraciones* por parte de los agentes. Por ejemplo, un agente puede asignar un valor de utilidad desmesuradamente elevado a una determinada oferta, aumentando con ello la probabilidad de que esa oferta sea seleccionada para el acuerdo final. Esto nos lleva al problema de la *incentivo-compatibilidad* del modelo, que definíamos en la Sección 2.5.3. Una posibilidad para incentivar la revelación sincera de información es normalizar los valores de utilidad que los agentes otorgan a sus ofertas, amortiguando de este modo las posibles diferencias absolutas de utilidad. Existen diferentes posibilidades para normalizar la utilidad de las diferentes de los agentes:

- *Normalización por utilidad máxima*: Se obtiene dividiendo la utilidad declarada por cada agente por el máximo valor de utilidad declarado por ese agente para alguna de sus ofertas:

$$u_n(b_i) = \frac{u(b_i)}{\max_{b_j \in B} u(b_j)}. \quad (3.29)$$

Con esta normalización se evita la manipulación del acuerdo final mediante la exageración al alza de los valores de utilidad de las ofertas preferidas por el agente. Aún



son posibles, sin embargo, exageraciones “a la baja”, es decir, declarar un valor de utilidad muy bajo para aquellas ofertas menos beneficiosas para el agente.

- *Normalización acotada en máximo y mínimo*: Pretende evitar la manipulación del modelo mediante exageración al alza y a la baja. Se obtiene mediante la expresión

$$u_n(b_i) = u'_{min} + \frac{u(b_i) - u_{min}}{u_{max} - u_{min}} (u'_{max} - u'_{min}), \quad (3.30)$$

donde  $u_{max} = \max_{b_j \in B} u(b_j)$ ,  $u_{min} = \min_{b_j \in B} u(b_j)$  y  $u'_{min}$  y  $u'_{max}$  son parámetros escogidos por el mediador. De este modo, se produce un mapeo de las utilidades de las ofertas del agente del intervalo  $[u_{min}, u_{max}]$  al intervalo  $[u'_{min}, u'_{max}]$ , con lo que la relación entre las utilidades de las ofertas del agente queda acotada por  $\frac{u'_{max}}{u'_{min}}$ .

- *Normalización ordinal*: Consiste en ordenar las diferentes ofertas de un agente de forma creciente de acuerdo con su utilidad o calidad, y mapear ese orden con una sucesión monótona creciente de valores de utilidad, independiente de los valores de utilidad originales. Por ejemplo, si  $B$  es el conjunto de ofertas de un agente ordenado de forma creciente de utilidad, y empleamos la sucesión aritmética  $s = \{1, 2, \dots, n_B\}$  como función de mapeo, las utilidades de las ofertas, una vez normalizadas, serían de la forma

$$u_n(b_i) = s_i = i. \quad (3.31)$$

Nuestra hipótesis es que el empleo de estos métodos de normalización en el mecanismo de identificación de acuerdos puede contribuir de forma positiva a la incentivo-compatibilidad del modelo. No obstante, parece evidente que el uso de normalización de utilidad puede tener efectos diferentes en función de si se aplica antes o después del proceso de búsqueda de acuerdos en el mediador. Por otro lado, alterar las relaciones existentes entre las ofertas de los diferentes agentes puede influir en el grado de optimalidad final de la solución (por ejemplo, alejándola de la región pareto óptima). En el Capítulo 4 se evalúa de forma experimental el efecto de las diferentes métricas de bienestar social y métodos de normalización sobre el equilibrio y la incentivo-compatibilidad del modelo.

### 3.4.2.3. Integración de los algoritmos en el mecanismo M3 del mediador

Los diferentes algoritmos propuestos en esta sección determinan una posible solución al problema de la negociación a partir de las ofertas que el mediador recibe de los agentes. Sin embargo, el mecanismo de decisión **M3: Identify Deals** especificado en la Sección 3.3.2 contempla tres posibles salidas: *solution*, *feedback\_required* y *failed\_negotiation*. Por lo tanto, es necesario definir en qué casos el mediador decide que debe enviar realimentación a los agentes y en qué casos da la negociación por fallida. Nuestra propuesta es emplear un procedimiento iterativo basado en límites temporales (*deadlines*) y de número de iteraciones, que se define formalmente en el Algoritmo 3.16. En caso de que la identificación de acuerdos (1) dé como

resultado una solución, el mecanismo devuelve como salida *solution*, con lo que el mediador comunicará dicha solución a los agentes (2). Si no se ha encontrado una solución, el mecanismo da por fallida la negociación (salida *failed\_negotiation*) si se ha alcanzado el número máximo de iteraciones (3) o ha expirado el límite temporal (4). En caso contrario, el mecanismo genera la salida *feedback\_required*, para provocar una nueva iteración del protocolo (5).

---

**Algoritmo 3.16: Mecanismo M3: Identify Deals**

---

**Input:**  
*param<sub>di</sub>*: parámetros específicos del algoritmo de identificación de acuerdos utilizado  
*n<sub>I</sub>*: número máximo de iteraciones del protocolo  
*t<sub>max</sub>*: límite temporal de la negociación (*deadline*)

**Output:**  
*output*: salida del mecanismo

```

1 s = deal_identification(paramdi);
  if s ≠ ∅ then
2   | output = solution(s)
  else
    n = current_iteration();
    t = get_elapsed_time();
    if n > nI then
3   | output = failed_negotiation(iterations_expired);
    else if t > tmax then
4   | output = failed_negotiation(deadline_expired);
    else
5   | output = feedback_required;
```

---

### 3.4.3. Mecanismos de realimentación para entornos complejos

El protocolo de negociación descrito en la Sección 3.3 contempla la posibilidad de emitir enunciados de realimentación desde el mediador hacia los agentes. Estos enunciados de realimentación tienen el propósito de dar información a los agentes que les permita mejorar sus ofertas en la siguiente iteración del protocolo. Como veíamos al tratar el tema de la negociación argumentativa al inicio del Capítulo 2, existen diferentes posibilidades a la hora de construir enunciados de realimentación durante el transcurso de la negociación. El uso de derivadas para influir en la dirección de generación de ofertas no es aplicable en el escenario que nos ocupa, ya que la función de utilidad de los agentes no es derivable. Otros trabajos sugieren la agrupación de ofertas (*clustering*) para identificar zonas donde los acuerdos son más probables [Ito *et al.*, 2008]. Sin embargo, para un elevado número de agentes y de ofertas por agente, la aplicación de *clustering* en el mediador tendría un impacto negativo en la eficiencia y escalabilidad del modelo. Es deseable, por tanto, encontrar un mecanismo sencillo para la realimentación entre el mediador y los agentes.

Nuestra propuesta es dotar al mediador de capacidad expresiva mediante *requerimientos de relajación*, de un modo similar al enfoque propuesto en [Lopez-Carmona *et al.*, 2006a] para negociaciones bilaterales de compraventa de productos. Básicamente, un requerimiento de relajación es un vector que expresa qué ofertas debería relajar (o ensanchar) un agente para incrementar la probabilidad de llegar a un acuerdo.

**Definición 3.19. *Requerimiento de relajación.*** Un *requerimiento de relajación* se define como un conjunto de ofertas

$$\rho_{req} = \{b_i | i = 1, \dots, p; p \leq n_b; b_i \in B\}, \quad (3.32)$$

donde  $B$  es el conjunto de ofertas enviadas por el agente y  $b_i$  son las ofertas que se le pide que relaje.

Una vez definida la sintaxis y semántica de la realimentación, es necesario definir los mecanismos asociados al proceso. En primer lugar, debe definirse el mecanismo que permite al mediador proporcionar realimentación a los agentes. En segundo lugar, es necesario definir el mecanismo que permite a los agentes utilizar esta realimentación en la generación de ofertas.

Para el caso del mediador, es necesario proporcionar una estrategia que permita seleccionar las ofertas que se incluyen en los requerimientos de relajación enviados a los diferentes agentes. Con este fin, se define el *volumen de acuerdo* de una oferta como sigue:

**Definición 3.20. *Volumen de acuerdo de una oferta.*** El *volumen de acuerdo*  $\delta$  de una oferta se define como el volumen que dicha oferta debería tener para, asumiendo que su centro permanece inalterado, tener intersección no vacía con al menos una oferta de cada uno de los otros agentes.

A partir de esta definición, el mecanismo de generación de realimentación **M4: Generate Feedback** queda tal y como se muestra en el Algoritmo 3.17. Si se requiere la generación de realimentación, el mediador calcula el volumen de acuerdo de cada oferta (1), incluyendo aquellas cuyo  $\delta$  esté por debajo de un determinado umbral (2) en el requerimiento de relajación de cada agente (3).

Una vez que los agentes han recibido los requerimientos de relajación, el proceso de relajación de ofertas comienza. Pueden emplearse diferentes estrategias para relajar las ofertas especificadas por el mediador. Para este trabajo, hemos empleado una estrategia sencilla de concesión mínima. Un agente negociador relaja una oferta eliminando de la misma la restricción que proporciona menor utilidad. Esto puede expresarse formalmente definiendo la oferta relajada como

$$b' = \left\{ \bigcap \{c_k\} | k = 1 \dots n_c^b, c_k \in b, k \neq j, u_j = \min(u_i | i = 1 \dots n_c^b) \right\}. \quad (3.33)$$

**Algoritmo 3.17: Mecanismo M4: Generate Feedback**


---

**Input:**  
 $A$ : conjunto de agentes implicados en la negociación  
 $n_a = |A|$ : número de agentes implicados en la negociación  
 $B$ : conjuntos de ofertas de cada agente  
 $\delta_{th}$ : umbral para el volumen de acuerdo

**Output:**  
 $\Gamma_{req}$ : requerimientos de relajación para los agentes  
 $\Gamma_{req} = \emptyset$ ;

**foreach**  $i \in A$  **do**

1      $\rho_{req}^i = \emptyset$ ;

**foreach**  $b_j^i \in B^i$  **do**

      |      $\delta = deal\_volume(b_j^i, B)$ ;

2         **if**  $\delta > \delta_{th}$  **then**

3         |      $\rho_{req}^i = \rho_{req}^i \cup b_j^i$ ;

**end**

$\Gamma_{req} = \Gamma_{req} \cup \rho_{req}^i$ ;

**end**

---

El nuevo conjunto de ofertas está constituida por las ofertas relajadas y por nuevas ofertas generadas hasta completar el número de ofertas  $n_b$  generado normalmente por el agente. En el caso de que exista un límite  $n_B$  para el número de ofertas que se envíen al mediador, existe la posibilidad de que, tras la ordenación de las ofertas de acuerdo con la utilidad o el factor de calidad del agente, no todas las ofertas relajadas se incluyan en el conjunto final de ofertas que se envía al mediador. De este modo, se modela también la receptividad del agente a la realimentación recibida desde el mediador en función de su actitud hacia el riesgo.

### 3.5. Resumen y consideraciones finales

En este capítulo se ha presentado un modelo de negociación automática para espacios de utilidad complejos. En aras de una mayor generalidad del modelo, se ha trabajado sobre un escenario de negociación multiatributo multilateral e iterativo, que puede ser fácilmente aplicado, con los ajustes correspondientes, a negociaciones bilaterales, de un solo atributo o de un solo disparo. Asimismo, y dado que el objetivo principal de la tesis es el trabajo sobre espacios de utilidad complejos, se ha justificado la elección de una aproximación híbrida entre los enfoques heurísticos y argumentativos a la negociación, por considerar que esta aproximación puede permitir alcanzar un equilibrio adecuado entre eficiencia computacional y optimalidad en las soluciones encontradas. La definición del modelo se ha dividido en tres partes: el modelo de preferencias de los agentes, el protocolo de interacción y los mecanismos de decisión de los agentes.

Para la descripción del modelo de preferencias de los agentes se ha optado por una representación basada en restricciones ponderadas, ya que este enfoque permite generar espacios de utilidad con un nivel de complejidad ajustable, lo que resulta muy conveniente para la evaluación de los diferentes mecanismos propuestos. Por lo que respecta al protocolo de interacción, se ha optado por una aproximación expresiva e iterativa basada en subasta que hace uso de un mediador. El empleo del mediador permite reducir la revelación de información entre los agentes negociadores acerca de sus preferencias, y facilita también la separación de las estrategias individuales de los agentes (que en agentes racionales suelen orientarse a maximizar el propio beneficio) y las estrategias sociales. Para la definición del protocolo se ha empleado una descripción formal basada en juegos de diálogo como la utilizada en [McBurney *et al.*, 2003], incluyendo además la especificación de los mecanismos de decisión de los diferentes agentes, lo que facilita el diseño de estrategias. En este sentido, nuestra descripción del protocolo sigue un enfoque similar al encontrado en [Lopez-Carmona, 2006]. El protocolo está estrechamente relacionado con el protocolo de un solo disparo basado en subasta que se describe en [Ito *et al.*, 2007], con la salvedad de que nuestro modelo contempla la posibilidad de realizar múltiples iteraciones y dota al mediador de capacidad expresiva para enviar realimentación a los agentes en cada iteración, con objeto de que puedan mejorar sus ofertas. Existen otros trabajos que sugieren el uso de protocolos de negociación expresivos en negociación multiagente. En [Marsa-Maestre *et al.*, 2008b] se utiliza información de gradiente para sesgar la búsqueda de soluciones en negociaciones lineales sin mediador, y en [Lopez-Carmona *et al.*, 2007b] se emplean requerimientos de relajación en negociaciones bilaterales comprador-vendedor.

Por lo que respecta a la definición de las estrategias de los agentes, se han propuesto mecanismos de decisión para la generación de ofertas por parte de los agentes negociadores, buscando la efectividad de estos mecanismos en espacios de utilidad complejos, donde la “estrechez” de las regiones de alta utilidad de los agentes hace que otros enfoques, como el propuesto en [Ito *et al.*, 2007], experimenten un incremento drástico de su tasa de fallo. En primer lugar, se proponen mecanismos alternativos genéricos para la generación de ofertas, que en lugar de realizar un muestreo directo del espacio de contratos, se aprovechan de la estructura de las preferencias de los agentes y emplean diferentes técnicas sobre el espacio de restricciones para generar las ofertas. Para intentar aumentar la efectividad tanto de los mecanismos de referencia como de nuestras propuestas en espacios de utilidad complejos, se propone introducir en los diferentes mecanismos un factor de calidad  $Q$ , que sirve para equilibrar la utilidad de la oferta y la probabilidad de que la oferta resulte en un acuerdo. Éste enfoque es en cierto modo similar a la noción de *viabilidad* que encontramos en [Lopez-Carmona y Velasco, 2006a] para negociación basada en restricciones difusas o a los criterios de similaridad que se emplean en [Faratin *et al.*, 2000] para espacios de utilidad lineales.

Una vez propuestas diferentes estrategias para la generación de ofertas, se han definido mecanismos de decisión para la identificación de acuerdos en el mediador. A partir de la estrategia de referencia descrita en [Ito *et al.*, 2007], se han propuesto diferentes algoritmos heurísticos con el objetivo de proporcionar una forma eficaz y computacionalmente eficiente de realizar la búsqueda de acuerdos en espacios de utilidad complejos. Nuevamente, el factor de calidad  $Q$  definido juega un papel primordial en estos mecanismos. Una vez identificadas posibles soluciones, el criterio que emplea el mediador para seleccionar el acuerdo final entre ellas también adquiere una importancia crítica en la dinámica estratégica del modelo, por lo que se han propuesto diferentes métricas para la comparación de soluciones y métodos de normalización de utilidad. Las técnicas propuestas tienen como objeto mejorar el equilibrio y la incentivo-compatibilidad del modelo.

Aunque el modelo propuesto es coherente con los objetivos establecidos, el empleo de mecanismos heurísticos en su concepción hace difícil, si no imposible, la justificación analítica de los diferentes mecanismos empleados. Por ello, es necesario un análisis experimental que permita evaluar la contribución de las diferentes técnicas propuestas a la efectividad del proceso de negociación, así como su efecto en la estabilidad e incentivo-compatibilidad del modelo. Esta evaluación experimental será el objeto del siguiente capítulo.

## Capítulo 4

# Evaluación experimental del modelo

*Son vanas y están plagadas de errores  
las ciencias que no han nacido del  
experimento, madre de toda  
certidumbre.*

LEONARDO DA VINCI

En este capítulo se presenta la evaluación experimental del modelo de negociación para espacios de utilidad complejos propuesto en el Capítulo 3.

### 4.1. Introducción

En el capítulo anterior hemos presentado un modelo de negociación específicamente diseñado para espacios de utilidad complejos. Aunque a partir de la especificación funcional del modelo pueden constatarse propiedades importantes del mismo, como la simetría, la racionalidad individual o la garantía de éxito, otras propiedades requieren de un análisis más profundo. Además, puesto que los mecanismos de decisión que se han propuesto para los agentes son heurísticos, no es posible obtener una verificación analítica de sus propiedades, como las que suelen emplearse para la validación de modelos basados en teoría de juegos. Por ello, será necesario validar las propiedades del modelo propuesto mediante una evaluación experimental exhaustiva.

Para hacer posible esta evaluación experimental, se ha desarrollado una plataforma de negociación que permite la integración de los diferentes elementos del modelo de negociación descritos en el capítulo anterior, esto es, los generadores de espacios de preferencias para los agentes, el protocolo de interacción expresivo e iterativo, y los diferentes mecanismos de decisión heurísticos definidos para los agentes negociadores y el mediador. Para la programación de todos los elementos de la plataforma se ha empleado Java [Sun, 2009]. Puesto que la plataforma se ha desarrollado con objeto de disponer de una herramienta de validación para nuestro modelo de negociación, dispone de mecanismos de monitorización que permiten el almacenamiento de información relativa no sólo al resultado de las negociaciones, sino también al propio proceso de negociación. La reducción de los datos registrados y el análisis de los mismos se ha realizado empleando Matlab [Mathworks, 2009]. La elección de Matlab

como tecnología de procesamiento de datos se debe a su gran versatilidad y potencia para la adquisición de datos, el análisis estadístico de los mismos, y la presentación de resultados.

Además de las herramientas de validación, un requisito indispensable para una correcta evaluación experimental es diseñar un conjunto de experimentos adecuado. Para ello, no deben olvidarse los objetivos que se planteaban al principio de esta tesis: el diseño de mecanismos de negociación que puedan ser aplicados en espacios de utilidad complejos, el análisis de las posibles estrategias que pueda emplear un agente al aplicar los mecanismos propuestos y el desarrollo de generadores de funciones de utilidad que permitan construir escenarios que simulen los diferentes niveles de complejidad que pueden darse en escenarios reales. Para validar el protocolo de interacción y los mecanismos de decisión propuestos, se ha optado por una evaluación separada de las estrategias de generación de ofertas y las estrategias de identificación de acuerdos, analizando así la contribución aislada de los diferentes mecanismos al resultado de la negociación. Posteriormente, se ha evaluado la contribución conjunta de diferentes combinaciones de mecanismos, así como el efecto de utilizar sucesivos ciclos de realimentación en el protocolo. Puesto que los mecanismos han sido diseñados para ser aplicados a espacios de utilidad complejos, se ha estudiado también el efecto de las variaciones en la complejidad de los espacios de utilidad de los agentes sobre el resultado de la negociación. Para el análisis de estrategias de los agentes, se han tomado las combinaciones de mecanismos más efectivas y se han realizado experimentos variando la actitud hacia el riesgo de los diferentes agentes. Los experimentos realizados han permitido determinar las estrategias dominantes para los agentes negociadores desde el punto de vista individual y desde el punto de vista social. También se ha estudiado la estabilidad e incentivo-compatibilidad del modelo para las diferentes métricas y estrategias de normalización en el mediador propuestas en la Sección 3.4.2.1, determinando qué mecanismos deben ser empleados en función del escenario. La validación de los generadores de funciones de utilidad vendrá dada por la medida en la que sean capaces de generar los diferentes escenarios requeridos por los experimentos.

El capítulo se organiza como sigue. En la siguiente sección se presentan un conjunto de consideraciones comunes a los diferentes experimentos, tanto en lo que se refiere a la parametrización de los mismos como a la evaluación de resultados. La Sección 4.3 evalúa las contribuciones aisladas de los diferentes mecanismos de generación de ofertas y de identificación de acuerdos. La contribución conjunta de diferentes combinaciones de mecanismos se analiza en la Sección 4.4, junto con la evaluación de la eficiencia computacional y de comunicaciones de los mismos. La Sección 4.5 estudia el comportamiento del modelo propuesto al variar la complejidad de los espacios de preferencias de los agentes. El análisis estratégico se realiza en la Sección 4.6, donde se abordan las nociones de equilibrio, estabilidad e incentivo-compatibilidad.



## 4.2. Consideraciones comunes a los experimentos

Existen una serie de consideraciones que son comunes a la mayoría de los experimentos que se presentan en este capítulo, y que por razones de claridad y comprensión creemos más conveniente abordar a modo de prólogo. La primera de ellas es relativa a los parámetros de negociación. Son muchos los parámetros que definen cada experimento concreto, pero existen algunos comunes a todos los experimentos, e incluso algunos cuyo valor es común para la mayoría de ellos.

Los parámetros que más frecuentemente distinguen experimentos entre sí son el número de agentes negociadores y el número de atributos negociados. El número de agentes negociadores  $n_a$  condiciona la complejidad de la identificación de acuerdos en el mediador, tanto desde el punto de vista de la dificultad de encontrar un acuerdo (a mayor número de agentes, menor probabilidad de encontrar solapamientos entre las ofertas de todos los agentes) como del coste computacional de la búsqueda. Salvo que se especifique lo contrario, los experimentos se han realizado variando el número de agentes negociadores entre 4 y 10. El número de atributos negociados  $n$  determina la dimensión del espacio de soluciones, y con ello condiciona incluso en mayor medida la complejidad de la negociación. Salvo que se especifique lo contrario, los experimentos se han realizado variando el número de atributos negociados entre 4 y 10. El dominio para los diferentes atributos es el conjunto de los enteros del intervalo  $[0, 9]$ , de tal manera que la cardinalidad del espacio de soluciones viene dada por  $10^n$ .

Respecto a la generación de los espacios de preferencia para cada agente, en general se ha empleado un escenario de peor caso, en el que la incertidumbre acerca de la correlación entre los espacios de preferencias de los diferentes agentes es máxima. Por ello, se ha utilizado el sistema generador de espacios de utilidad descrito en la Sección 3.2.2, empleando distribuciones uniformes para las funciones *map\_intervals* y *dist\_move*, con lo que se obtienen espacios de acoplamiento indeterminado para los diferentes agentes. Para determinar las longitudes de los intervalos que forman las restricciones, se ha empleado una función *dist\_length* con una distribución uniforme, variando el intervalo  $[w_{min}, w_{max}]$  de la distribución para conseguir espacios de utilidad de mayor o menor distancia de correlación  $\psi$ . Para la asignación de utilidades a las restricciones (función *dist\_weight*), se ha asumido que en general las restricciones que implican más atributos tienen mayor utilidad, por lo que la utilidad media de las restricciones es proporcional al número de atributos de la restricción. En particular, la utilidad para cada restricción  $m$ -aria se toma de una distribución uniforme en el dominio  $[0, 100 \times m]$ . Finalmente, para controlar la dependencia entre atributos se ha empleado un vector  $L = \{l_m | m = 1, \dots, n; l_m = 5\}$ , con lo que se han generado 5 restricciones unarias, 5 restricciones binarias, 5 restricciones ternarias y así sucesivamente hasta completar el número de atributos del experimento en cada caso.

Otro parámetro que tiene una clara influencia sobre el resultado de los experimentos es el número de ofertas  $n_b$  generadas por cada agente. En caso de que los agentes negociadores envíen al mediador todas las ofertas que generan,  $n_b$  tiene una influencia directa sobre la cantidad de información de que dispone el mediador, y con ello sobre la posibilidad de encontrar un acuerdo que se acerque al óptimo. Cuando existe un límite  $n_B$  para el número de ofertas que se envían al mediador, cada agente selecciona las  $n_B$  mejores ofertas entre las  $n_b$  generadas, por lo que la calidad media de las ofertas enviadas al mediador aumenta con  $n_b$ . Por último, el coste computacional de la generación de ofertas en los agentes negociadores es proporcional al número de ofertas generadas. Teniendo esto en cuenta, y de acuerdo con el estudio realizado en [Ito *et al.*, 2007], se ha fijado el valor del número de ofertas generadas en  $n_b = 200 \times n$ , que supone el compromiso óptimo entre eficiencia y efectividad.

Otro aspecto importante es el valor del parámetro  $\alpha$  empleado por cada agente para calcular el factor de calidad de sus ofertas. Como veíamos en la Sección 3.4.1.2, este parámetro modela la actitud hacia el riesgo de un agente, haciendo que dé más importancia a la *utilidad de acuerdo esperada* (Ecuación 3.19) frente a la *probabilidad de acuerdo* (Ecuación 3.16). En la Sección 4.6 se analiza el efecto de las variaciones de este parámetro sobre los diferentes mecanismos propuestos. Para el resto de experimentos, se asume una actitud hacia el riesgo neutral ( $\alpha = 0,5$ ) para los agentes, que supone que el agente otorga la misma importancia a la utilidad y a la probabilidad de acuerdo. En situación de incertidumbre acerca de los espacios de utilidad de los agentes, este valor maximiza la *utilidad esperada* (Ecuación 3.18).

Por lo que respecta al mediador, un parámetro que, como veremos, tiene gran influencia sobre los resultados obtenidos es el número de iteraciones del protocolo de negociación. En la Sección 4.4 se analiza, entre otros factores, el efecto de la expresividad del protocolo variando el número de iteraciones del mismo. Para el resto de experimentos, se ha configurado el protocolo a una única iteración, lo que permite analizar las propiedades de los diferentes mecanismos heurísticos de forma aislada.

Finalmente, un aspecto que determina en gran medida la validez estadística de los experimentos realizados es el *número de ensayos* que se realizan de cada experimento. Este número de ensayos influye directamente sobre los intervalos de confianza de las diferentes medidas tomadas. Cada uno de los experimentos descritos en este capítulo se ha repetido 100 veces con funciones de utilidad diferentes, lo que como veremos resulta en unos intervalos de confianza al 95 % de una anchura aceptable.

Con respecto a la interpretación de los resultados experimentales, en la mayoría de los casos los mecanismos de negociación se evaluarán de acuerdo a su *tasa de fallo* y a su *optimalidad*. La tasa de fallo la definimos como el porcentaje de ensayos de un determinado

experimento que resultan en una negociación fallida. La *optimalidad* se define como la relación entre el valor de bienestar social obtenido en un determinado ensayo y el valor de bienestar social óptimo para ese ensayo. Si la negociación falla, se asume que el bienestar social es nulo. La medida de bienestar social que se ha empleado en estos experimentos es el *producto Nash*, esto es, el producto de las utilidades obtenidas por todos los agentes implicados. El valor óptimo de bienestar social para un ensayo determinado se obtiene aplicando un optimizador no lineal al producto de las funciones de utilidad de los diferentes agentes. El optimizador empleado está basado en temple simulado, con una temperatura inicial  $T_0 = 50$ , que decrece hasta 0 a lo largo de 2500 iteraciones. Por último, el optimizador descarta aquellas soluciones para las que la utilidad para alguno de los agentes esté por debajo de un determinado valor de reserva. El valor de reserva escogido es  $r_v = 100$ .

En la mayoría de los casos, los resultados de optimalidad y tasa de fallo se muestran empleando diagramas de cajas de optimalidad. La representación en diagramas de cajas permite ver de forma gráfica y sencilla la distribución de los resultados. Observando la mediana y los diferentes cuartiles de la optimalidad se puede tener una idea rápida tanto de la optimalidad como de la tasa de fallo del experimento. Asimismo, la representación utilizada muestra gráficamente también el intervalo de confianza al 95 % de la mediana, con lo que resulta sencillo comparar de forma visual diferentes conjuntos de resultados entre sí. No obstante, cuando la claridad lo requiere, se muestran también tablas con los resultados numéricos asociados a los diagramas.

En resumen, salvo que se indique lo contrario se asumen los siguientes parámetros para los experimentos:

- Número de agentes  $n_a = \{4, \dots, 10\}$ .
- Número de atributos  $n = \{4, \dots, 10\}$ .
- Dominio para los atributos  $[0, 9]$ .
- La utilidad para cada restricción  $m$ -aria se toma de una distribución uniforme en el dominio  $[0, 100 \times m]$ .
- Número de ofertas para cada agente  $n_b = 200 \times n$ .
- Parámetros para el cálculo de  $Q$ :  $\alpha = 0,5$ .
- Una única iteración del protocolo, sin expresividad.
- Valor de reserva del optimizador empleado para calcular la solución óptima:  $r_v=100$ .
- Utilidad de una negociación fallida: 0.

Respecto a las condiciones del entorno de realización de las pruebas, todos los experimentos se codificaron en Java y se ejecutaron en un procesador Intel Xeon 2x3.2 Ghz Qad-Core con 4Gb de RAM empleando como sistema operativo Mac OS X 10.5.4.

### 4.3. Contribución individual de los mecanismos propuestos

En esta sección se evalúa la contribución de los diferentes mecanismos propuestos al proceso de negociación de manera aislada. Para ello, se realizan experimentos con los diferentes mecanismos de generación de ofertas para el mediador de referencia, y experimentos con los diferentes mecanismos de identificación de acuerdos para un generador de ofertas de referencia.

#### 4.3.1. Contribución de los mecanismos de generación de ofertas

Para el mediador de referencia basado en búsqueda exhaustiva con poda, se han realizado experimentos para los diferentes mecanismos de generación de ofertas descritos en las secciones 3.4.1.1 y 3.4.1.2:

**SA:** Generación de ofertas de referencia, basada en temple simulado. El algoritmo de temple simulado se ha configurado con temperatura inicial  $T_0 = 30$ , que desciende de manera lineal hasta cero a lo largo de 30 iteraciones, tal y como se describe en [Ito *et al.*, 2007].

**Aleatorio:** Puesto que en [Ito *et al.*, 2007] no se compara el temple simulado con otras aproximaciones, hemos realizado experimentos bajando a uno el número de iteraciones del algoritmo de temple simulado. El resultado es un muestreo aleatorio del espacio de utilidad, sin ajuste.

**GS:** Generación de ofertas basada en búsqueda voraz por utilidad.

**BIP:** Generación de ofertas basada en programación entera binaria y selección por torneo basada en utilidad. El número de restricciones seleccionadas por torneo para la aplicación del algoritmo de programación entera binaria es  $n_c = \min(20, l/2)$ , donde  $l$  es el número de restricciones totales del espacio de preferencias del agente.

**MWIS:** Generación de ofertas basada en conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo basada en utilidad. El número de restricciones seleccionadas por torneo para la aplicación del algoritmo *min-sum* es  $n_c = \min(20, l/2)$ . El número máximo de iteraciones para el algoritmo se fija en  $t_{max} = 10$ .

**GS-Q:** Generación de ofertas basada en búsqueda voraz por factor de calidad.

**Aleatorio-Q:** Muestreo aleatorio del espacio de utilidad y ordenación por el factor de calidad  $Q$  de las ofertas generadas para decidir cuáles se envían al mediador.

**SA-Q:** Generación de ofertas basada en temple simulado optimizando el factor de calidad  $Q$ , con los mismos parámetros que el experimento SA.

**BIP-Q:** Generación de ofertas basada en programación entera binaria y selección por torneo basada en factor de calidad, con los mismos parámetros que el experimento BIP.

**MWIS-Q:** Generación de ofertas basada en conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo basada en factor de calidad, con los mismos parámetros que el experimento MWIS.

En el mediador, se ha empleado el mecanismo de identificación de acuerdos de referencia, basado en búsqueda exhaustiva con poda. Como se explicaba en la Sección 3.4.2.1, la complejidad computacional de la búsqueda exhaustiva impone un límite sobre el número de ofertas enviadas por cada agente al mediador. En este caso, se ha establecido como límite  $n_B = \sqrt[n]{6400000}$ , con lo que el número máximo de combinaciones que puede llegar a probar el mediador en el peor de los casos es  $n_{bc} = 6400000$ . Este límite implica que, para 4, 6, 8 y 10 agentes, se envían al mediador 50, 13, 7 y 4 ofertas, respectivamente.

Para la generación de los espacios de utilidad de los agentes, se ha empleado el sistema generador empleando como intervalo para la distribución uniforme de la función  $dist\_length$   $[w_{min}, w_{max}] = [2, 5]$ , con lo que se obtienen espacios de utilidad con una distancia de correlación media  $\psi_{0,7} = 4,8$ .

La Figura 4.1 muestra los resultados de los experimentos para las estrategias genéricas de generación de ofertas, esto es, las definidas en la Sección 3.4.1.1. El eje horizontal muestra el mecanismo de generación de ofertas evaluado, mientras que en el eje vertical hemos representado la tasa de optimalidad como un diagrama de cajas y bigotes. Las cajas tienen líneas horizontales para las medianas y los percentiles 25 y 75 de la tasa de optimalidad de las negociaciones (calculada como la relación entre la utilidad conjunta final y la utilidad conjunta óptima), y los bigotes muestran valores adyacentes en los datos. Los elementos atípicos se representan con un signo más (+). Las muescas muestran la variabilidad de la mediana entre muestras, como intervalo de confianza al 95%. Para el caso más sencillo de 4 agentes y 4 atributos (Figura 4.8a) puede observarse que, aunque el enfoque de referencia basado en *simulated annealing* alcanza a veces tasas de optimalidad elevadas, la mediana es cero, lo que significa que al menos la mitad de las veces este enfoque no encuentra solución. Este resultado constata el hecho de que, si bien el mecanismo propuesto en [Ito *et al.*, 2007] funciona adecuadamente para espacios de utilidad no lineales de baja complejidad, su tasa de fallos aumenta drásticamente a medida que aumenta la complejidad del escenario. Como resultado interesante, el enfoque basado en muestreo aleatorio del espacio de utilidad funciona mejor en estos escenarios que el muestreo con *simulated annealing*. Esto se debe a que la ausencia de ajuste hace que se acepten contratos que no son máximos locales, por lo que las ofertas generadas a partir de esos contratos pueden ser más anchas que aquellas generadas a partir de picos del espacio de utilidad. La búsqueda voraz da una optimalidad mediana aceptable (0,8), pero presenta una tasa de fallo de al menos un 25%. Los enfoques basados en selección por torneo (BIP y MWIS) no consiguen llegar a ninguna solución. El aumento en el número de atributos negociados repercute en un descenso progresivo de la optimalidad mediana para

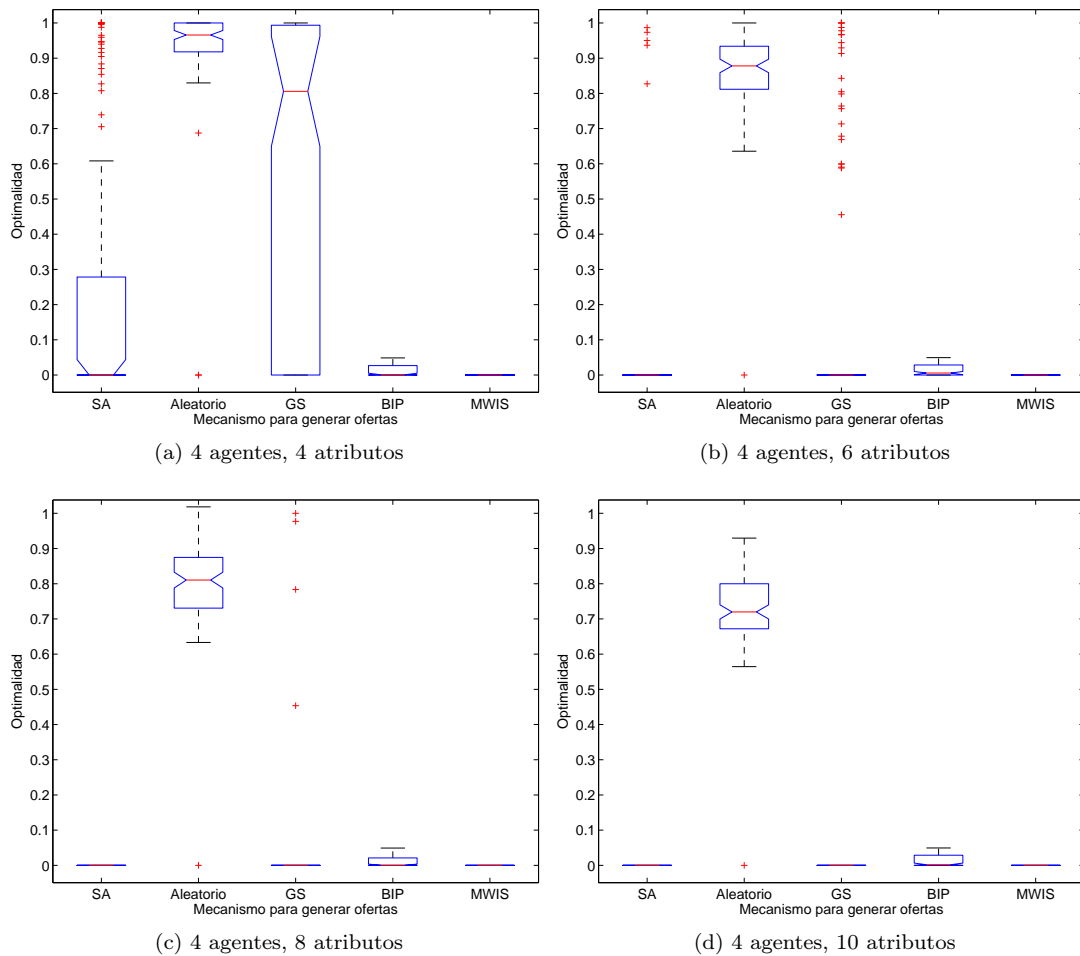


Figura 4.1: Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas genéricos con el mediador de referencia para 4 agentes.

el muestreo aleatorio, y en un aumento drástico de la tasa de fallos para la búsqueda voraz. Ninguno de los enfoques genéricos analizados logra encontrar soluciones para más de 4 agentes en espacios de utilidad complejos, por lo que no se incluyen las figuras correspondientes.

Las Figuras 4.2, 4.3, 4.4 y 4.5 muestran los diagramas de cajas de optimalidad de los experimentos con las estrategias de generación de ofertas para espacios complejos, esto es, las definidas en la Sección 3.4.1.2. Las figuras muestran, respectivamente, los resultados para 4, 6, 8 y 10 agentes con diferente número de atributos. Entre los mecanismos basados en muestreo de restricciones, los peores resultados se obtienen para la búsqueda voraz basada en el factor de calidad (GS-Q), aunque los resultados son siempre superiores a la estrategia de referencia. El muestreo aleatorio de contratos con ordenación por el factor de calidad (Aleatorio-Q) da buenos resultados para 4 agentes, pero los resultados empeoran al aumentar el número de agentes. Tanto los mecanismos de muestreo de restricciones basados en selección por torneo

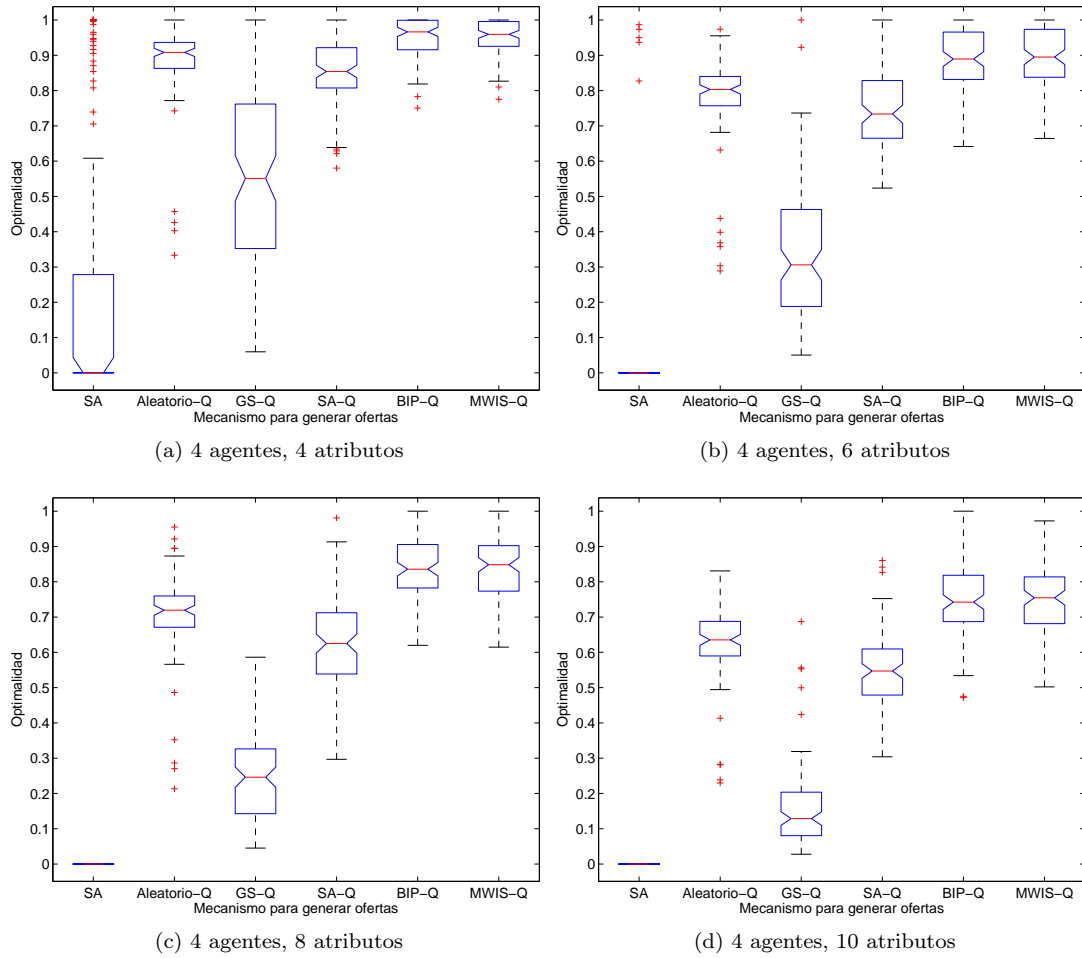


Figura 4.2: Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos con el mediador de referencia para 4 agentes.

(BIP-Q y MWIS-Q) como el mecanismo de muestreo ajustado de contratos (SA-Q) dan muy buenos resultados en cuanto a optimalidad manteniendo una tasa de fallos nula para 4 y 6 agentes. A partir de 8 agentes, la tasa de fallos de SA-Q empeora drásticamente (Figura 4.4a), mientras que BIP-Q y MWIS-Q mantienen tasas de fallo prácticamente nulas incluso en el escenario más complejo de 10 agentes y 10 atributos (Figura 4.5d). Los mecanismos BIP-Q y MWIS-Q dan resultados prácticamente idénticos, ya que ambos son maximizadores de utilidad aplicados a una selección por torneo basada en el factor de calidad  $Q$ . Puede observarse también el descenso progresivo de la optimalidad a medida que se incrementa el número de agentes y de atributos, y que este descenso es más pronunciado que con el incremento del número de agentes (el número de atributos añade más complejidad a la negociación que el

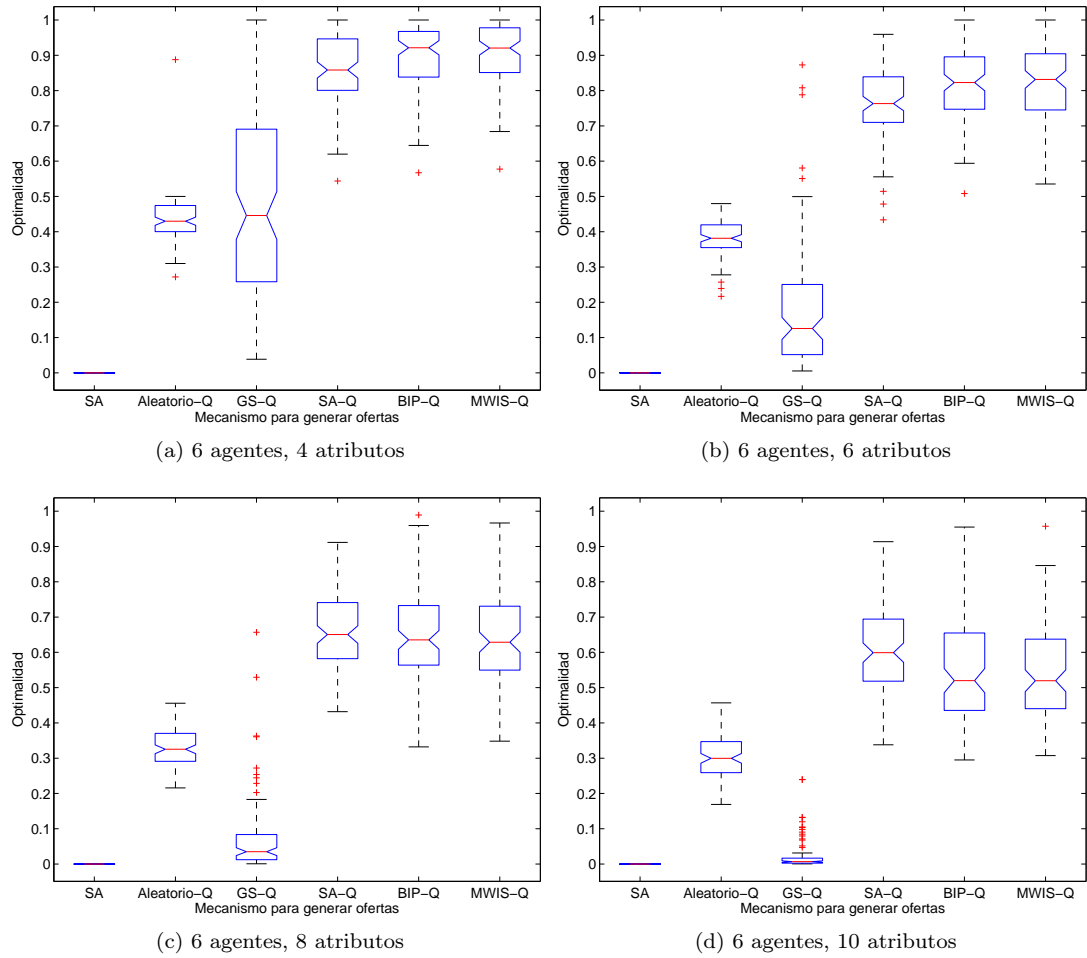


Figura 4.3: Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos con el mediador de referencia para 6 agentes.

número de agentes). Finalmente, de los resultados puede concluirse que el empleo de mecanismos de generación de ofertas basados en el factor de calidad supone una ventaja significativa para las negociaciones en espacios de utilidad complejos.

Por lo que respecta al rendimiento, la Tabla 4.1 muestra los tiempos de ejecución de los diferentes mecanismos de generación de ofertas. En general, se observa que la generación de ofertas se vuelve más costosa a medida que aumenta el número de atributos, tendencia lógica si tenemos en cuenta que este factor determina la cardinalidad del espacio de soluciones. Por otro lado, se confirma que el empleo del factor de calidad introduce una sobrecarga computacional que se traduce en un aumento en el tiempo de generación de ofertas de las aproximaciones que emplean factor de calidad respecto de sus homónimas que no lo emplean. Desde el punto de vista comparativo, los mejores tiempos se obtienen para los generadores de



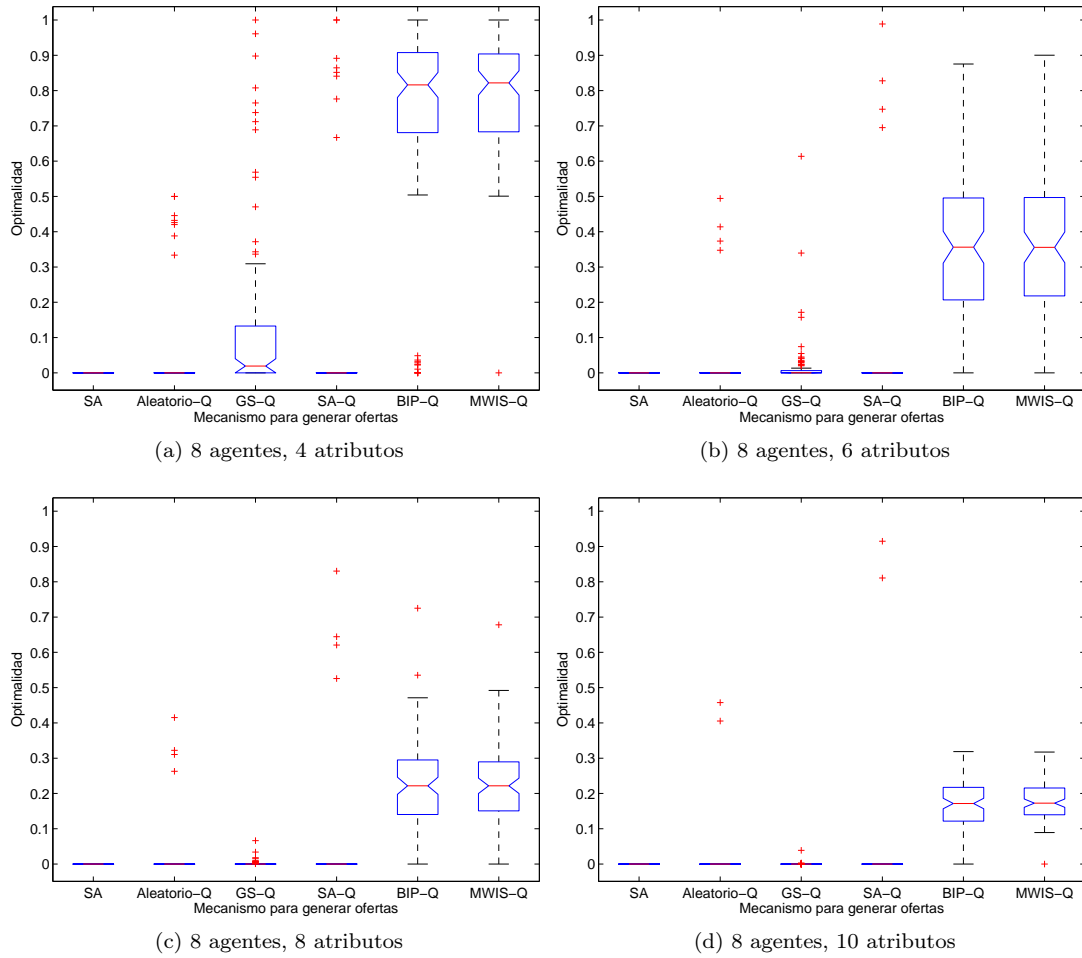


Figura 4.4: Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos con el mediador de referencia para 8 agentes.

ofertas que emplean muestreo aleatorio, que es el más simple. En este caso no hay diferencia significativa de tiempos entre el enfoque que emplea el factor de calidad  $Q$  y el enfoque básico, ya que el factor de calidad sólo se emplea para la ordenación final de ofertas. Por ello, en la tabla se muestran los tiempos de ambas aproximaciones en una sola columna. Los siguientes tiempos más rápidos corresponden a la búsqueda voraz, que es el enfoque más sencillo de entre los propuestos en esta tesis. La generación de ofertas basada en MWIS y la generación basada en temple simulado dan resultados muy próximos, aunque el enfoque basado en MWIS es más rápido. Finalmente, tal y como preveíamos en la Sección 3.4.1.1, la generación de ofertas basada en programación entera binaria es mucho más lenta que el resto, debido a la complejidad del algoritmo basado en LP.

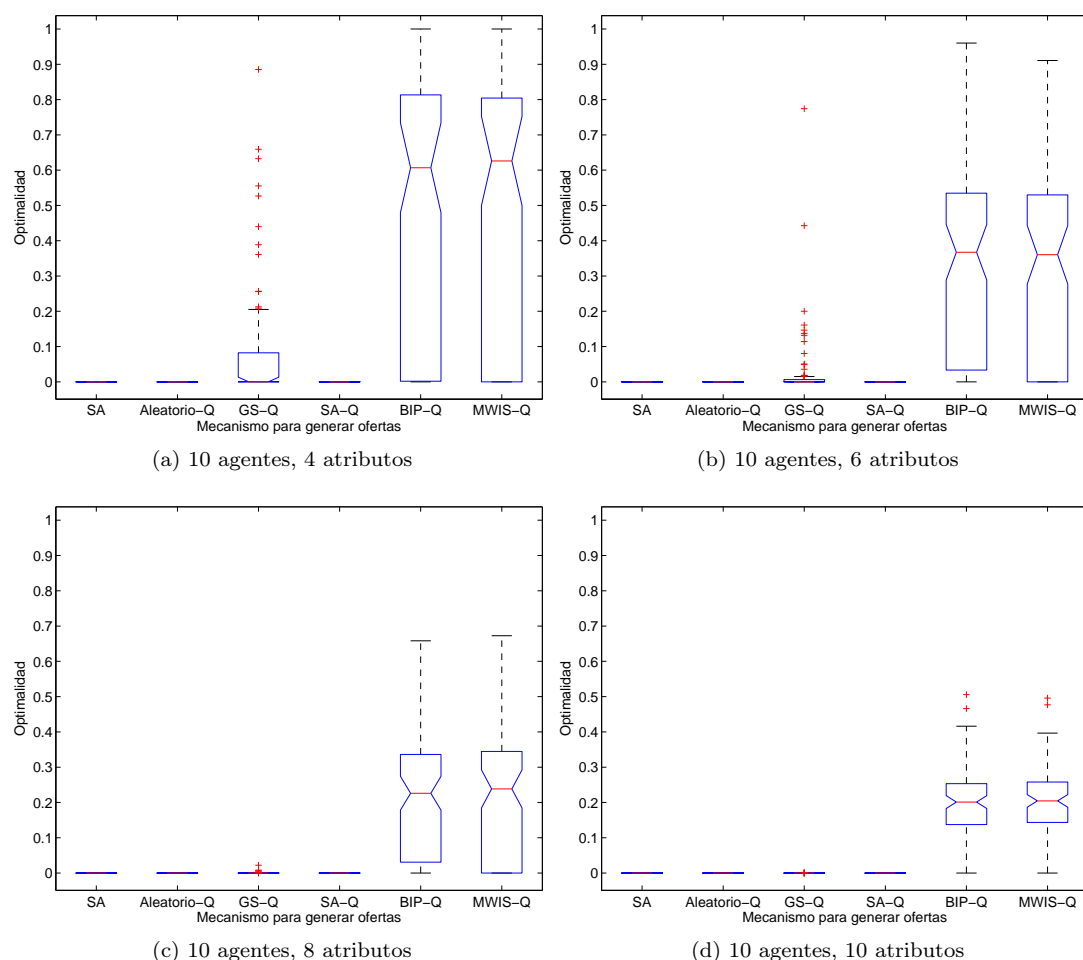


Figura 4.5: Optimalidad de los mecanismos de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos con el mediador de referencia para 10 agentes.

Tabla 4.1: Tiempos de ejecución (en segundos) para los diferentes mecanismos de generación de ofertas.

	Referencia	Mecanismo de generación de ofertas							
		Aleatorio(-Q)	GS	BIP	MWIS	GS-Q	SA-Q	BIP-Q	MWIS-Q
4	0.0372	0.0123	0.0285	3.5552	0.0305	0.0135	0.1775	4.0387	0.0345
6	0.1341	0.0230	0.0542	11.3212	0.0971	0.0265	0.7699	11.7868	0.1005
8	0.3098	0.0348	0.0848	18.3733	0.1576	0.0430	2.2575	18.6536	0.1598
10	0.6062	0.0483	0.1184	26.3579	0.2261	0.0628	5.5449	27.3213	0.2339

### 4.3.2. Contribución de los mecanismos de identificación de acuerdos

De forma similar, se ha estudiado la contribución individual de los diferentes mecanismos de identificación de acuerdos. Con este objetivo, se han efectuado experimentos de negociación

con el mismo generador de ofertas para las diferentes estrategias de identificación de acuerdos descritas en la Sección 3.4.2.1:

**Referencia:** Identificación de acuerdos basada en búsqueda exhaustiva con poda, tal y como se describe en [Ito *et al.*, 2007]. Al igual que en los experimentos anteriores, para este mediador se impone un límite  $n_B = \sqrt[n_a]{6400000}$  sobre el número de ofertas enviadas por el agente, donde  $n_a$  es el número de agentes implicados en la negociación.

**Uniforme:** Identificación de acuerdos probabilística con una selección de combinaciones de ofertas uniforme.

**Torneo:** Identificación de acuerdos probabilística con una selección de combinaciones de ofertas por torneo. El número de combinaciones consideradas en cada selección por torneo se ha fijado en  $n_t = 10$ .

**Ruleta:** Identificación de acuerdos probabilística con una selección de combinaciones de ofertas por ruleta.

**Normal:** Identificación de acuerdos probabilística con una selección ordinal probabilística de combinaciones basada en una distribución normal.

**Híbrido:** Identificación de acuerdos híbrida, con una selección ordinal probabilística de  $\sqrt[n_a]{6400000}$  ofertas de cada agente basada en una distribución normal, y una búsqueda exhaustiva con poda de combinaciones de ofertas dentro de la selección.

En todos los mediadores probabilísticos, se ha limitado el número de combinaciones de ofertas que se realizan en el mediador a  $n_{bc} = 100000$ . Para la generación de los espacios de utilidad de los agentes, se ha empleado el sistema generador de escenarios con los mismos parámetros que en el experimento anterior, es decir, tomando  $[w_{min}, w_{max}] = [2, 5]$ , con lo que se obtienen espacios de utilidad con una distancia de correlación media  $\psi_{0,7} = 4,8$ .

En primer lugar se han realizado experimentos con el mecanismo de generación de ofertas basado en muestreo aleatorio. La Figura 4.6 muestra los resultados de estos experimentos para el caso más complejo de 10 atributos con cada número de agentes, ya que la optimalidad muestra la misma tendencia decreciente con el número de atributos detectada en los experimentos anteriores. Puede verse que, para el caso más sencillo de 4 agentes y 10 atributos (Figura 4.6a), el mediador de referencia da mejores resultados de optimalidad que los mediadores probabilísticos. Este resultado es razonable, ya que el mediador de referencia realiza una búsqueda exhaustiva sobre todas las combinaciones posibles para las  $n_B$  ofertas de mayor utilidad generadas por cada agente. En un escenario sencillo, donde la probabilidad de que una determinada combinación de ofertas no resulte en acuerdo es baja (de hecho, puede observarse que la tasa de fallo es prácticamente nula), esta estrategia de mediado resultará mucho más efectiva que aquellas que hacen selecciones probabilísticas entre las diferentes

ofertas. De entre las estrategias probabilísticas, el mediador híbrido obtiene un resultado muy cercano al del mediador de referencia debido a las similitudes entre ambos mecanismos. Los peores resultados se obtienen para la selección probabilística basada en la distribución normal, ya que esta estrategia de identificación de acuerdos asume una distribución gaussiana de los factores de calidad de las ofertas, con las ofertas de mayor factor de calidad ocupando las posiciones centrales de la campana. En este caso, al haber utilizado muestreo uniforme para la generación de ofertas, esta suposición no es válida.

Al aumentar el número de agentes (Figura 4.6b), la tasa de fallos del mediador de referencia aumenta drásticamente. Del mismo modo, la tasa de fallos de los mediadores normal e híbrido aumenta hasta el 100 %. El resto de mediadores probabilísticos mantiene tasas de fallos nulas. Sin embargo, el mediador uniforme selecciona sus combinaciones de forma aleatoria, por lo que al aumentar en mayor medida la complejidad de las negociaciones su tasa de fallo sube por encima del 25 % (Figura 4.6c). Los mediadores por torneo y ruleta, que seleccionan las combinaciones de ofertas en el mediador en base a su factor de calidad, mantienen tasas de fallo prácticamente nulas incluso para el caso más complejo de 10 agentes y 10 atributos (Figura 4.6d).

Como señalábamos más arriba, el empleo de un generador de ofertas basado en muestreo uniforme hace que la distribución de utilidades, volúmenes y factores de calidad de las ofertas de los diferentes agentes sea uniforme. Sin embargo, es muy poco probable encontrar ese tipo de distribuciones de ofertas en negociaciones reales. Con los mecanismos de generación de ofertas propuestos en la Sección 3.4.1.2, cabe esperar que los conjuntos de ofertas de los agentes estén sesgados hacia ofertas de utilidad alta o de volumen alto en función de la actitud hacia el riesgo de cada agente modelada por su parámetro  $\alpha$ . Con objeto de observar el comportamiento de los diferentes mecanismos de identificación de acuerdos para distribuciones de ofertas más realistas, se han repetido los experimentos anteriores empleando el generador de ofertas basado en conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo de acuerdo con el factor de calidad (MWIS-Q). Los resultados se muestran en la Figura 4.7. De nuevo se observa la superioridad de los mediadores probabilísticos basados en el factor de calidad frente al mediador de referencia y el mediador uniforme, aunque la utilización de un mecanismo de generación de ofertas basado en el factor de calidad  $Q$  logra mantener la tasa de fallos en valores muy bajos incluso para el mediador de referencia. En este caso, los mejores resultados se obtienen para el mediador probabilístico con selección ordinal basada en una distribución normal, debido a que la utilización del generador de ofertas MWIS modifica la distribución de los factores de calidad de las ofertas de los agentes. Finalmente, puede observarse que con una combinación adecuada de los mecanismos de generación de ofertas y de identificación de acuerdos propuestos pueden obtenerse optimalidades aceptables y tasas

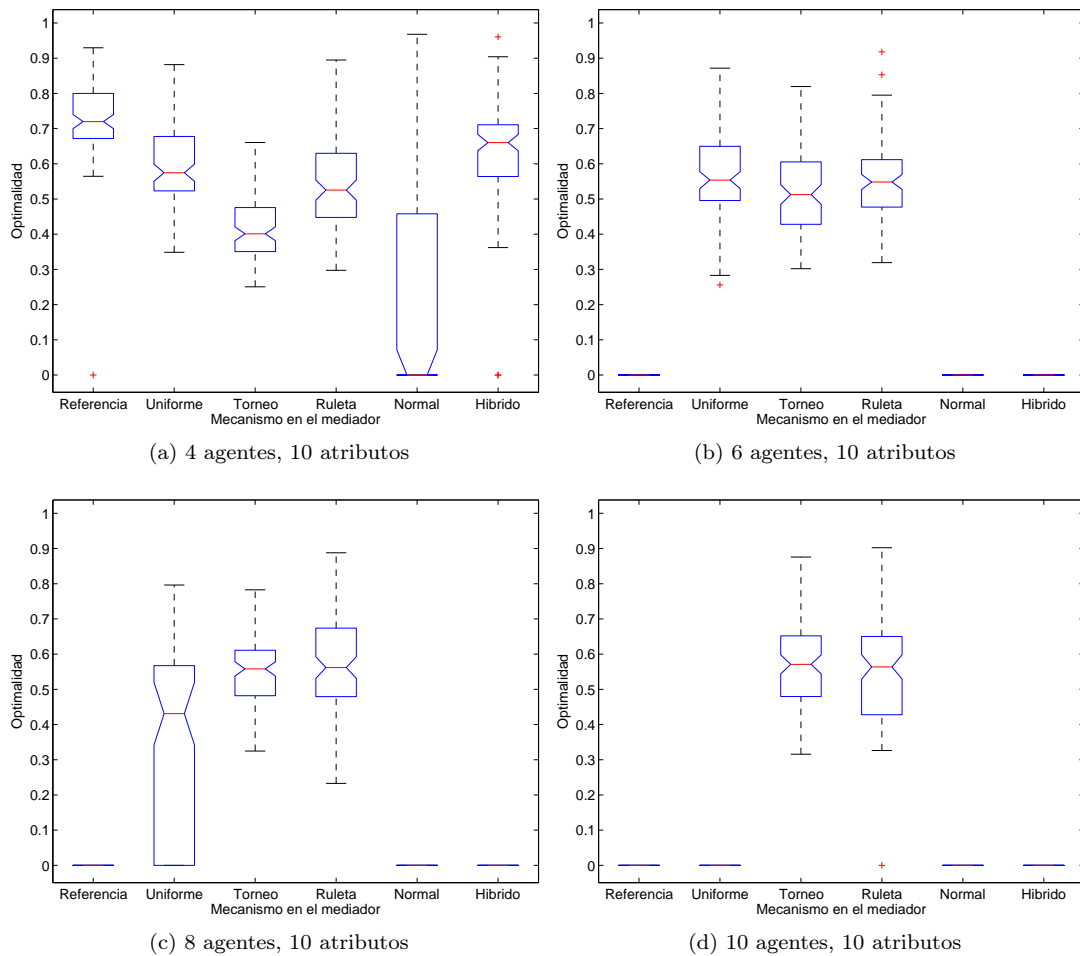


Figura 4.6: Optimalidad de los mecanismos de identificación de acuerdos ante ofertas generadas mediante muestreo aleatorio, para distinto número de agentes y 10 atributos.

de fallo nulas incluso para el escenario más complejo de 10 agentes y 10 atributos (Figura 4.7d). Este importante resultado se analiza con mayor detalle en la siguiente sección.

Por lo que respecta al rendimiento, la Tabla 4.2 muestra los tiempos de ejecución de los diferentes mecanismos de identificación de acuerdos. En general, se observa que la identificación de acuerdos se vuelve más costosa a medida que aumenta el número de agentes. En el mediador de referencia, se observa una reducción de los tiempos a cero para los casos más complejos, pero esa reducción se corresponde con el hecho de que todas las negociaciones fallan. Vemos que el mediador uniforme, sin embargo, no se ve beneficiado en su eficiencia por el aumento de la tasa de fallo, ya que el número de combinaciones que prueba es fijo. El mediador híbrido, al emplear el algoritmo de búsqueda exhaustiva con poda sobre una selección probabilística de ofertas, descarta rápidamente las combinaciones no válidas, por lo

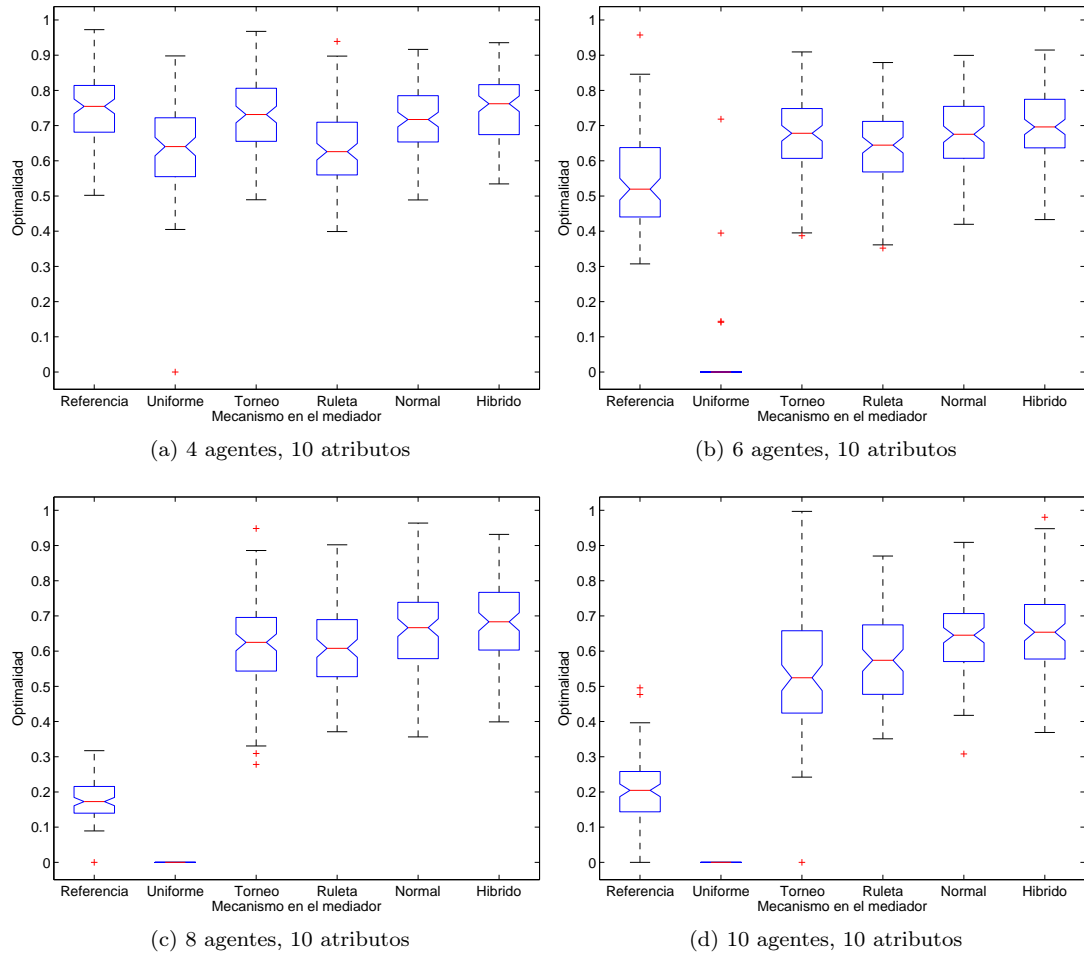


Figura 4.7: Optimalidad de los mecanismos de identificación de acuerdos ante ofertas generadas mediante MWIS-Q, para distinto número de agentes y 10 atributos.

que su eficiencia aumenta en escenarios de mayor complejidad. Los peores tiempos se obtienen para el mediador basado en ruleta, por el coste asociado al proceso de selección descrito en el Algoritmo 3.14. El mejor compromiso entre efectividad y eficiencia se obtiene para el mediador probabilístico basado en la distribución normal, que no supone un incremento significativo en tiempo sobre la aproximación de referencia y consigue mantener la tasa de fallo nula en todos los casos.

#### 4.4. Contribución conjunta de los mecanismos propuestos

La hipótesis central de este trabajo es que los mecanismos propuestos suponen una mejora en términos de optimalidad y tasa de fallos con respecto a los trabajos previos descritos en

Tabla 4.2: Tiempos de ejecución (en segundos) para los diferentes mecanismos de identificación de acuerdos.

		Mecanismo de identificación de acuerdos					
		Referencia	Uniforme	Torneo	Ruleta	Normal	Hibrido
$n_a, n$	4,4	0.1865	0.0520	0.4020	1.7030	0.1990	4.9995
	4,6	0.8280	0.0550	0.3630	3.2190	0.2350	2.1180
	4,8	0	0.0545	0.3910	5.9770	0.2720	1.6125
	4,10	0	0.0595	0.4295	7.1690	0.3790	0.3910

la Sección 2.6.2. Para validar esta hipótesis, hemos reproducido los experimentos realizados en [Ito *et al.*, 2007], comparando los resultados del enfoque previo con los de las diferentes estrategias de generación de ofertas para espacios de utilidad complejos descritas en la Sección 3.4.1.2:

**GS-Q:** Generación de ofertas basada en búsqueda voraz por factor de calidad.

**SA-Q:** Generación de ofertas basada en temple simulado optimizando el factor de calidad. El algoritmo de temple simulado se ha configurado con temperatura inicial  $T_0 = 30$ , que desciende de manera lineal hasta cero a lo largo de 30 iteraciones.

**BIP-Q:** Generación de ofertas basada en programación entera binaria y selección por torneo basada en factor de calidad. El número de restricciones seleccionadas por torneo para la aplicación del algoritmo BIP es  $n_c = \text{mín}(20, l/2)$ , donde  $l$  es el número de restricciones totales del espacio de preferencias del agente.

**MWIS-Q:** Generación de ofertas basada en conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo basada en factor de calidad. El número de restricciones seleccionadas por torneo para la aplicación del algoritmo de cálculo de MWIS es de nuevo  $n_c = \text{mín}(20, l/2)$ . El número máximo de iteraciones para el algoritmo *min-sum* se fija en  $t_{max} = 10$ .

En todos los casos, se ha empleado como mecanismo de identificación de acuerdos en el mediador la selección probabilística de combinaciones basada en una distribución normal, que es el enfoque con el que se obtuvieron los mejores resultados en los experimentos anteriores, valorando de forma conjunta la optimalidad y la eficiencia computacional.

Los resultados de los experimentos se presentan en la Figura 4.8, donde se incluyen también, a efectos de comparación, los resultados obtenidos para la combinación de estrategias de referencia, esto es, generación de ofertas basada en temple simulado e identificación de acuerdos mediante búsqueda exhaustiva con poda en el mediador. Para 4 agentes y 4 atributos (Figura 4.8a), puede observarse que la optimalidad mediana obtenida por el enfoque basado en *simulated annealing* es cero, lo que significa que la tasa de fallo es de al menos un 50%. Todos los enfoques propuestos suponen una mejora significativa sobre *simulated annealing*,

aunque la búsqueda voraz tiene claramente una menor tasa de optimalidad el resto. Los mejores resultados se obtienen para programación entera y MWIS consiguiendo tasas de optimalidad medianas por encima de 0.9. Todos los mecanismos propuestos reducen la tasa de fallos prácticamente a cero, lo que es un hecho significativo si tenemos en cuenta que la tasa de fallo para el enfoque de referencia alcanza el 50%.

Al aumentar el número de agentes y de atributos (Figura 4.8b), el enfoque de referencia comienza a fallar por completo, y la optimalidad mediana del enfoque basado en búsqueda voraz se reduce drásticamente. Para *simulated annealing* basado en factor de calidad aún se obtienen resultados de alta optimalidad para algunos ensayos, pero la tasa de fallo se eleva por encima del 50%. Los enfoques basados en selección por torneo mantienen la tasa de fallos nula y valores medianos de optimalidad por encima de 0.8. La diferencia de resultados se debe a que en el primer caso se emplea muestreo directo del espacio de soluciones, mientras que en los enfoques basados en selección por torneo lo que se muestrea es el conjunto de restricciones de los agentes. Para espacios de alta complejidad generados a partir de restricciones estrechas y para un número de atributos elevado, existen muchas regiones del espacio de soluciones que proporcionan utilidades por debajo del valor de reserva del agente (e incluso nulas), lo que puede llegar a reducir en gran medida el número final de ofertas válidas generadas por cada agente. Cuando se muestrea el espacio de restricciones, sin embargo, no existen regiones de utilidad nula, por lo que se reduce este problema. Para 8 y 10 agentes, sólo las aproximaciones basadas en selección por torneo resultan efectivas, consiguiendo tasas de optimalidad medianas por encima de 0.7 y 0.6, respectivamente (Figuras 4.8c y 4.8d). Además, ambos enfoques mantienen tasas de fallo prácticamente nulas.

Para estudiar los efectos de usar el protocolo expresivo e iterativo, se han repetido los experimentos para los escenarios más complejos (de mayor número de agentes y atributos) variando el número de iteraciones del protocolo, y con ello el número de ciclos de realimentación y relajación de ofertas. Los resultados pueden verse en la Tabla 4.2, que muestran las medianas para la optimalidad de los ensayos empleando MWIS-Q, el mediador híbrido y el protocolo de negociación expresivo. Se ha empleado el mediador híbrido en este caso porque presenta una menor optimalidad que el probabilístico, lo que permite apreciar en mayor medida la mejora con el uso del protocolo iterativo. Puede verse que hay una mejora progresiva de la tasa de optimalidad al aumentar el número de iteraciones del protocolo, de donde podemos concluir que el uso del protocolo expresivo permite a los agentes refinar sus ofertas para mejorar los acuerdos alcanzados. No obstante, hay que tener en cuenta que la duración de la negociación aumenta linealmente con el número de iteraciones, por lo que para cada escenario específico, en función de los requisitos de optimalidad y eficiencia, habrá que decidir el número de iteraciones que nos permita alcanzar el compromiso deseado entre estos dos factores.



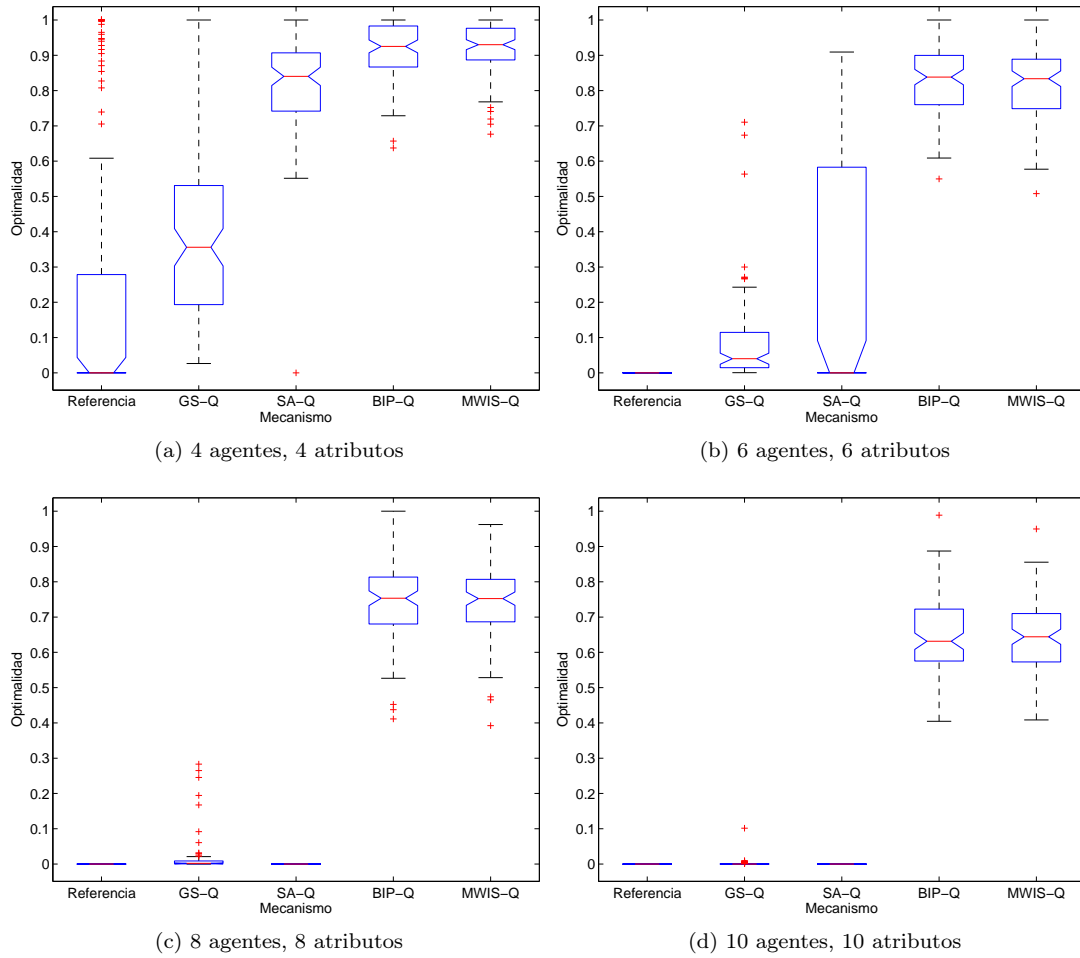


Figura 4.8: Contribución conjunta de los mecanismos propuestos.

Tabla 4.3: Optimalidad obtenida en sucesivas iteraciones del protocolo expresivo.

		Número de iteraciones del protocolo					
		1	2	3	4	5	6
$n_a, n$	8,8	0.2697	0.2805	0.2973	0.3160	0.3243	0.3369
	10,10	0.1841	0.1879	0.1949	0.2014	0.2095	0.2146

Finalmente, una propiedad del modelo de negociación planteado que es necesario valorar es la eficiencia de comunicaciones. Uno de los principales problemas del mediador de referencia basado en búsqueda exhaustiva, es que impone una limitación en el número de ofertas que los agentes pueden enviar al mediador, y que esa limitación se vuelve más severa al aumentar el número de agentes negociadores, lo que supone un problema para la identificación de acuerdos en escenarios que implican espacios de utilidad complejos. El empleo de un mediador probabilístico, sin embargo, permite a los agentes enviar un número ilimitado de ofertas al

Tabla 4.4: Optimalidad obtenida limitando del número de ofertas enviadas por cada agente.

		$n_B$			
		$\infty$	100	50	25
$n_a, n$	4,4	0.9301	0.9313	0.8598	0.8112
	6,6	0.8337	0.8121	0.6357	0.5206
	8,8	0.7522	0.6343	0.3234	0.2576
	10,10	0.6442	0.4686	0.2406	0.2464

mediador. Aunque esto evidentemente aumenta la probabilidad de encontrar buenos acuerdos, puede suponer un problema en escenarios donde la revelación de información esté limitada, ya sea por consideraciones de privacidad o por cuestiones de ancho de banda. Por ello, en algunos casos puede resultar interesante imponer una limitación  $n_B$  sobre el número de ofertas que los agentes pueden enviar al mediador. Con objeto de determinar el efecto que esta limitación puede tener sobre la optimalidad del modelo, hemos repetido los experimentos para la generación de ofertas con MWIS-Q y el mediador probabilístico ordinal basado en la distribución normal, para diversos valores de  $n_B$ . Los resultados se muestran en la Tabla 4.4. Puede verse que efectivamente la limitación en el número de ofertas que los agentes envían al mediador impacta negativamente en la optimalidad, aunque para una limitación de 100 ofertas la pérdida de optimalidad es todavía aceptable. Limitaciones más severas del número de ofertas reducen drásticamente la optimalidad en los escenarios más complejos, por lo que nuevamente habrá que analizar para cada aplicación concreta los requisitos de optimalidad y eficiencia de comunicaciones para determinar el valor óptimo de  $n_B$  que aplicar en cada caso.

#### 4.5. Efecto de las variaciones en la complejidad de los espacios de preferencias

Uno de los objetivos principales de este trabajo es proporcionar mecanismos de negociación que mejoren la efectividad del proceso frente a aproximaciones anteriores. Teniendo esto en cuenta, se ha evaluado el efecto de la variación de la complejidad de los espacios de preferencias de los agentes. Con este objetivo, se han realizado experimentos para escenarios de diferente complejidad que comparan los resultados aplicando las siguientes mecanismos de negociación:

**SA:** Generación de ofertas basada en temple simulado optimizando la utilidad. El algoritmo de temple simulado se ha configurado con temperatura inicial  $T_0 = 30$ , que descende de manera lineal hasta cero a lo largo de 30 iteraciones. Como mediador, se ha empleado la aproximación de referencia (búsqueda exhaustiva con poda).

**SA-Q:** Generación de ofertas basada en temple simulado optimizando el factor de calidad, con los mismos parámetros utilizados para SA. En el mediador se emplea

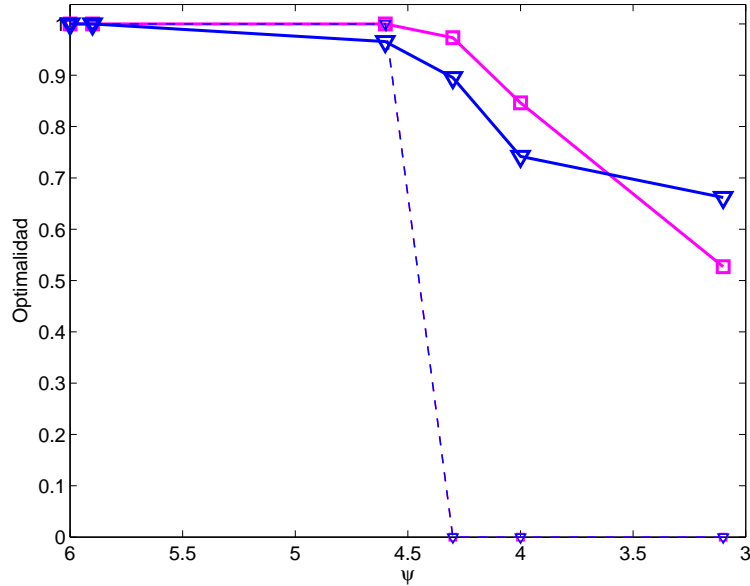


Figura 4.9: Optimalidad obtenida en escenarios de diferente complejidad, para 6 agentes y 6 atributos.

identificación de acuerdos por selección ordinal probabilística basada en la distribución normal.

**MWIS:** Generación de ofertas basada en conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo basada en utilidad. El número de restricciones seleccionadas por torneo para la aplicación del algoritmo *min-sum* es  $n_c = \min(20, l/2)$ , donde  $l$  es el número de restricciones totales del espacio de preferencias del agente. El número máximo de iteraciones para el algoritmo se fija en  $t_{max} = 10$ . Como mediador, se ha empleado la aproximación de referencia.

**MWIS-Q:** Generación de ofertas basada en conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo basada en factor de calidad, con los mismos parámetros utilizados para MWIS. Como mediador se ha empleado el mismo enfoque probabilístico usado en SA-Q.

La Figura 4.9 muestra los resultados para 6 agentes y 6 atributos. El eje vertical representa la mediana de la optimalidad obtenida en los experimentos. En el eje horizontal se ha representado la complejidad de los espacios de preferencias de los agentes. La medida escogida para representar dicha complejidad es nuevamente la distancia de correlación  $\psi$ , que se usa ampliamente en la literatura para valorar la complejidad de los espacios de utilidad en computación evolutiva [Weinberger, 1990]. La distancia de correlación se define como la mínima distancia entre muestras en el espacio de utilidad que hace que la correlación entre muestras caiga por debajo de un determinado umbral. En nuestro caso, hemos escogido un

Tabla 4.5: Escalabilidad con el número de agentes y de atributos.

Mecanismo		$n$		
		10	14	20
6	MWIS	0.7521	0	0
	MWIS-Q	0.9420	0.9124	0.8491
$n_a$ 10	MWIS	0	0	0
	MWIS-Q	0.9329	0.8964	0.8331
14	MWIS	0	0	0
	MWIS-Q	0.9280	0.8966	0.8313

umbral de 0.7. En la figura se representan cuatro conjuntos de valores: las aproximaciones que hacen uso del factor de calidad se representan empleando trazo continuo, mientras que las aproximaciones básicas se han representado en trazo discontinuo. En cada caso, los enfoques basados en temple simulado se han representado empleando vértices triangulares, mientras que los enfoques basados en MWIS se muestran empleando vértices cuadrados.

Podemos ver que tanto el enfoque basado en muestreo de contratos SA como el enfoque selección de restricciones y MWIS logran una alta optimalidad en escenarios muy correlados, pero su optimalidad mediana decrece drásticamente (de hecho, cae a cero) cuando la distancia de correlación decrece (esto es, para espacios de utilidad de alta complejidad). Los mecanismos que hacen uso del factor de calidad obtienen utilidades ligeramente menores para espacios muy correlados, lo que es lógico teniendo en cuenta que el factor de calidad se emplea para equilibrar la utilidad y la probabilidad de acuerdo. Sin embargo, al aumentar la complejidad de los escenarios (menor distancia de correlación), la utilización del factor de calidad claramente supone una mejora sobre las aproximaciones básicas, logrando optimalidades aceptables incluso en los escenarios más incorrelados. A la vista de estos resultados, podemos concluir que el factor de calidad  $Q$  puede emplearse para mejorar la optimalidad y la tasa de fallo en espacios de utilidad complejos.

Por lo que respecta a la escalabilidad, la Tabla 4.5 muestra las optimalidades medianas obtenidas para MWIS-Q para un escenario de complejidad media ( $\psi_{0,7} = 4, 3$ ) al aumentar el número de agentes y de atributos, comparando los resultados con los que se obtienen para enfoque MWIS, que no emplea factor de calidad. Puede verse que la introducción del factor de calidad mejora de forma significativa la escalabilidad con el número de agentes y de atributos.

## 4.6. Análisis estratégico del modelo

Con el análisis de las contribuciones individuales y combinadas de los diferentes mecanismos para espacios de utilidad complejos, se verifica el primer objetivo de esta tesis. El segundo objetivo aborda el análisis estratégico de la negociación, y por tanto el estudio de

la dinámica de los procesos de negociación cuando coexisten diferentes estrategias. Con este objetivo, se ha realizado un conjunto de experimentos destinados a estudiar las propiedades estratégicas más importantes del modelo. Como veíamos en el Capítulo 2, estas propiedades son las nociones de equilibrio individual y social, la estabilidad y la incentivo-compatibilidad.

Para el análisis hemos escogido las combinaciones de mecanismos con los que se han obtenido mejores resultados en los experimentos anteriores. Así, los agentes negociadores generarán sus ofertas empleando muestreo de contratos con ajuste por factor de calidad (SA-Q) o conjuntos independientes de peso máximo y selección por torneo basada en factor de calidad (MWIS-Q), y el mediador empleará el mecanismo de identificación de acuerdos híbrida. En este contexto, el comportamiento estratégico de los agentes viene determinado por el valor del parámetro  $\alpha$  que emplean para el cálculo del factor de calidad de sus ofertas.

#### 4.6.1. Análisis de equilibrio individual

En primer lugar, se pretende estudiar las condiciones de equilibrio individual para un agente, determinando si existe una *estrategia dominante* que sea la más ventajosa para un agente en cualquier circunstancia, o si existe una estrategia de máxima ventaja diferente en función de las estrategias del resto de agentes, lo que permitiría establecer un equilibrio *bayesiano*.

Lo que intentamos determinar es si existe una estrategia individual, determinada por un cierto valor de  $\alpha$ , que otorgue máxima utilidad a un agente en función de las estrategias del resto de agentes. Para ello, hemos realizado experimentos comparando la utilidad obtenida por un *agente individualista*, que emplea una estrategia determinada por  $\alpha_i$ , con la utilidad obtenida para el resto de agentes negociadores, que emplean una estrategia determinada por  $\alpha_s$ . Los experimentos se han realizado variando los valores de  $\alpha_i$  y  $\alpha_s$  en el intervalo  $[0, 1]$  en pasos de 0,1.

Las Figuras 4.10a y 4.10b presentan los resultados de los experimentos para SA-Q y MWIS-Q, respectivamente, con 6 agentes y 6 atributos. Las figuras muestran la relación entre la utilidad obtenida por el agente individualista y la utilidad obtenida por el resto de agentes para diferentes valores de  $\alpha_i$  y  $\alpha_s$ . Puede observarse la misma tendencia con ambas combinaciones de mecanismos. En general, el agente individualista obtiene mayor ganancia de utilidad respecto al resto de agentes para valores de  $\alpha_i$  elevados. En concreto, para cualquier valor de  $\alpha_s$ , el máximo valor de utilidad para el agente individualista si la negociación tiene éxito se obtiene para  $\alpha_i = 1$ . Por lo tanto, podemos concluir que esa es la *estrategia dominante* desde el punto de vista individual para los agentes negociadores.

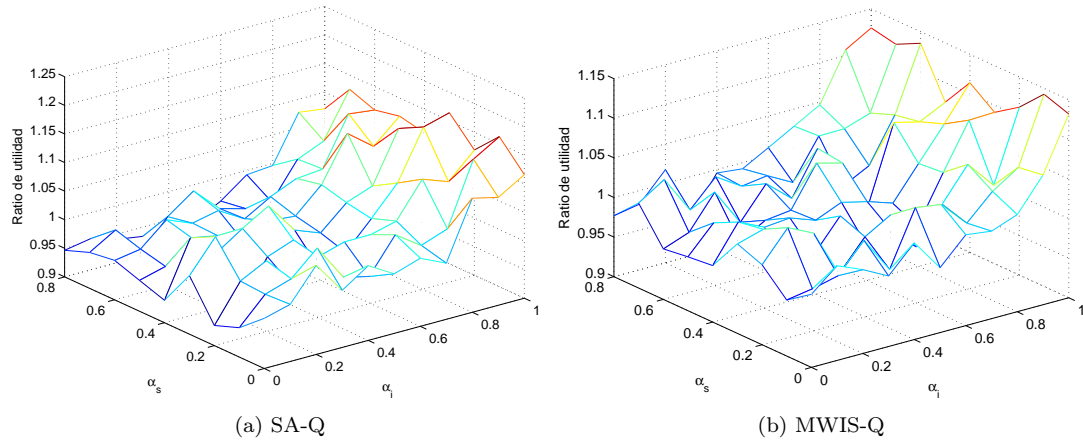


Figura 4.10: Análisis de equilibrio individual.

Tabla 4.6: Análisis de estrategia social para SA-Q.

	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	$\alpha_s$ 0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
2.8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4.0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$\psi_{0,7}$ 4.3	0.8641	0.8841	0.8966	0.8298	0.8670	0.9072	0.9186	0.9346	0.9477	0	0
4.6	0.9351	0.9547	0.9587	0.9611	0.9633	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
5.9	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

#### 4.6.2. Análisis de equilibrio social

Una vez estudiadas las estrategias a nivel individual, se han estudiado las estrategias desde el punto de vista social, tratando de determinar si existe una combinación de estrategias para los diferentes agentes que maximice el bienestar social. Puesto que el modelo de negociación es simétrico y también lo es la medida del bienestar social (el producto Nash), parece razonable que la combinación de estrategias que buscamos sea también simétrica. Teniendo esto en cuenta, hemos realizado experimentos empleando para todos los agentes una misma *estrategia social*, determinada por  $\alpha_s$ . Los experimentos se han realizado variando los valores de  $\alpha_s$  en el intervalo  $[0, 1]$  en pasos de 0,1. Asimismo, para estudiar la posible variación de los resultados al variar la complejidad de los espacios de utilidad de los agentes, se han repetido los experimentos generando espacios de utilidad con distintos valores de la distancia de correlación  $\psi$ .

Los resultados de los experimentos para SA-Q y MWIS-Q con 6 agentes y 6 atributos se muestran, respectivamente, en las Tablas 4.6 y 4.7. En cada tabla se han representado las optimalidades medianas obtenidas en las negociaciones para el bienestar social de los agentes en función del valor de  $\alpha_s$ , para distintos valores de la distancia de correlación  $\psi$ .

Tabla 4.7: Análisis de estrategia social para MWIS-Q.

	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	$\alpha_s$ 0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	
$\psi_{0,7}$	2.8	0.3335	0.3788	0.3836	0.3765	0.4336	0.4801	0.5521	0.4855	0	0	0
	3.1	0.4600	0.5282	0.4951	0.5041	0.5544	0.5553	0.5960	0.6822	0	0	0
	4.0	0.7954	0.7849	0.7977	0.8137	0.8211	0.8380	0.8283	0.8270	0.8139	0	0
	4.3	0.9672	0.9634	0.9759	0.9608	0.9728	0.9690	0.9710	0.9707	0.9774	0	0
	4.6	1.0000	1.0000	0.9748	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	5.9	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

Para SA-Q, en los escenarios que implican espacios de utilidad más incorrelados, sólo la estrategia más aversa al riesgo ( $\alpha_s = 0$ ) consigue negociaciones exitosas. Para escenarios de complejidad media o baja, los valores máximos de bienestar social se obtienen para valores de  $\alpha_s$  alrededor de 0,7. El enfoque MWIS-Q se comporta mejor que SA-Q para espacios de utilidad incorrelados, y los valores de  $\alpha_s$  que maximizan el beneficio social se encuentran alrededor de 0,6 y 0,7. Por lo tanto, podemos identificar como estrategia óptima desde el punto de vista social el valor  $\alpha_s = 0,7$  para la mayoría de escenarios, observando que en los escenarios más complejos este valor puede variar (debido al aumento de la tasa de fallos).

Una vez identificada una estrategia óptima desde el punto de vista social, una propiedad deseable para esa estrategia es que constituya un *equilibrio Nash* o un *equilibrio Nash bayesiano* tal y como veíamos en la Sección 2.5.1, es decir, que no existe incentivo para ningún agente por desviarse de la estrategia social. Desafortunadamente, como veíamos en la sección anterior, existe una estrategia dominante individual para los agentes dada por  $\alpha_i = 1$ . Por lo tanto, un agente racional puede decidir tomar esa estrategia, ya que le proporciona un mayor beneficio a nivel individual (como veíamos en las Figuras 4.10a y 4.10b). Todos los agentes tienen el mismo incentivo, por lo que el equilibrio se alcanza cuando todos los agentes escogen como estrategia  $\alpha_i = 1$ , lo que, en escenarios de complejidad media y alta, da como resultado que las negociaciones fracasen. El hecho de que los equilibrios estratégicos individual y social conduzcan a soluciones alejadas de óptimo social es una manifestación del dilema del prisionero que veíamos en la Sección 2.5.1, y que hace que el modelo sea inestable. Los problemas de estabilidad del modelo, junto con el efecto de las diferentes técnicas propuestas para aumentar la estabilidad, se analizan con más detalle en la siguiente sección.

### 4.6.3. Análisis de estabilidad

El análisis de estabilidad pretende determinar la capacidad de un agente para manipular la negociación en su propio beneficio. En el caso del modelo de negociación que nos ocupa, esta manipulación puede darse cuando el agente se desvía de la estrategia social adoptando una estrategia más egoísta. Para evaluar esta capacidad de forma experimental, se han realizado experimentos comparando la utilidad obtenida por un *agente individualista*, que emplea su estrategia dominante  $\alpha_i = 1$ , con la utilidad obtenida para el resto de agentes

negociadores, que emplean la estrategia social óptima  $\alpha_s$  en cada caso. Nuevamente, se han repetido los experimentos generando espacios de utilidad con distintos valores de la distancia de correlación  $\psi$ . Finalmente, puesto que se trata un modelo de negociación multiagente, se han realizado experimentos para distinto número de agentes individualistas, para analizar los posibles efectos de coalición.

Las Figuras 4.11 y 4.12 presentan los resultados de los experimentos para SA-Q y MWIS-Q, respectivamente, con 6 agentes y 6 atributos. Las figuras representan la relación entre la utilidad obtenida por los agentes individualistas y los no individualistas en función del número de agentes individualistas para escenarios de diferente complejidad. En cada figura, la columna 0 representa la dispersión de las utilidades de los diferentes agentes cuando no hay agentes egoístas. Podemos ver que sólo existe una ganancia significativa para los agentes individualistas en los escenarios de complejidad media. En escenarios de complejidad muy alta (Figuras 4.11a y 4.12a), la presencia de agentes individualistas provoca que las negociaciones fallen, por lo que no existe ganancia de unos agentes respecto a otros, y con ello no existe incentivo para desviarse de la estrategia social óptima. Al reducir la complejidad de los espacios de utilidad (Figuras 4.11b y 4.12b), se observa que un agente egoísta puede obtener un beneficio superior al 40 % para SA-Q y al 200 % para MWIS-Q, aunque el aumento de número de agentes egoístas hace que las negociaciones fallen, por lo que la existencia de coaliciones es poco probable. Para escenarios de complejidad media-baja (Figuras 4.11c y 4.12c) sigue existiendo ventaja para los agentes egoístas, y esa ventaja aumenta con el número de agentes egoístas hasta un máximo de tres agentes (coaliciones mayores de tres agentes hacen que las negociaciones fallen). Finalmente, para los escenarios menos complejos (Figuras 4.11d y 4.12d), una actitud egoísta no supone una diferencia significativa en utilidad, ya que todos los agentes obtienen utilidades elevadas empleando la estrategia social óptima. A la vista de estos resultados, podemos concluir que el modelo es estable en escenarios de complejidad baja y en escenarios de complejidad elevada, y que es en escenarios de complejidad media donde presenta problemas de inestabilidad, y donde será necesario aplicar mecanismos adicionales para solucionar estos problemas.

En la Sección 3.4.2.1 se plantearon una serie de métricas alternativas para la selección del acuerdo final en el mediador, destinadas a incentivar en los agentes el comportamiento social, y con ello solucionar en cierta medida los problemas de inestabilidad del modelo. Para verificar la adecuación de las diferentes métricas a este propósito, se ha repetido el experimento anterior para cada una de ellas:

**Nash:** Métrica de referencia, empleando el producto Nash (Ecuación 3.22).

**V\_total:** Producto ponderado por volumen total (Ecuación 3.23).

**V\_medio:** Producto ponderado por volumen medio (Ecuación 3.25).

**Q\_medio:** Producto ponderado por factor de calidad medio (Ecuación 3.27).



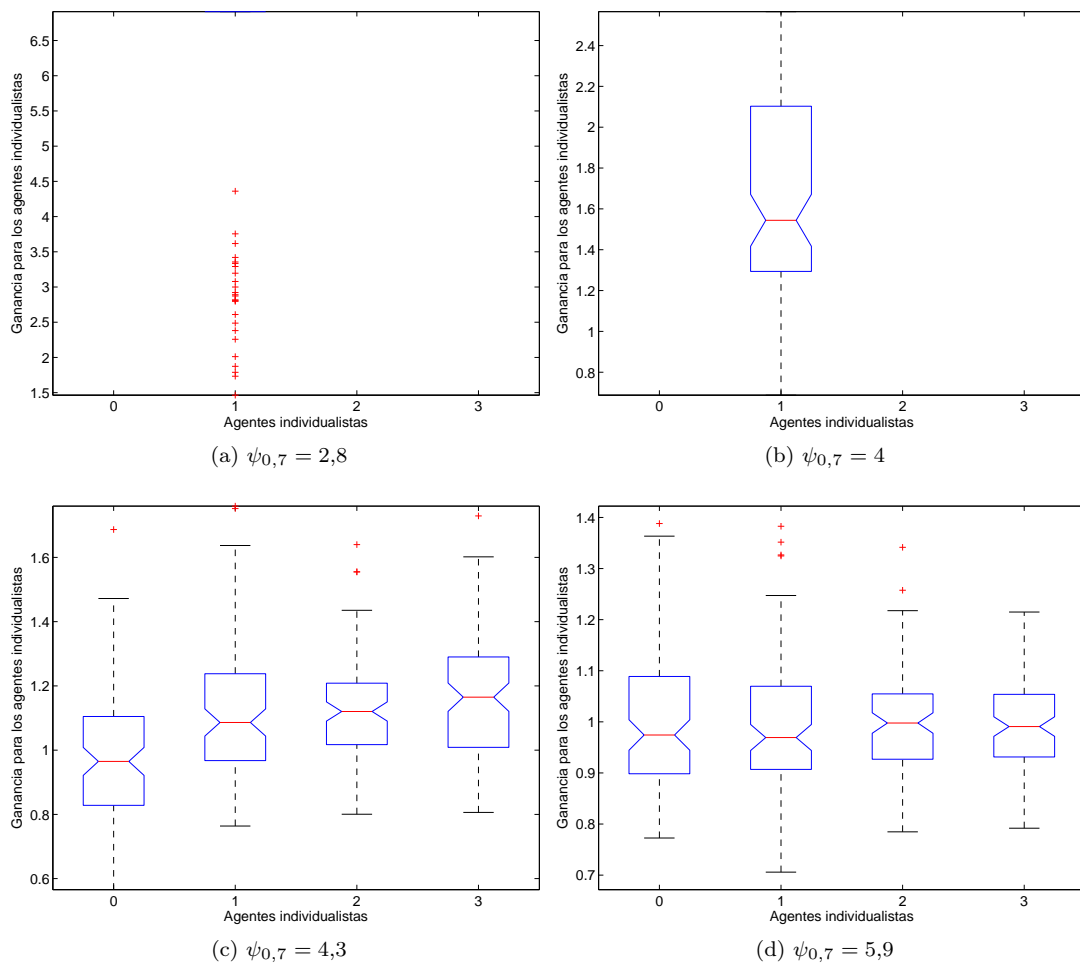


Figura 4.11: Análisis de estabilidad del modelo empleando SA-Q para escenarios de diferente complejidad.

Los resultados de los experimentos para SA-Q y MWIS-Q con 6 agentes y 6 atributos para los escenarios más críticos en cuanto a estabilidad (complejidad media-baja de los espacios de preferencias) se muestran, respectivamente, en las Figuras 4.13 y 4.14. Como puede observarse, ninguna de las métricas propuestas supone una mejora significativa de la estabilidad, ya que en todos los casos los resultados medianos de utilidad favorecen a los agentes individualistas. No obstante, en la Sección 3.4.2.1 se propone otra técnica que puede emplearse en el mediador para mejorar la estabilidad del modelo. Los mediadores probabilísticos propuestos emplean el factor de calidad  $Q$  de las ofertas para seleccionar las combinaciones de ofertas que se evalúan en la búsqueda de acuerdos. En principio, el valor de  $Q$  que se emplea para cada oferta es el factor de calidad *declarado* por el agente negociador que emite la oferta. Esto significa que la actitud del agente negociador (su valor de  $\alpha$ ) influye directamente sobre la selección de acuerdos en el mediador. Para mitigar esta influencia, el mediador puede recalcular el

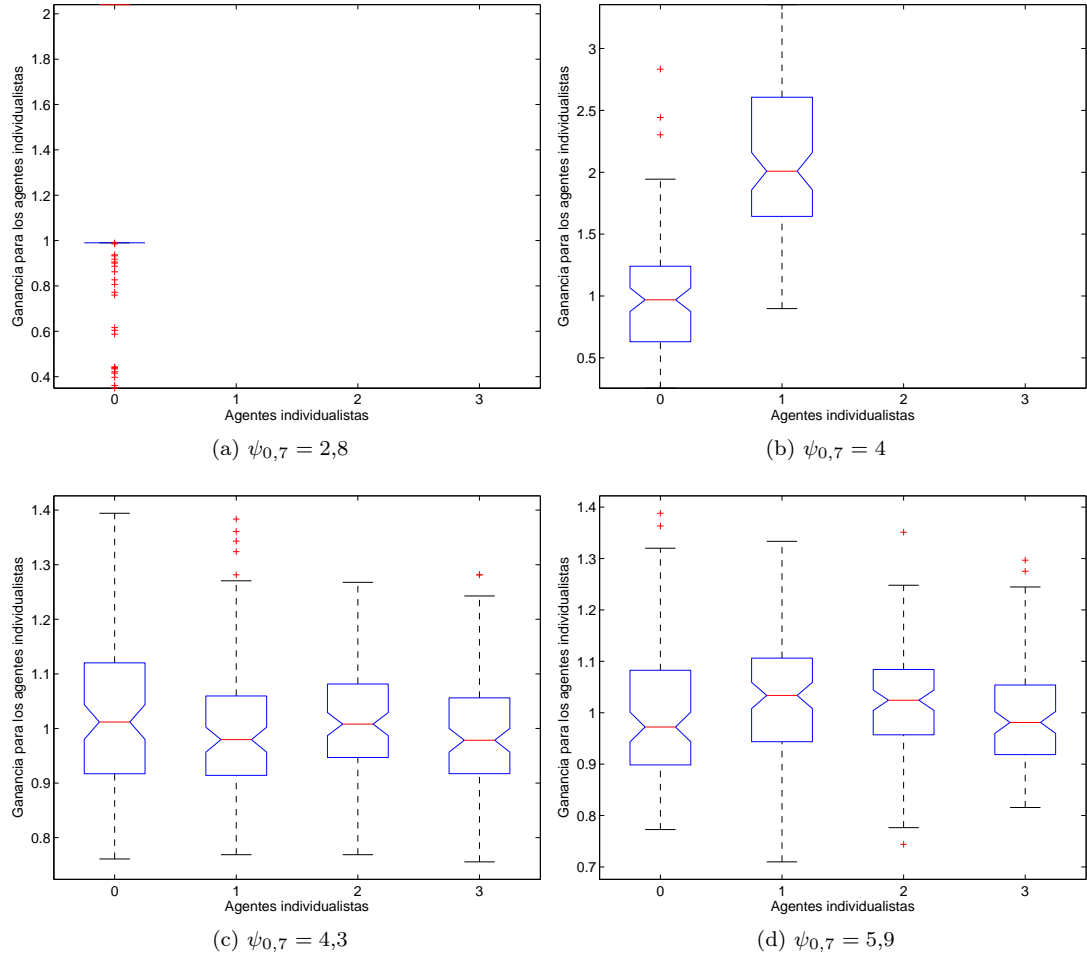


Figura 4.12: Análisis de estabilidad del modelo empleando MWIS-Q para escenarios de diferente complejidad.

factor de calidad  $Q$  de las ofertas recibidas en base a su propio factor de calidad. Este factor de calidad puede calcularse, por ejemplo, empleando  $\alpha_m = 0,5$ , que es el valor que, como veíamos en la Sección 3.4.1.2, supone el equilibrio ideal desde el punto de vista teórico entre utilidad y volumen. Esta aproximación puede además combinarse con las métricas anteriores, resultando en los siguientes conjuntos de estrategias:

**Recalcular:** El mediador recalcula los factores de calidad y emplea como métrica el producto Nash.

**R+V\_total:** Combina el cálculo de  $Q$  en el mediador con la métrica basada en producto ponderado por volumen total.

**R+V\_medio:** Combina el cálculo de  $Q$  en el mediador con la métrica basada en producto ponderado por volumen medio.

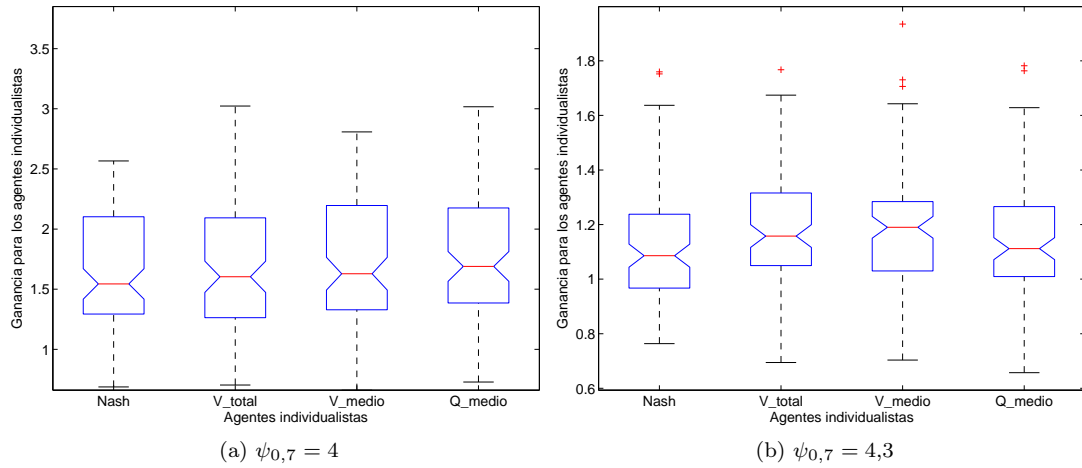


Figura 4.13: Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando SA-Q para los escenarios más críticos.

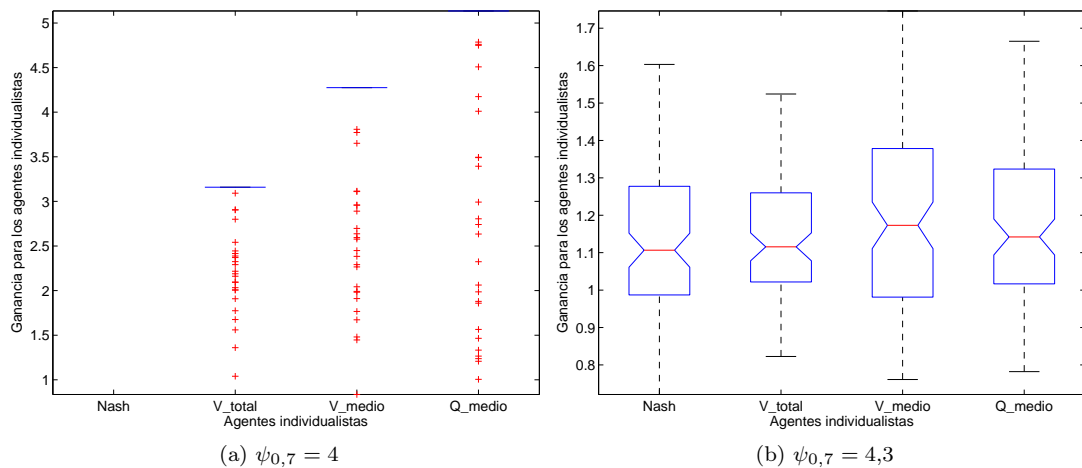


Figura 4.14: Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando MWIS-Q para los escenarios más críticos.

**R+Q\_medio:** Combina el cálculo de  $Q$  en el mediador con la métrica basada en producto ponderado por factor de calidad medio.

Las Figuras 4.15 y 4.16 presentan los resultados de los experimentos para SA-Q y MWIS-Q con 6 agentes y 6 atributos en los diferentes escenarios. En esta ocasión, el hecho de calcular de nuevo el factor de calidad en el mediador sí consigue solucionar los problemas de inestabilidad del modelo en los casos que resultaban más críticos (Figuras 4.15b, 4.15c, 4.16b y 4.16c). En principio, el cálculo de  $Q$  en el mediador es suficiente para estabilizar el modelo, y en general la aplicación de las métricas propuestas no supone una mejora adicional significativa, salvo

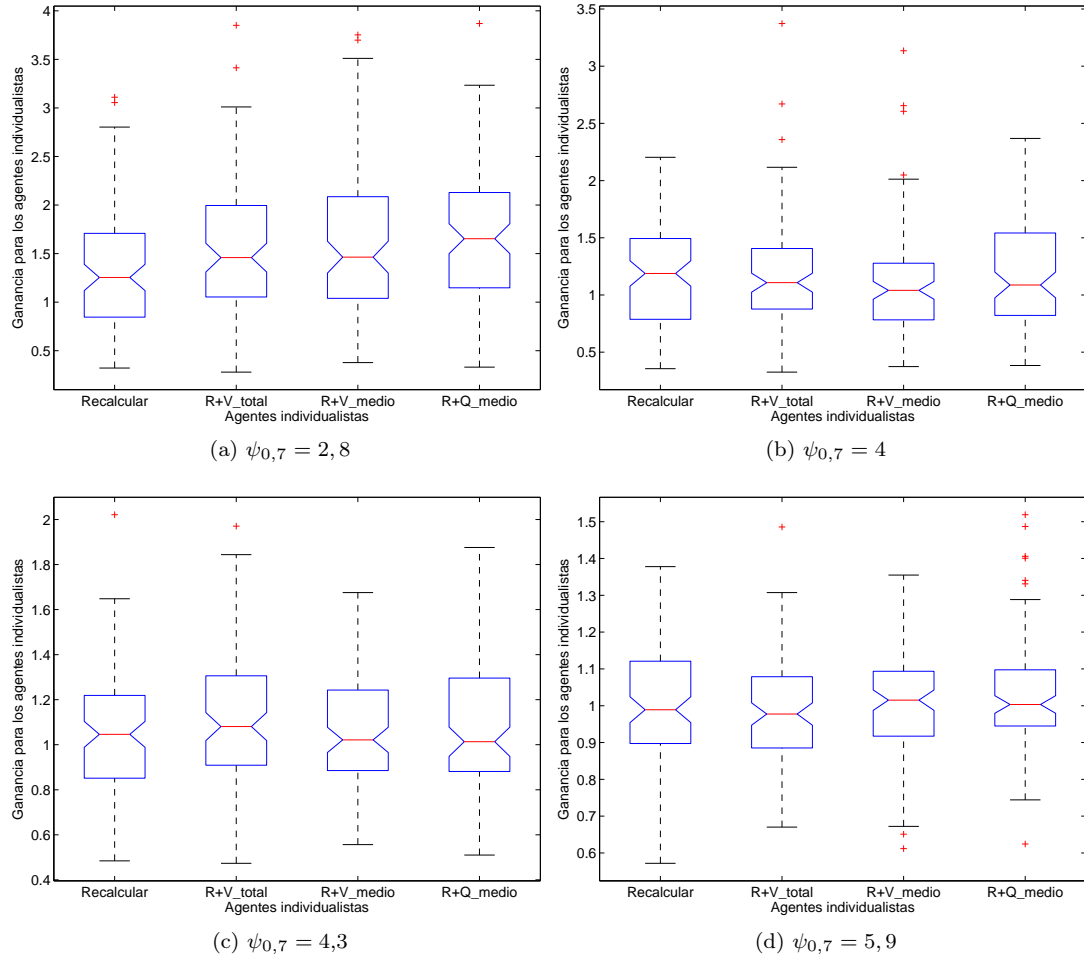


Figura 4.15: Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando SA-Q, calculando de nuevo el factor de calidad de las ofertas en el mediador ( $\alpha_m = 0,5$ ).

en algunos casos aislados (Figura 4.15b). Sin embargo, esta aproximación tiene un efecto adverso para la estabilidad del modelo en los escenarios más complejos (que con el enfoque básico resultaban estables). En estos escenarios la aplicación de esta técnica reduce la tasa de fallos cuando hay agentes egoístas, por lo que sí existe beneficio desde el punto de vista individual al desviarse de la estrategia social, con lo que aparece de nuevo el problema de la estabilidad. Por lo tanto, si bien podemos concluir que recalculer el factor de calidad  $Q$  con  $\alpha_m = 0,5$  de las ofertas en el mediador supone una contribución muy positiva a la estabilidad del modelo en escenarios de complejidad media y baja, genera el efecto contrario con los escenarios de alta complejidad, por lo que no podemos considerarlo una solución totalmente satisfactoria al problema.

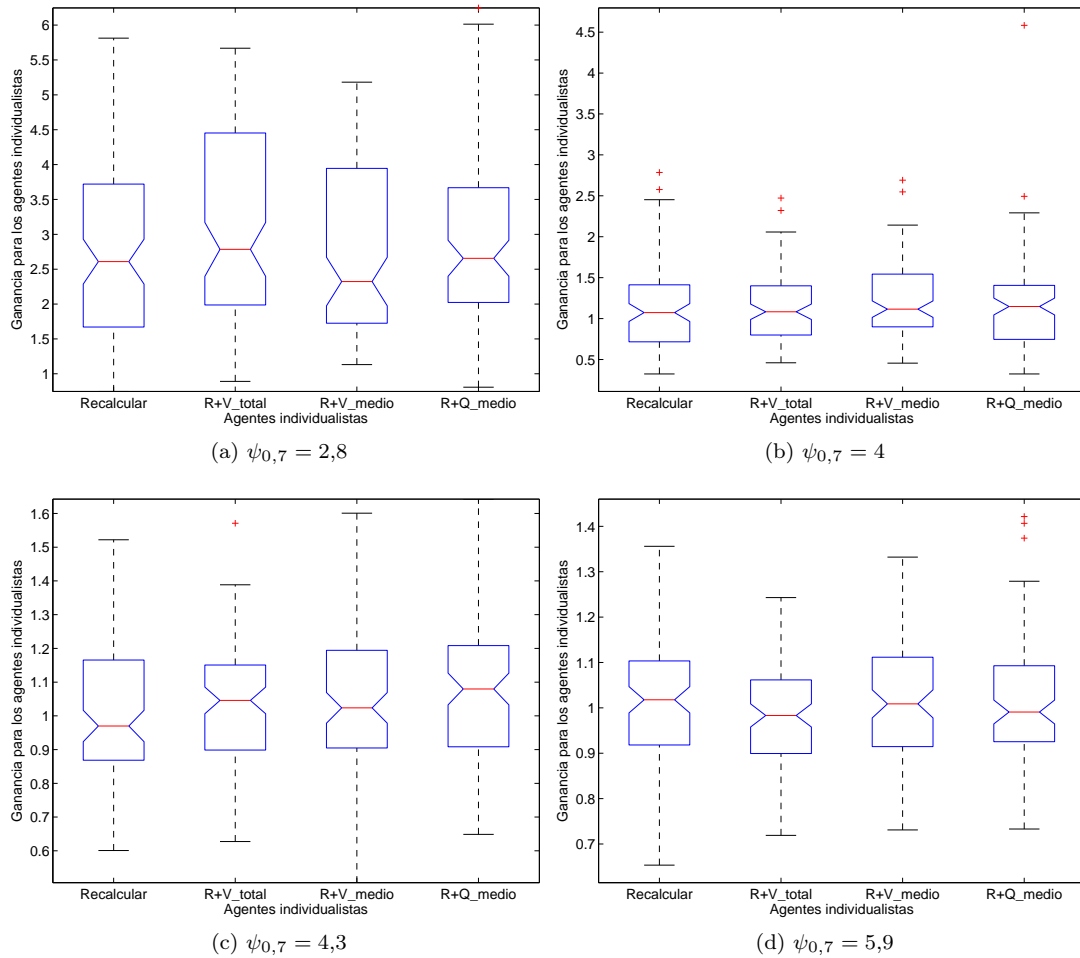


Figura 4.16: Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando MWIS-Q, calculando de nuevo el factor de calidad de las ofertas en el mediador ( $\alpha_m = 0,5$ ).

Uno de los problemas de emplear el factor de calidad  $Q$  con  $\alpha_m = 0,5$  como base de un mecanismo para incentivar el comportamiento social es que se trata de una métrica que otorga la misma importancia a la utilidad y al volumen de las ofertas, por lo que no es posible saber si una oferta de  $Q$  elevado lo es porque tiene un volumen muy alto (con lo que probablemente se trataría de una oferta enviada por un agente con una actitud social adecuada), o por el contrario tiene una utilidad muy alta (con lo que probablemente la oferta haya sido generada por un agente egoísta). Parece razonable emplear un valor  $\alpha_m < 0,5$ , dando de este modo preferencia a las ofertas de mayor volumen, y con ello incentivando el comportamiento social de los agentes. El límite lo tendríamos en  $\alpha_m = 0$ , que equivaldría a seleccionar las ofertas de acuerdo con su volumen, sin tener en cuenta su utilidad. Los resultados de emplear  $\alpha_m = 0$  en el mediador para el experimento se muestran en las Figuras 4.17 y 4.18, donde se presentan, respectivamente, los resultados de los experimentos para SA-Q y MWIS-Q con 6 agentes y

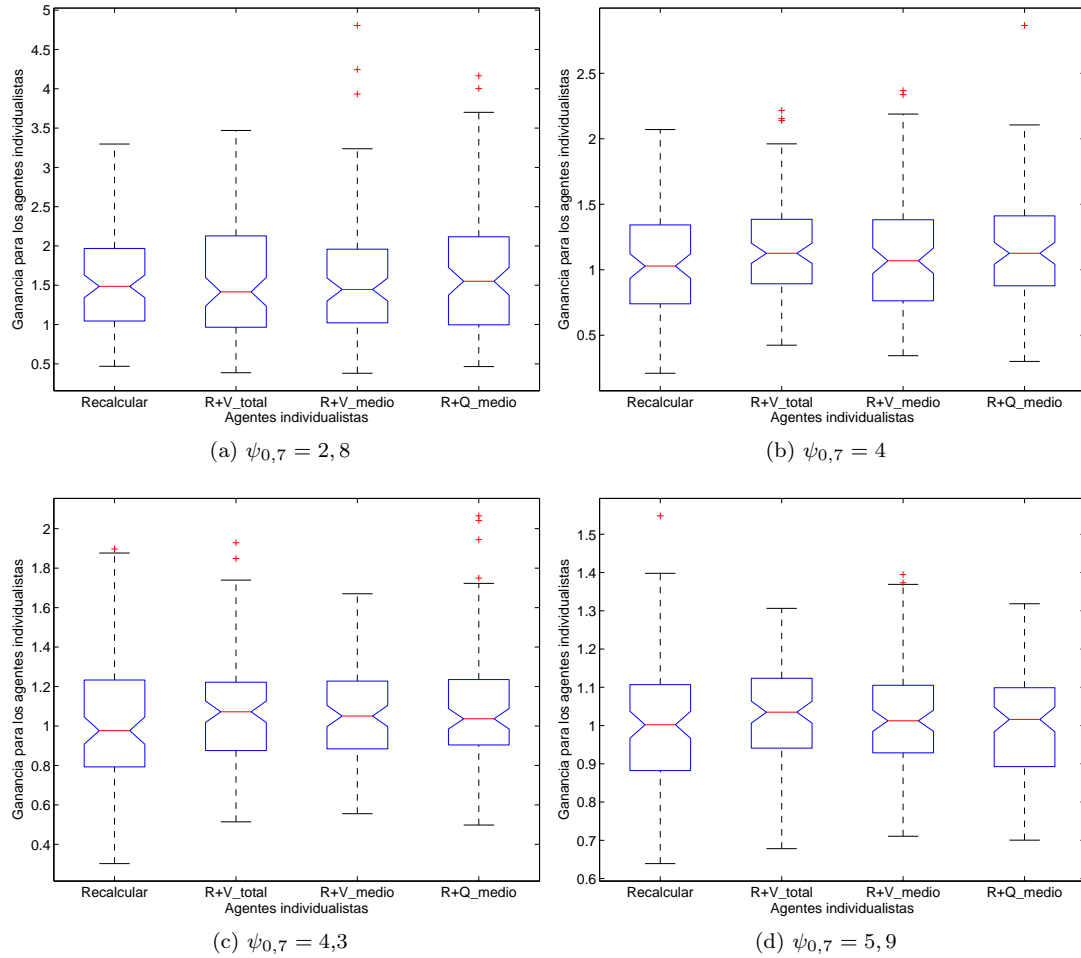


Figura 4.17: Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando SA-Q, calculando de nuevo el factor de calidad de las ofertas en el mediador ( $\alpha_m = 0$ ).

6 atributos. En este caso se observa que, además de mantenerse el efecto estabilizador que observábamos en el experimento anterior, se reduce significativamente la inestabilidad que se genera para el caso más complejo (Figuras 4.17a y 4.18a).

Finalmente, es necesario considerar el efecto de estas técnicas sobre la optimalidad Nash de la negociación. Como veíamos en la Sección 3.4.2.2, el hecho de que estas técnicas den preferencia a las ofertas de los agentes con una actitud más socialmente cooperativa puede hacer que las soluciones finales obtenidas se alejen del óptimo teórico. Para constatar este hecho, las Tablas 4.8 y 4.9 muestran para SA-Q y MWIS-Q, respectivamente, los resultados obtenidos para la mediana de la optimalidad en los experimentos con las diferentes métricas, recalculando el factor de calidad  $Q$  en el mediador con  $\alpha = 0,5$ . Como columna de referencia

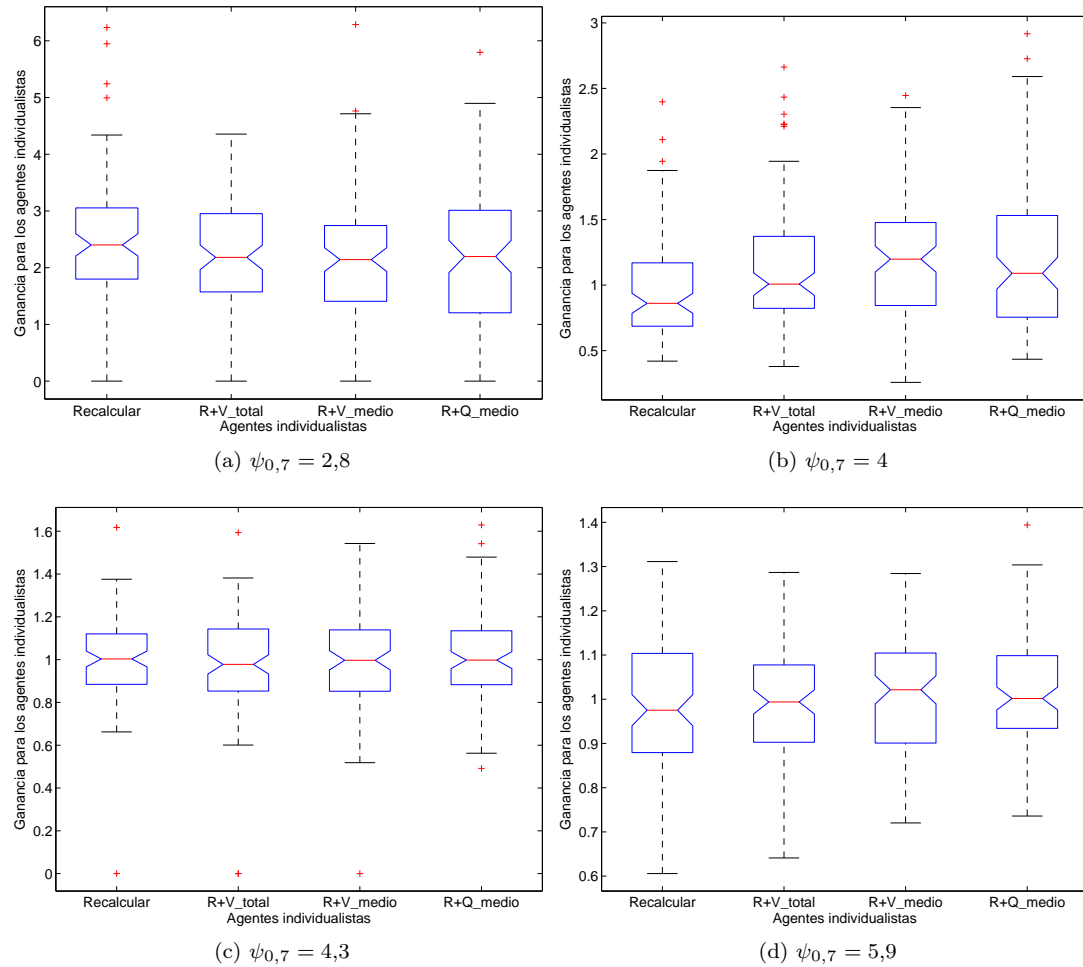


Figura 4.18: Efecto de las diferentes métricas sobre la estabilidad del modelo empleando MWIS-Q, calculando de nuevo el factor de calidad de las ofertas en el mediador ( $\alpha_m = 0$ ).

se han incluido los resultados obtenidos sin aplicar ninguna métrica y empleando en el mediador los factores de calidad declarados por los agentes. Los resultados muestran un descenso significativo de la optimalidad para SA-Q para los escenarios más correlados, y un aumento de la mediana de la optimalidad en los más incorrelados (debido al descenso de la tasa de fallos). Para MWIS-Q se observan resultados similares, aunque la pérdida de optimalidad es más leve. Las Tablas 4.10 y 4.11 presentan los resultados para  $\alpha_m = 0$ , que muestran un descenso más acusado de la optimalidad. Podemos concluir que, aunque es posible estabilizar en gran medida el modelo recalculando el factor de calidad  $Q$  de los agentes en el mediador, la estabilidad tiene como coste asociado la pérdida de optimalidad Nash, por lo que para cada escenario habrá que valorar qué valor de  $\alpha_m$  debe utilizarse para lograr el compromiso adecuado entre optimalidad y estabilidad.

Tabla 4.8: Efecto en la optimalidad de las diferentes métricas para SA-Q con  $\alpha_m = 0,5$ .

		Métrica				
		Referencia	Recalcular	R+V_total	R+V_medio	R+Q_medio
$\psi_{0,7}$	2.8	0	0.6081	0.6333	0.5655	0.6140
	3.1	0	0.5983	0.5879	0.5833	0.5720
	4.0	0.7692	0.5907	0.6200	0.6458	0.6001
	4.3	0.9600	0.7451	0.7336	0.7551	0.7558
	4.6	1.0000	0.8468	0.8355	0.8466	0.8564
	5.9	1.0000	1.0000	0.9391	1.0000	0.9525

Tabla 4.9: Efecto en la optimalidad de las diferentes métricas para MWIS-Q con  $\alpha_m = 0,5$ .

		Métrica				
		Referencia	Recalcular	R+V_total	R+V_medio	R+Q_medio
$\psi_{0,7}$	2.8	0	0.5462	0.5028	0.5267	0.5358
	3.1	0	0.6016	0.5828	0.6089	0.6063
	4.0	0.7733	0.8213	0.8379	0.8019	0.7731
	4.3	0.9746	0.9730	0.9639	0.9674	0.9617
	4.6	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	5.9	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

Tabla 4.10: Efecto en la optimalidad de las diferentes métricas para SA-Q con  $\alpha_m = 0$ .

		Métrica				
		Referencia	Recalcular	R+V_total	R+V_medio	R+Q_medio
$\psi_{0,7}$	2.8	0	0.6312	0.6291	0.6098	0.6322
	3.1	0	0.5876	0.5772	0.5648	0.5710
	4.0	0.7692	0.6354	0.6053	0.6102	0.6247
	4.3	0.9600	0.7045	0.7709	0.7323	0.7274
	4.6	1.0000	0.8515	0.8331	0.8651	0.8474
	4.9	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9669

Tabla 4.11: Efecto en la optimalidad de las diferentes métricas para MWIS-Q con  $\alpha_m = 0$ .

		Métrica				
		Referencia	Recalcular	R+V_total	R+V_medio	R+Q_medio
$\psi_{0,7}$	2.8	0	0.5285	0.4953	0.5538	0.5196
	3.1	0	0.6322	0.6086	0.5943	0.5962
	4.0	0.7733	0.8369	0.8334	0.8038	0.8142
	4.3	0.9746	0.9712	0.9688	0.9671	0.9734
	4.6	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	5.9	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

#### 4.6.4. Análisis de incentivo-compatibilidad

El análisis de incentivo-compatibilidad tiene como objetivo evaluar la capacidad de un agente negociador para manipular la negociación en su beneficio por medio de la revelación



de información falsa. En el modelo de negociación que nos ocupa, la información que se revela al mediador esta constituida por el conjunto de ofertas. Estas ofertas representan regiones del espacio, a las que se asocian como características un determinado valor de utilidad, un determinado volumen, y un determinado factor de calidad. Puesto que el volumen está directamente asociado con la región representada por la oferta, no resulta factible falsear su valor, ya que puede ser fácilmente comprobado. Puede falsearse el factor de calidad, pero ante la posibilidad de que el mediador vuelva a calcularlo en base a su propio parámetro  $\alpha$ , esta estrategia tampoco resulta muy útil. Sí se puede intentar falsear, sin embargo, la utilidad de las ofertas. La revelación falsa de información de utilidad de las ofertas puede hacerse básicamente de dos formas diferentes: exagerando al alza o a la baja el valor de utilidad de *todas* las ofertas, o exagerando al alza o a la baja el valor de *algunas* ofertas respecto del resto. La exageración de todas las ofertas no tiene utilidad con los mecanismos de identificación de acuerdos propuestos, ya que la selección de ofertas en el mediador se efectúa de manera independiente para cada agente. Esto quiere decir que las ofertas de los diferentes agentes no compiten entre sí para ser escogidas como parte de una solución. Por contra, la competición tiene lugar entre las ofertas de cada agente por separado. Teniendo esto en cuenta, un agente podría intentar exagerar el valor de sus ofertas de mayor utilidad respecto a las de menor utilidad, para así intentar aumentar la probabilidad de que el mediador escoja para formar acuerdos aquellas ofertas de mayor utilidad. Desde el punto de vista del bienestar social, esto es un problema en la medida en que el conjunto de ofertas exageradas es pequeño con respecto al conjunto total de ofertas del agente, ya que reduce la probabilidad de alcanzar una solución. Para evitar este problema, se propuso en la Sección 3.4.2.1 una serie de mecanismos de normalización destinados a paliar el efecto de las exageraciones de utilidad.

Para estudiar el efecto de estos mecanismos, se ha considerado el peor caso posible: que el agente pretenda reducir el conjunto de ofertas consideradas por el mediador a una única oferta, su oferta de utilidad más alta. Así, se han realizado experimentos comparando la utilidad obtenida por un *agente mentiroso*, que exagera el valor de su oferta de utilidad más alta multiplicando su valor por 10000, con la utilidad obtenida para el resto de agentes negociadores que revelan información de forma sincera. Nuevamente, se han repetido los experimentos generando espacios de utilidad con distintos valores de la distancia de correlación  $\psi$ . Los experimentos se han realizado para los diferentes mecanismos de normalización en el mediador considerados:

**Referencia:** No se normalizan las utilidades de las ofertas de los agentes.

**U\_max:** El mediador emplea *normalización por utilidad máxima* (Ecuación 3.29).

**Acotada:** El mediador emplea *normalización acotada en máximo y mínimo* (Ecuación 3.30).

**Ordinal:** El mediador emplea *normalización ordinal*.

Tabla 4.12: Análisis de incentivo-compatibilidad para SA-Q.

		Normalización			
		Referencia	Umax	Acotada	Ordinal
$\psi_{0,7}$	4.0	0	0	0	0
	4.3	0.9605	0.9656	1.0064	0.9815
	4.6	0.9908	0.9809	1.0032	1.0091
	5.9	1.0037	1.0043	1.0120	1.0293

Tabla 4.13: Análisis de incentivo-compatibilidad para MWIS-Q.

		Normalización			
		Referencia	Umax	Acotada	Ordinal
$\psi_{0,7}$	2.8	0	0	0	0
	3.1	0	0	0	0
	4.0	0	0	0	0
	4.3	0.9659	1.0141	1.0593	1.0820
	4.6	0.9884	1.0049	0.9926	1.0095
	5.9	1.0072	0.9941	1.0129	1.0349

Los resultados de los experimentos para SA-Q y MWIS-Q con 6 agentes y 6 atributos se muestran, respectivamente, en las Tablas 4.12 y 4.13. En cada tabla se han representado las medianas de la relación entre la utilidad obtenida por el agente mentiroso y las utilidades obtenidas por el resto de agentes. Como puede observarse, para espacios de utilidad muy complejos la presencia de agentes mentirosos aumenta la tasa de fallos en el caso de SA-Q, obteniéndose medianas nulas para  $\psi = 4,0$ , lo que no ocurría cuando todos los agentes eran veraces. También puede verse que ninguna de las estrategias de normalización propuestas consigue solucionar este hecho. No obstante, los resultados para espacios de utilidad de complejidad media-baja muestran que los agentes mentirosos no obtienen un beneficio significativo respecto al resto de agentes, por lo que podemos concluir que no existe incentivo para que un agente racional exagere las utilidades de sus ofertas, y por tanto el modelo es incentivo-compatibile.

## 4.7. Resumen y consideraciones finales

En este capítulo se ha realizado la validación del modelo, verificando que los mecanismos de negociación propuestos cubren los objetivos planteados para la investigación. Al tratarse de un modelo de negociación basado en mecanismos heurísticos, no es posible realizar una validación analítica del mismo, y es necesario llevar a cabo una evaluación empírica. Con este objetivo, se han planteado experimentos destinados a valorar la contribución individual y conjunta en el proceso de negociación de los diferentes mecanismos propuestos, así como a

verificar propiedades importantes del modelo desde el punto de vista estratégico, como son las condiciones de equilibrio, la estabilidad y la incentivo-compatibilidad.

Por lo que respecta a la contribución individual de los diferentes mecanismos, se han realizado experimentos para los diferentes mecanismos de generación de ofertas propuestos empleando el mediador de referencia, lo que ha puesto de manifiesto que las aproximaciones que mejor funcionan en espacios de utilidad complejos son aquellas basadas en el factor de calidad, en concreto los mecanismos de *temple simulado* (SA-Q), *programación entera binaria* (BIP-Q) y *conjuntos independientes de peso máximo* (MWIS-Q). El mejor compromiso entre optimalidad y tiempo de cómputo se obtiene para MWIS-Q. Asimismo, se han realizado experimentos para los diferentes mecanismos de identificación de acuerdos propuestos con un generador de ofertas aleatorio y el generador basado en MWIS-Q. Los resultados muestran que los mejores resultados de optimalidad se obtienen para el mediador probabilístico basado en la distribución normal y el mediador híbrido, y que el mejor compromiso entre optimalidad y tiempo de cómputo se obtiene para el mediador probabilístico basado en la distribución normal.

Para evaluar la contribución conjunta de los mecanismos propuestos, se han realizado experimentos combinando los mecanismos que mejor resultados han dado de forma individual, y se han comparado los resultados entre sí y con las aproximaciones de referencia. Los experimentos realizados han puesto de manifiesto que los mecanismos propuestos son mucho más efectivos que el enfoque de referencia para espacios de utilidad complejos, y que los mejores resultados se obtienen para los generadores de ofertas SA-Q y MWIS-Q combinados con el mediador probabilístico basado en la normal. Asimismo, se ha comprobado que el aumento del número de iteraciones del protocolo tiene un efecto beneficioso sobre la optimalidad de las negociaciones, con el inconveniente de que hace aumentar de forma lineal el tiempo de cómputo. Finalmente, se ha estudiado el efecto que tiene sobre la optimalidad de las negociaciones limitar el número de ofertas que los agentes negociadores envían al mediador.

El análisis estratégico del modelo se ha iniciado con un estudio de las condiciones de equilibrio, que ha revelado la existencia de una estrategia dominante desde el punto de vista individual ( $\alpha = 1$ ), que no coincide con la estrategia óptima desde el punto de vista social ( $\alpha = 0,7$ ). Para espacios de utilidad de complejidad muy alta o muy baja, no existen incentivos para que los agentes se desvíen de la estrategia social. Sin embargo, en escenarios de complejidad media, un agente egoísta puede beneficiarse si se desvía de la estrategia social hacia la estrategia dominante individual, lo que plantea un problema de estabilidad del modelo, ya que cuando todos los agentes adoptan la estrategia individual dominante las negociaciones fracasan. Los experimentos muestran que, de los diferentes mecanismos propuestos para abordar este problema, sólo la aproximación basada en que el mediador recalcula el factor de calidad

de las ofertas recibidas en base a su propia estrategia social logra equilibrar el modelo. Finalmente, se ha analizado el efecto sobre la negociación de la revelación insincera de información, concluyendo que el modelo es incentivo-compatible en los escenarios considerados.

La evaluación de la contribución individual y conjunta de los diferentes mecanismos propuestos constata el cumplimiento del primer objetivo de esta tesis. El análisis estratégico, por su parte, constituye en sí mismo el segundo objetivo. Finalmente, el tercer objetivo de la tesis, relativo a la generación de espacios de preferencias, queda cubierto con el generador descrito en la Sección 3.2, que se ha utilizado a lo largo de este capítulo para generar los diferentes escenarios experimentales.

## Capítulo 5

# Conclusiones y líneas futuras

*Esto no es el fin, ni siquiera es el  
comienzo del fin. Pero, posiblemente,  
sea el fin del comienzo.*

WINSTON CHURCHILL

### 5.1. Conclusiones

Este trabajo de tesis ha supuesto un recorrido por diversos aspectos del campo de la negociación automática. En particular, la investigación se ha desarrollado sobre la problemática de las negociaciones en espacios de utilidad complejos. Como apuntábamos en el primer capítulo, este tipo de negociaciones plantean desafíos importantes desde el punto de vista de la investigación, tanto a nivel de diseño de mecanismos como de elección de estrategias y de modelado de preferencias. En el esfuerzo de abordar estos desafíos, esta tesis arrancó con tres objetivos primordiales:

- 1. Trabajar en una propuesta de mecanismos de negociación que pueda ser aplicada a espacios de utilidad altamente rugosos y con un número elevado de agentes y atributos, escenarios en los que los actuales enfoques fallan.*
- 2. Realizar un análisis de las diferentes estrategias que pueda emplear un agente al aplicar los mecanismos y protocolos de negociación fruto del objetivo anterior, y estudiar la dinámica de los procesos de negociación cuando coexisten diferentes estrategias, con el fin no sólo de evaluar la robustez del proceso, sino también de determinar las estrategias más adecuadas para los diferentes escenarios que puedan plantearse.*
- 3. Elaborar un generador de funciones de utilidad que, por medio de un conjunto de parámetros, permita disponer de funciones de utilidad que respondan a las características de escenarios con diferentes niveles de complejidad y acoplamiento.*

Para responder al primer objetivo, al inicio de la tesis se realizó una revisión exhaustiva de las diferentes aproximaciones a la negociación automática, con especial interés en los intentos

previos de abordar espacios de utilidad complejos. Una de las conclusiones principales de ese estudio fue el hecho de que la presencia de espacios de utilidad de alta complejidad invalidaba los supuestos de la mayoría de aproximaciones tradicionales, por lo que el problema debía afrontarse con nuevas técnicas o con combinaciones adecuadas de las ya existentes. Eso nos llevó a proponer un modelo híbrido que combinara técnicas heurísticas y argumentativas, buscando un equilibrio entre la ganancia en eficiencia que suponen las primeras y la mejora en las soluciones que se persigue con las segundas. Partiendo del escenario más genérico de negociación multilateral y multiatributo, se ha propuesto un protocolo expresivo e iterativo, que permite a los agentes refinar sus ofertas en sucesivas iteraciones, lo que presenta una ventaja importante en escenarios donde la complejidad de los espacios de utilidad hace muy difícil encontrar un acuerdo mutuamente aceptable en un solo disparo del protocolo. Entre las múltiples posibilidades, se optó por un protocolo basado en subasta con mediador. El uso de un mediador ha permitido desacoplar los objetivos individuales de los agentes (maximizar su beneficio) del objetivo social de la negociación (alcanzar una solución óptima), lo que facilita el diseño de estrategias. Finalmente, la consecución de este primer objetivo se completa con la propuesta de una serie de mecanismos de decisión heurísticos específicamente diseñados para ser aplicados a espacios de utilidad complejos. El núcleo de los mecanismos propuestos es el concepto de *factor de calidad* de una oferta, que permite a los agentes tratar de equilibrar la utilidad esperada en caso de acuerdo y la probabilidad de acuerdo en función de su actitud hacia el riesgo. Los experimentos realizados han puesto de manifiesto que el protocolo de interacción y los mecanismos de decisión propuestos, así como la utilización del factor de calidad, suponen una mejora respecto a las aproximaciones anteriores en espacios de utilidad complejos, proporcionando ventajas significativas en cuanto a optimalidad, tasa de fallos y escalabilidad.

El segundo objetivo de la tesis se ha abordado mediante un estudio estratégico exhaustivo del modelo propuesto. Este estudio se ha basado en la realización de un conjunto de experimentos destinados a analizar las condiciones de equilibrio estratégico del modelo a nivel individual y social, así como la dinámica del proceso de negociación ante la presencia simultánea de agentes socialmente cooperativos y de agentes egoístas. De este modo, se ha podido estudiar el efecto de la presencia de agentes que se desvían de la estrategia social o que falsean la revelación de información en un intento de manipular el modelo para obtener un mayor beneficio. Los experimentos han permitido establecer mecanismos que mejoran la estabilidad e incentivo-compatibilidad del modelo propuesto.

Finalmente, en relación con el tercer objetivo de esta tesis, se ha desarrollado un sistema generador de espacios de preferencia para los agentes, con objeto de proporcionar escenarios de negociación que permitan comparar diferentes aproximaciones entre sí de forma versátil y

fácilmente reproducible. El sistema permite generar espacios de preferencias basados en restricciones ponderadas, lo que permite modelar fácilmente compromisos y dependencias entre los diferentes valores posibles para los atributos. La generación de los espacios de preferencias se realiza de forma paramétrica, permitiendo modelar espacios genéricos de complejidad ajustable, tanto en lo concerniente a la complejidad propia de los espacios de utilidad de los diferentes agentes (en términos, por ejemplo, de su distancia de correlación), como en lo concerniente a la complejidad del escenario de negociación debido al grado de acoplamiento de las preferencias de los diferentes agentes.

## 5.2. Contribuciones de la tesis

A continuación se enumeran a modo de resumen las contribuciones de esta tesis en el campo de la negociación automática, estructuradas de acuerdo a los tres elementos fundamentales de un modelo de negociación: modelos de preferencias de los agentes, mecanismos de interacción y mecanismos de toma de decisiones.

### 5.2.1. Modelos de preferencias

- Se plantea el estudio de espacios de utilidad de alta complejidad. Hasta la fecha, la mayoría de trabajos presentes en la literatura se centran en espacios de utilidad sencillos, empleando funciones lineales o cuasicóncavas. Incluso las aproximaciones que abordan espacios de utilidad complejos limitan la complejidad de los escenarios a dependencias binarias entre atributos o a espacios altamente correlados [Klein *et al.*, 2003, Ito *et al.*, 2007]. No hemos encontrado en la literatura ningún estudio previo en negociación automática que aborde los espacios de utilidad altamente complejos, ni que estudie el efecto de la variación de la distancia de correlación en los escenarios.
- Se ha desarrollado una herramienta de generación de espacios de utilidad, que permite variar la complejidad de los escenarios generados, tanto en cuanto a la correlación de los espacios individuales de cada agente, como a la correlación conjunta de las funciones de utilidad de los diferentes agentes. Existen algunos esfuerzos preliminares en la literatura relativos a la generación de escenarios genéricos para la comparación de diferentes mecanismos entre sí [Fujita *et al.*, 2009]. Nuestra propuesta aporta un enfoque paramétrico que no está presente en las aproximaciones anteriores, y que permite un control mucho más preciso sobre la complejidad de los escenarios, con la posibilidad adicional de considerar diferentes grados de acoplamiento entre las utilidades de los agentes implicados en la negociación.

### 5.2.2. Protocolos de interacción

- Se ha propuesto un protocolo de interacción expresivo e iterativo, que prevé el uso de estrategias heurísticas por parte de los agentes y la posibilidad de que los agentes refinen sus ofertas mediante el uso de argumentación en sucesivas iteraciones. La combinación de técnicas heurísticas y de argumentación ya aparece en [Lopez-Carmona, 2006] aplicada a negociaciones bilaterales asimétricas. No hemos encontrado ningún trabajo previo a la realización de esta tesis que incorpore conceptos de las aproximaciones heurísticas y de argumentación a la negociación automática multilateral simétrica de forma simultánea.
- Se ha desarrollado una plataforma de pruebas que implementa el protocolo de interacción descrito y que soporta la inclusión sencilla de mecanismos de decisión programados en Java, lo que permite comparar entre sí diferentes mecanismos. Existen algunas plataformas recientes que también permiten comparar entre sí mecanismos de decisión [Lin *et al.*, 2009]. Sin embargo, hasta la fecha no existe ninguna que permita introducir con facilidad escenarios con espacios de preferencias complejos, y se restringen fundamentalmente a las negociaciones bilaterales.

### 5.2.3. Mecanismos de decisión

- Se han propuesto mecanismos de decisión que aprovechan la estructura del modelo de preferencias de los agentes para llegar a soluciones de forma más eficiente. Hasta la fecha, los trabajos que abordan espacios de utilidad complejos se han basado fundamentalmente en el muestreo aleatorio del espacio de soluciones, lo que para espacios de cardinalidad elevada presenta problemas de eficiencia y escalabilidad.
- Se introduce el *factor de calidad* de una región del espacio, como medida del equilibrio que supone una determinada región del espacio de soluciones en cuanto a utilidad esperada en caso de acuerdo y probabilidad esperada de acuerdo, en función de la actitud hacia el riesgo de los agentes. Hasta ahora, ningún modelo previo ha parametrizado de este modo la actitud hacia el riesgo de los agentes. Algunos estudios de negociación previos modelaban la actitud hacia el riesgo de un agente como su receptividad ante las propuestas de sus oponentes [Lopez-Carmona *et al.*, 2007b] o empleando criterios de similaridad entre ofertas recibidas [Faratin *et al.*, 2000]. En espacios de utilidad altamente complejos, sin embargo, la similaridad con las ofertas del oponente no da necesariamente una medida de la probabilidad de acuerdo, por lo que son necesarios enfoques alternativos. Los experimentos han demostrado que la inclusión de este factor de calidad mejora la optimalidad, la escalabilidad, la estabilidad y la incentivo-compatibilidad del modelo.



## 5.3. Difusión de las contribuciones de la tesis

Entre los múltiples factores en los que radica la relevancia de un trabajo de investigación, creemos que tiene especial importancia su difusión, tanto en proyectos de investigación que permitan aplicar los resultados obtenidos a la resolución de problemas concretos, como en congresos y revistas que permitan que otros investigadores puedan beneficiarse de las ideas propuestas, de los métodos empleados y de las conclusiones obtenidas. A continuación citamos los primeros esfuerzos de difusión de este trabajo de tesis.

### 5.3.1. Proyectos de investigación

- *IMPROVISA - Infraestructura Minimalista para la provisión de servicios en redes ad-hoc (TSI2005-07384-C03-03)*. Este proyecto, concedido en 2005, hace uso de la tecnología de agentes para la gestión de servicios en redes sin infraestructura, con aplicación directa a escenarios de catástrofes. La coordinación de provisión de servicios entre las unidades de emergencia en función de diversos atributos (e.g. cantidad de agua en un camión de bomberos, distancia al siniestro) supuso un primer paso en el estudio de las negociaciones multiagente.
- *T2C2- Tecnologías Telemáticas de Cooperación Ciudadana (TIN2008-06739-C04-04)*. Los últimos avances en tecnologías de la información y las comunicaciones, en cuanto a movilidad de terminales, autonomía, autolocalización, soporte multimedia y capacidad de computación, convierten a la comunidad de dispositivos de comunicación personal de bolsillo y vehiculares en una entidad distribuida de enorme potencial en el desarrollo de nuevas aplicaciones, especialmente en el ámbito de la seguridad ciudadana. Esto es debido a que en situaciones excepcionales, tales como una catástrofe, un accidente o un acto criminal se justifica plenamente el uso abierto de recursos de computación y comunicación móviles y fijos privados en aras del bien común. La exploración de estas formas de colaboración ciudadana es un nuevo campo de trabajo que expande el estado del arte en sistemas y redes de emergencia, hasta el momento centradas en el uso exclusivo de medios de comunicación ad-hoc propiedad de los equipos de emergencia. El proyecto T2C2 pretende el desarrollo de tecnologías que posibiliten la explotación de la colaboración ciudadana empleando medios de comunicación e información cedidos por los propios ciudadanos para resolver situaciones de emergencia. Los resultados de esta tesis contribuyen al desarrollo del paquete de trabajo *WP4-Collaboration and Network Support in Vehicle Networks*, uno de cuyos objetivos es el desarrollo de mecanismos de negociación cooperativa entre vehículos para el control del tráfico rodado. El escenario de negociación de rutas de vehículos, como ya se comentaba en el Capítulo 1, genera

espacios de preferencias con múltiples atributos que no pueden abordarse con técnicas convencionales. Los resultados obtenidos en esta tesis han servido de punto de partida para la investigación que se está desarrollando en torno a ese objetivo.

- “*DiY Smart Experiences*” - *Supporting Users In Creating Aware, Interactive and Flowing Experiences In An Internet-Of-Things World (ITEA2 N° 2008005)*. El objetivo de este proyecto es transformar la vida diaria de la gente, animándoles a convertirse en productores de la ciudad, creando, ensamblando, compartiendo y ejecutando de manera sencilla sus aplicaciones de espacios inteligentes (*smart space applications*). Para ello, los usuarios serán capaces de (re)utilizar y (re)combinar los dispositivos, sensores, actuadores, servicios y fragmentos de aplicaciones que posean o que otros estén compartiendo. De esta forma, todo su entorno se adaptará, convirtiéndose en experiencias personalizadas que luego pueden ser compartidas con otros. Los resultados de esta tesis contribuyen al desarrollo de la tarea *T-3 Infraestructura de Servicios*, para proporcionar capacidades de composición dinámica de servicios. Esta composición dinámica requiere de la cooperación en tiempo real de múltiples agentes heterogéneos con preferencias que pueden estar muy incorreladas, por lo que se beneficiará de los resultados de esta tesis en cuanto a modelos de negociación automática en espacios de utilidad complejos.

### 5.3.2. Publicaciones

A continuación se citan las publicaciones más relevantes hasta la fecha relacionadas con los resultados de esta tesis:

- *A hierarchical, agent-based service oriented architecture for smart environments* [Marsa-Maestre *et al.*, 2008a]. Este artículo presenta SETH, una plataforma para espacios inteligentes donde los agentes software que representan a los usuarios son capaces de coordinarse con los agentes de sistema, de servicio y de interfaz presentes en el entorno. Supone una primera aproximación a los mecanismos de coordinación de agentes, en esta ocasión en un escenario cooperativo. Fue publicado en la revista *Service Oriented Computing and Applications*, de Springer.
- *An automated negotiation based recommender system for local e-marketplaces*. Presenta un sistema de recomendación automática basado en negociaciones bilaterales para mercados electrónicos locales. Fue publicado en la revista *IEEE Latin America Transactions* [Lopez-Carmona *et al.*, 2007a].
- *Negociación automática entre servicios en una red de equipos para la resolución de catástrofes* [Velasco *et al.*, 2008]. Como parte del proyecto IMPROVISA descrito más arriba, en este artículo se presentan diversas técnicas de negociación automática

aplicadas a los escenarios de resolución de catástrofes. Fue publicado en las actas del *Congreso Internacional de Telemática y Telecomunicaciones* (CiTTEL08).

- *Clustering Techniques in Automated Purchase Negotiations*. Este artículo explora la utilización de técnicas de agrupamiento (*clustering*) como mecanismo heurístico para hacer más eficiente la búsqueda de soluciones en negociaciones de compraventa [Lopez-Carmona *et al.*, 2007c]. Fue publicado en *Lecture Notes* (LNCS4696) como actas de la conferencia *5th International Central and Eastern European conference on Multi-Agent Systems and Applications* (CEEMAS 2007).
- *Using Clustering Techniques to Improve Fuzzy Constraint Based Automated Purchase Negotiations* [Lopez-Carmona *et al.*, 2008]. Este artículo amplía la utilización de técnicas de agrupamiento a las negociaciones basadas en restricciones difusas. Fue publicado en las actas del *I International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations* (ACAN 2008).
- *Using Clustering Techniques to Improve Fuzzy Constraint Based Automated Purchase Negotiations* [Lopez-Carmona *et al.*, 2009b]. Este capítulo de libro, versión extendida del artículo anterior, se publicará en 2009 como parte de la serie *Studies in Computational Intelligence*, de Springer-Verlag.
- *Constraint Based Automated Multi-attribute Negotiations*. Este capítulo del libro *Multiagent Systems*, de *In-Tech Education and Publishing*, explora el uso de restricciones en negociaciones bilaterales multiatributo [Lopez-Carmona *et al.*, 2009a].
- *Using Expressive Dialogues and Gradient Information to Improve Trade-Offs in Bilateral Negotiations* [Marsa-Maestre *et al.*, 2008c]. En este artículo se recogen los primeros resultados sobre el empleo de expresividad y argumentación en negociaciones. Fue publicado en *Lecture Notes* (LNCS5183) como actas de la conferencia *9th International Conference on E-Commerce and Web Technologies* (EC-WEB 2008).
- *Improving Trade-offs in Bilateral Negotiations under Complete and Incomplete Information Settings* [Marsa-Maestre *et al.*, 2008b]. En este artículo se aborda el problema de la incertidumbre en las negociaciones bilaterales, y se proponen diversos mecanismos de negociación integrativa para solventarlo. Fue publicado en *Lecture Notes* (LNAI5357) como actas de la conferencia *11th Pacific Rim International Conference on Multi-Agents* (PRIMA 2008).
- *Improving Trade-offs in Automated Bilateral Negotiations for Expressive and Inexpressive Information Settings* [Marsa-Maestre *et al.*, 2009a]. En este artículo se realiza una propuesta de técnicas para la mejora de los resultados de las negociaciones en escenarios expresivos e inexpressivos. Ha sido recientemente aceptado para su publicación en el *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*.
- *The Agents' Attitudes in Fuzzy Constraint Based Automated Purchase Negotiations* [Lopez-Carmona *et al.*, 2007b]. Este artículo es un primer estudio del efecto de las

variaciones estratégicas de los agentes en las negociaciones bilaterales multiatributo. Fue publicado en Lecture Notes (LNCS4696) como actas de la conferencia *5th international Central and Eastern European conference on Multi-Agent Systems and Applications* (CEEMAS 2007), donde obtuvo el premio al mejor artículo.

- *Constraint and Bid Quality Factor for Bidding and Deal Identification in Complex Automated Negotiations* [Marsa-Maestre *et al.*, 2009b]. Constituye la primera publicación en que aparece el factor de calidad como mecanismo de mejora de las negociaciones en entornos complejos. Fue publicado en las actas del *II International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations (ACAN 2009)*.
- *Effective Bidding and Deal Identification for Negotiations in Highly Nonlinear Scenarios* [Marsa-Maestre *et al.*, 2009c]. En este artículo se recogen los primeros resultados obtenidos para el protocolo expresivo e iterativo y los mecanismos de decisión propuestos. Fue publicado en las actas de la conferencia *VIII International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2009)*, considerada la conferencia más relevante en el campo de la tecnología de agentes.
- *Balancing Utility and Deal Probability for Auction-based Negotiations in Highly-Nonlinear Utility Spaces* [Marsa-Maestre *et al.*, 2009d]. Este artículo presenta el estudio de la influencia del factor de calidad en el proceso de negociación al variar la complejidad de los escenarios. Está enmarcado dentro de una colaboración conjunta entre el grupo de investigación IST de la UAH, el Dr. Takayuki Ito del Instituto Tecnológico de Nagoya (Japón), y el Dr. Mark Klein del Instituto Tecnológico de Massachusetts, MIT (USA). Fue publicado en las actas de la conferencia *Twenty-first International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-09)*, considerada la conferencia más relevante en el campo de la inteligencia artificial.

#### 5.4. Líneas de investigación futuras

La gran diversidad de problemas de negociación a la que hacíamos referencia al inicio de esta tesis hace que el campo de investigación relacionado con este tema sea muy extenso. Este trabajo de tesis supone un primer paso en el campo de la negociación automática con espacios de utilidad complejos. Partiendo de los resultados y experiencias del trabajo realizado, se abren diversas líneas de investigación futuras.

La primera de ellas está relacionada con el análisis formal de las propiedades del modelo propuesto. Como apuntábamos al inicio del Capítulo 4, la utilización de técnicas heurísticas dificulta la evaluación analítica del modelo, por lo que para su validación se ha realizado una valoración experimental exhaustiva. No obstante, existen trabajos prometedores que aplican técnicas de análisis estadístico a los mecanismos de negociación, permitiendo establecer límites teóricos sobre propiedades como la optimalidad, la estabilidad o la incentivo-compatibilidad.

Aún no se ha aplicado este tipo de análisis a los mecanismos de negociación heurísticos en espacios de utilidad complejos, por lo que realizar un estudio en esta línea puede constituir un desafío interesante, principalmente por la solidez que aportaría al modelo.

En segundo lugar, la aproximación propuesta en este trabajo de tesis emplea un protocolo con mediador. Aunque se ha demostrado la ventaja que los protocolos mediados suponen al desacoplar los objetivos individuales de los agentes y el objetivo social común, las consideraciones de disponibilidad y confianza asociadas al uso de mediadores hacen que este tipo de protocolos no sean aplicables en algunos escenarios. Para estos escenarios, sería conveniente desarrollar una propuesta de protocolo no mediada. Por supuesto, la ausencia de mediador plantearía nuevos problemas de estabilidad y de incentivo-compatibilidad, que deberían resolverse por medio de mecanismos específicos para la toma de decisiones de los agentes.

Un punto clave de la contribución del modelo es la sinergia entre mecanismos de decisión heurísticos y técnicas de argumentación. La aproximación argumentativa basada en requerimientos de relajación que se presenta en este trabajo, aunque suficiente para demostrar la eficacia del protocolo expresivo e iterativo, es un enfoque muy simple. El estudio de diferentes técnicas argumentativas aplicadas a la negociación en espacios de utilidad complejos constituye, por tanto, una línea de actuación futura que puede ofrecer también importantes mejoras sobre los resultados presentados en esta tesis.

Finalmente, estamos interesados en la generalización de los mecanismos propuestos a otros modelos de preferencias. Aunque los modelos basados en restricciones ponderadas, como ya hemos visto, tienen propiedades que los hacen muy adecuados para el modelado de preferencias en problemas de negociación, existen escenarios que pueden modelarse con mayor facilidad utilizando otro tipo de funciones de utilidad. Por ejemplo, problemas de gestión de coberturas en redes de comunicaciones inalámbricas, u otros problemas en los que la utilidad de una determinada solución depende de su cercanía a uno o más puntos de interés, se representan con mayor facilidad empleando funciones *bell*. La generalización de los resultados de esta tesis a estas y otras funciones de utilidad sería de gran interés para la aplicación de los mecanismos propuestos en este tipo de escenarios.

Como puede deducirse de las líneas de investigación citadas, el campo de trabajo que nos ocupa tiene aún múltiples vertientes por explorar. Con esta tesis se espera haber contribuido como un primer paso a la investigación en este área, de forma que el grupo de Ingeniería de Servicios Telemáticos de la Universidad de Alcalá, y otros grupos que estén interesados en la materia, puedan emplear sus resultados como punto de partida para seguir ahondando en los desafíos que aún supone la negociación automática en espacios de utilidad complejos.



## Apéndice A

# Deducción de las expresiones relacionadas con el factor de calidad

En este apéndice se recogen los desarrollos matemáticos correspondientes a la deducción de las ecuaciones relacionadas con el factor de calidad que se emplean en el Capítulo 3.

### A.1. Introducción

Una de las principales aportaciones de este trabajo de tesis es el concepto de factor de calidad, definido en la Sección 3.4.1.2. El factor de calidad constituye un indicador de la medida en que una determinada región del espacio de soluciones (generalmente, una restricción o una oferta) contribuye al equilibrio entre la utilidad potencial para el agente en caso de acuerdo y la probabilidad de que dicho acuerdo tenga lugar, en función de la actitud hacia el riesgo del agente. El factor de calidad de una restricción u oferta, tal y como se presentaba en la Definición 3.12, viene dado por la expresión

$$Q_c = u_c^\alpha \cdot v_c^{(1-\alpha)}, \quad (\text{A.1})$$

donde  $u_c$  y  $v_c$  son, respectivamente, la utilidad y el volumen de la oferta o restricción  $c$ , y  $\alpha$  es un parámetro que modela la actitud del agente hacia el riesgo.

Desde un punto de vista intuitivo, resulta fácil relacionar la expresión anterior con la noción de equilibrio entre utilidad potencial (la utilidad  $u_c$  de la región) y probabilidad de acuerdo (relacionada con el volumen del espacio  $v_c$  cubierto por la región). De hecho, como veíamos en la Sección 3.4.1.2, el factor de calidad surge de las expresiones matemáticas de la *utilidad esperada* para un agente  $k$  (Ecuación 3.18) y de la *utilidad de acuerdo esperada* (Ecuación 3.19), que reproducimos a continuación por conveniencia:

$$E[u^k] = \left[ \sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k \right] \left[ \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} \left( \frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}} \right)^j \right] \quad (\text{A.2})$$

$$E[u^k | deal] = \frac{\sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k}{n_{bp}^k} \quad (\text{A.3})$$

En este apéndice se recogen a modo de referencia los desarrollos matemáticos correspondientes a la deducción de estas expresiones. Para facilitar su comprensión, la deducción se presenta de forma progresiva. En primer lugar se determina la probabilidad de que exista una solución (o acuerdo) para un intercambio de ofertas elemental entre dos agentes (una única oferta de volumen unidad por agente, para un único atributo), para después mostrar cómo varía la expresión obtenida al aumentar el número de agentes y de atributos. A continuación, se generaliza la expresión para un número arbitrario de ofertas por agente. Finalmente, a partir de la expresión de la probabilidad de acuerdo, se determinan las expresiones de la utilidad esperada y de la utilidad de acuerdo esperada.

## A.2. Probabilidad de acuerdo

### A.2.1. Probabilidad de acuerdo sobre una sola oferta para el caso bilateral monoatributo

Si consideramos una única iteración del protocolo descrito en la Sección 3.3, la probabilidad de encontrar un acuerdo viene dada por la probabilidad de que exista una intersección común que incluya al menos una oferta de cada agente. El caso más sencillo que podemos considerar es una negociación bilateral acerca de un único atributo, y en la que cada agente haga una única oferta puntual, es decir, una oferta que represente un único punto del espacio.

Sean  $a$  y  $b$  los agentes negociadores, y sean  $x^a, x^b \in D$  sus respectivas ofertas dentro de un dominio  $D$  finito de cardinalidad  $|D|$ . La probabilidad  $P_{solution}$  de que exista una solución o acuerdo al problema de negociación en este caso vendrá dada por la probabilidad de que ambas ofertas coincidan. De este modo,

$$\begin{aligned}
 P_{solution} &= \bigcup_{x \in D} p[(x^a = x) \cap (x^b = x)] = \underbrace{\sum_{x \in D} p[(x^a = x) \cap (x^b = x)]}_{\text{los sucesos } x^j = x \text{ son disjuntos}} \\
 &= \underbrace{\sum_{x \in D} p(x^a = x) p(x^b = x)}_{x^a \text{ y } x^b \text{ son independientes}} = \sum_{x \in D} \frac{1}{|D|} \frac{1}{|D|} = \frac{|D|}{|D|^2} = \frac{1}{|D|}, \quad (\text{A.4})
 \end{aligned}$$

donde hemos asumido como probabilidad de que una oferta tome un determinado valor  $p(x^a = x) = \frac{1}{|D|}$ , lo que corresponde a una distribución de ofertas uniforme, para un escenario de máxima incertidumbre.

### A.2.2. Generalización al caso multilateral multiatributo

La generalización de la expresión anterior a una negociación bilateral sobre  $n$  atributos es directa. De nuevo, consideraremos el caso más sencillo de una única oferta puntual por agente.



En este caso, la oferta representará un punto en un espacio de soluciones  $n$ -dimensional, y la probabilidad de acuerdo vendrá dada por la probabilidad de que *todos* los valores de los atributos correspondientes a la oferta de uno de los agentes coincidan con los respectivos valores de los atributos correspondientes a la oferta de su oponente.

Sean  $a$  y  $b$  los agentes negociadores, y sean  $x^a, x^b$  sus respectivas ofertas, tales que la oferta de un agente  $j$  viene dada por  $\bar{x}^j = \{x_i^j | i = 1, \dots, n\}$ , y tales que  $x_i^j \in D \forall i, j$ . La probabilidad de que exista una solución o acuerdo al problema de negociación en este caso vendrá dada por la expresión

$$\begin{aligned}
 P_{solution} &= \bigcap_{1 \leq i \leq n} \left\{ \bigcup_{x \in D} p[(x_i^a = x) \cap (x_i^b = x)] \right\} = \underbrace{\prod_{1 \leq i \leq n} \left\{ \bigcup_{x \in D} p[(x_i^a = x) \cap (x_i^b = x)] \right\}}_{\text{las coincidencias entre atributos son sucesos independientes}} \\
 &= \prod_{1 \leq i \leq n} \frac{1}{|D|} = \frac{1}{|D|^n}. \tag{A.5}
 \end{aligned}$$

De forma similar, puede generalizarse esta expresión al caso de  $n_a$  agentes, teniendo en cuenta que la probabilidad de acuerdo en este caso viene dada por la probabilidad de que haya coincidencia entre los respectivos valores de *todos* los atributos de las ofertas de *todos* los agentes, y que las ofertas de cada agente son independientes de las ofertas del resto. Así, la expresión para la probabilidad de encontrar una solución o acuerdo en este caso será la siguiente:

$$\begin{aligned}
 P_{solution} &= \bigcap_{1 \leq i \leq n} \left\{ \bigcup_{x \in D} p \left[ \bigcap_{1 \leq j \leq n_a} (x_i^j = x) \right] \right\} \\
 &= \bigcap_{1 \leq i \leq n} \left\{ \bigcup_{x \in D} \left[ \underbrace{\prod_{1 \leq j \leq n_a} p(x_i^j = x)}_{\text{ofertas independientes entre agentes}} \right] \right\} \\
 &= \bigcap_{1 \leq i \leq n} \left\{ \sum_{x \in D} \left[ \prod_{1 \leq j \leq n_a} p(x_i^j = x) \right] \right\} \\
 &= \bigcap_{1 \leq i \leq n} \left\{ \sum_{x \in D} \left[ \prod_{1 \leq j \leq n_a} \frac{1}{|D|} \right] \right\} \\
 &= \bigcap_{1 \leq i \leq n} \left\{ \frac{|D|}{|D|^m} \right\} = \prod_{1 \leq i \leq n} \left\{ \frac{1}{|D|^{n_a-1}} \right\} \\
 &= \frac{1}{|D|^{n(n_a-1)}}. \tag{A.6}
 \end{aligned}$$

### A.2.3. Generalización al caso de múltiples ofertas por agente

Hasta el momento hemos considerado el caso de ofertas únicas puntuales, esto es, cada agente emitía una única oferta que representaba un punto en el espacio de soluciones. Esta suposición nos permitía asegurar que los sucesos de acuerdos eran disjuntos (sólo existe un acuerdo posible), lo que permitía calcular las uniones probabilísticas como sumas de probabilidades. Al generalizar al caso de múltiples ofertas por agente, pueden darse varios puntos de acuerdo, por lo que es necesario considerar las posibles intersecciones entre sucesos de acuerdo para el cálculo de las uniones probabilísticas.

Dado un conjunto de  $N$  eventos  $E_1, \dots, E_N$ , con probabilidades conocidas  $p(E_i)$ , y no necesariamente disjuntos, la probabilidad de la unión  $\bigcup_{i=1}^N E_i$  viene dada por la expresión

$$\begin{aligned}
p\left(\bigcup_{i=1}^N E_i\right) &= \sum_{i=1}^N p(E_i) \\
&- \sum_{i,j \in [1,N]; i < j} p(E_i \cap E_j) \\
&+ \sum_{i,j,k \in [1,N]; i < j < k} p(E_i \cap E_j \cap E_k) \\
&\dots \\
&+ (-1)^{n+1} p\left(\bigcap_{i=1}^N E_i\right). \tag{A.7}
\end{aligned}$$

Si los sucesos son independientes y equiprobables, tenemos que  $p(E_i) = p$  y que la probabilidad de la intersección de  $k$  eventos cualesquiera viene dada por  $p(\bigcap_k E_i) = p^k$ . En este caso, podemos ver que la expresión anterior se simplifica a la siguiente:

$$p\left(\bigcup_{i=1}^N E_i\right) = \sum_{j=1}^N (-1)^{j+1} \binom{N}{j} p^j \tag{A.8}$$

Este resultado puede emplearse para generalizar la expresión de la probabilidad de acuerdo obtenida en la sección anterior al caso de múltiples ofertas. Consideremos de nuevo un conjunto de  $n_a$  agentes negociando acerca de  $n$  atributos. En este caso consideraremos que cada agente  $k$  emite  $n_{bp}^k$  ofertas puntuales. Consideramos ofertas puntuales sin perjuicio de la generalidad del desarrollo, ya que cualquier otro tipo de ofertas (e.g. hiperrectángulos) puede descomponerse en ofertas puntuales. Las ofertas de un agente pueden no ser disjuntas (i.e. puede haber solapamientos entre ellas). La probabilidad  $P_{solution}$  de que exista una solución o acuerdo al problema de negociación vendrá dada por la probabilidad de que *al menos una* de las posibles combinaciones de ofertas de los diferentes agentes resulte en acuerdo. Si cada agente  $k$  emite  $n_{bp}^k$  ofertas hay un total de  $\prod n_{bp}^k$  posibles combinaciones de una oferta de cada agente. El evento  $C_l$  denota el hecho de que la combinación  $l$  resulte en acuerdo. Los

diferentes eventos  $C_l$  son equiprobables, y su probabilidad viene dada por la Ecuación A.6, que reproducimos a continuación por conveniencia:

$$p(C_l) = \frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}}. \quad (\text{A.9})$$

Teniendo esto en cuenta y empleando para el cálculo de la unión de sucesos equiprobables la Ecuación A.8, la probabilidad de acuerdo para el conjunto de las ofertas viene dada por la expresión

$$\begin{aligned} P_{\text{solution}} &= p\left(\bigcup_{l=1}^{\prod n_{bp}^k} C_l\right) = \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} p(C_l)^j \\ &= \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} \left(\frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}}\right)^j. \end{aligned} \quad (\text{A.10})$$

### A.3. Utilidad esperada y utilidad de acuerdo esperada

Una vez calculada la probabilidades de acuerdo, resulta sencillo calcular la utilidad esperada. Por definición, la esperanza de una variable aleatoria discreta  $X$  que tome valores de un dominio  $D$  se obtiene como el sumatorio  $\sum_{x \in D} x \cdot p(X = x)$  de los productos de los posibles valores de la variable y las probabilidades respectivas de que la variable tome esos valores. Para el caso de la utilidad esperada para un agente, los posibles valores de la variable son las utilidades asociadas a cada una de sus ofertas, y la probabilidad de que la variable tome cada valor se corresponde con la probabilidad de que cada oferta resulte en acuerdo. Para el cálculo de esta probabilidad, hemos de tener en cuenta que cada oferta puntual  $\bar{x}_i^j$  de un agente  $j$  puede formar parte de  $\prod_{k \neq j} n_{bp}^k$  eventos  $C(\bar{x}_i^j)_l$ , que representan el hecho de que las diferentes combinaciones de esa oferta con las demás ofertas puntuales de los agentes puedan resultar en acuerdo. Así, la probabilidad de acuerdo para una oferta puntual  $\bar{x}_i^j$  vendrá dada por

$$p(\bar{x}_i^j) = p\left(\bigcup_{l=1}^{\prod_{k \neq j} n_{bp}^k} C(\bar{x}_i^j)_l\right) = \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} \left(\frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}}\right)^j. \quad (\text{A.11})$$

De acuerdo con esta expresión, la esperanza matemática para la utilidad obtenida por un agente  $j$  es la siguiente:

$$\begin{aligned} E[u^j] &= \sum_{i=1}^{n_{bp}^j} u(\bar{x}_i^j) p(\bar{x}_i^j) = \sum_{i=1}^{n_{bp}^j} \left[ u(\bar{x}_i^j) \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} \left( \frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}} \right)^j \right] \\ &= \left[ \sum_{i=1}^{n_{bp}^j} u(\bar{x}_i^j) \right] \left[ \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} \left( \frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}} \right)^j \right], \end{aligned} \quad (\text{A.12})$$

donde  $\sum_{i=1}^{n_{bp}^j} u(\bar{x}_i^j)$  es la suma de las utilidades de todos los puntos ofertados por el agente. Para el caso de ofertas hiperrectangulares, consideramos que el agente emite  $n_b^j$  ofertas. Cada oferta  $l$  del agente puede descomponerse en  $v_l^j$  ofertas puntuales de la misma utilidad  $u_l^j$ , con lo que puede establecerse la equivalencia  $\sum_{i=1}^{n_{bp}^j} u(\bar{x}_i^j) = \sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k$ , y la expresión de la utilidad esperada queda como

$$E[u^j] = \left[ \sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k \right] \left[ \sum_{j=1}^{\prod n_{bp}^k} (-1)^{j+1} \binom{\prod n_{bp}^k}{j} \left( \frac{1}{|D|^{n(n^a-1)}} \right)^j \right], \quad (\text{A.13})$$

que es la forma que veíamos en las Ecuaciones 3.18 y A.2.

Finalmente, la utilidad de acuerdo esperada para cada agente puede obtenerse con facilidad, ya que depende únicamente de las distribución de utilidades en las ofertas hechas por el propio agente. En caso de acuerdo, la probabilidad para cada oferta puntual de formar parte de dicho acuerdo será  $p(\bar{x}_i^j | deal) = \frac{1}{n_{bp}^j}$ , asumiendo que las diferentes ofertas puntuales son equiprobables (escenario de máxima incertidumbre). Teniendo esto en cuenta, la utilidad de acuerdo esperada vendrá dada por

$$E[u^k | deal] = \sum_{i=1}^{n_{bp}^j} u(\bar{x}_i^j) p(\bar{x}_i^j | deal) = \frac{1}{n_{bp}^j} \sum_{i=1}^{n_{bp}^j} u(\bar{x}_i^j), \quad (\text{A.14})$$

que para el caso de ofertas hiperrectangulares toma la forma que veíamos en las ecuaciones 3.19 y A.3:

$$E[u^k | deal] = \frac{\sum_{l=1}^{n_b^k} u_l^k \cdot v_l^k}{n_{bp}^j} \quad (\text{A.15})$$

## Bibliografía

- [Amgoud *et al.*, 2000] Amgoud, L., Maudet, N., y Parsons, S. (2000). Modelling dialogues using argumentation. In Durfee, E., editor, *Proceedings of the 4th International Conference on Multi-agent Systems (ICMAS-2000)*, pages 31–38, Boston, USA.
- [Amigoni y Gatti, 2007] Amigoni, F. y Gatti, N. (2007). A formal framework for connective stability of highly decentralized cooperative negotiations. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 15(3):253–279.
- [Anbarci, 1995] Anbarci, N. (1995). Reference functions and balanced concessions in bargaining. *Canadian Journal of Economics*, 28(3):675–82.
- [Anbarci y Bigelow, 1994] Anbarci, N. y Bigelow, J. P. (1994). The area monotonic solution to the cooperative bargaining problem. *Mathematical Social Sciences*, 28(2):133–142.
- [Bayati *et al.*, 2008] Bayati, M., Shah, D., y Sharma, M. (2008). Max-product for maximum weight matching: Convergence, correctness, and lp duality. *IEEE Transactions on Information Theory*, 54(3):1241–1251.
- [Binmore y Vulkan, 1999] Binmore, K. y Vulkan, N. (1999). Applying game theory to automated negotiation. *NETNOMICS*, 1(1):1–9.
- [Buttner, 2006] Buttner, R. (2006). A classification structure for automated negotiations. In *WI-IATW '06: Proceedings of the 2006 IEEE/WIC/ACM international conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, pages 523–530, Washington, DC, USA.
- [Chen *et al.*, 1999] Chen, Y., Peng, Y., Finin, T., Labrou, Y., Chu, B., Yao, J., Sun, R., Willhelm, B., y Cost, S. (1999). 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.
- [Chevalleyre *et al.*, 2006] Chevalleyre, Y., Dunne, P. E., Endriss, U., Lang, J., Lemaître, M., Maudet, N., Padget, J., Phelps, S., Rodríguez-aguilar, J. A., y Sousa, P. (2006). Issues in multiagent resource allocation. *Informatica*, 30:2006.
- [Chevalleyre *et al.*, 2004] Chevalleyre, Y., Endriss, U., Estivie, S., y Maudet, N. (2004). Multiagent resource allocation with k-additive utility functions.
- [Chun, 1988] Chun, Y. (1988). The equal-loss principle for bargaining problems. *Economics Letters*, 26(2):103–106.
- [Clarke, 1971] Clarke, E. H. (1971). Multipart pricing of public goods. *Public Choice*, 11(1):17–33.

- [Coehoorn y Jennings, 2004] Coehoorn, R. M. y Jennings, N. R. (2004). Learning on opponent's preferences to make effective multi-issue negotiation trade-offs. In *ICEC '04: Proceedings of the 6th international conference on Electronic commerce*, pages 59–68.
- [Dash *et al.*, 2003] Dash, R. K., Parkes, D. C., y Jennings, N. R. (2003). Computational mechanism design: A call to arms. *IEEE Intelligent Systems*, 18(6):40–47.
- [Davis y Smith, 1988] Davis, R. y Smith, R. G. (1988). Negotiation as a metaphor for distributed problem solving. pages 333–356.
- [Dunne *et al.*, 2005] Dunne, P. E., Wooldridge, M., y Laurence, M. (2005). The complexity of contract negotiation. *Artif. Intell.*, 164(1-2):23–46.
- [Durfee y Lesser, 1987] Durfee, E. H. y Lesser, V. R. (1987). Using partial global plans to coordinate distributed problem solvers. Technical report, Amherst, MA, USA.
- [Dyer *et al.*, 1992] Dyer, J. S., Fishburn, P. C., Steuer, R. E., Wallenius, J., y Zionts, S. (1992). Multiple criteria decision making, multiattribute utility theory: The next ten years. *Management Science*, 38(5):645–654.
- [Ehtamo *et al.*, 1999] Ehtamo, H., Hamalainen, R. P., Heiskanen, P., Teich, J., Verkama, M., y Zionts, S. (1999). Generating pareto solutions in a two-party setting: constraint proposal methods. *Management Science*, 45(12):1697–1709.
- [Engelbretch-Wiggans, 1980] Engelbretch-Wiggans, R. (1980). Auctions and bidding models: A survey. *Management Science*, 26(2):119–142.
- [Faratin, 2000] Faratin, P. (2000). *Automated Service Negotiation Between Autonomous Computational Agents*. PhD thesis, University of London, Queen Mary and Westfield College, Department of Electronic Engineering.
- [Faratin *et al.*, 1998] Faratin, P., Sierra, C., y Jennings, N. R. (1998). Negotiation decision functions for autonomous agents. *Robotics and Autonomous Systems*, 24(3-4):159–182.
- [Faratin *et al.*, 2000] Faratin, P., Sierra, C., y Jennings, N. R. (2000). Using similarity criteria to make negotiation trade-offs. In *Proceedings of the 4th International Conference on Multi-Agent Systems*, pages 119–126, Los Alamitos, CA, USA. IEEE Computer Society.
- [Faratin *et al.*, 2002] Faratin, P., Sierra, C., y Jennings, N. R. (2002). Using similarity criteria to make issue trade-offs in automated negotiations. *Artificial Intelligence*, 142(2):205–237.
- [Fatima *et al.*, 2006] Fatima, S., Wooldridge, M., y Jennings, N. R. (2006). Multi-issue negotiation with deadlines. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 27:381–417.
- [Fatima *et al.*, 2004] Fatima, S., Wooldridge, M. J., y Jennings, N. R. (2004). An agenda based framework for multi-issues negotiation. *Artificial Intelligent Journal*, 152(1):1–45.
- [Fatima *et al.*, 2005] Fatima, S., Wooldridge, M. J., y Jennings, N. R. (2005). Bargaining with incomplete information. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 44(3):207–232.
- [Fatima *et al.*, 2007] Fatima, S. S., Wooldridge, M., y Jennings, N. R. (2007). Approximate and online multi-issue negotiation. In *AAMAS '07: Proceedings of the 6th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 1–8, New York, USA. ACM.

- [Fisher y Ury, 1981] Fisher, F. y Ury, W. (1981). *Getting to yes: Negotiating an agreement without giving in*. Random House Business Books.
- [Friedman y Rust, 1993] Friedman, D. y Rust, J. (1993). *The Double Auction Market: Institutions, Theories, and Evidence*. Addison-Wesley.
- [Fristrup y Kleiding, 1989] Fristrup, P. y Kleiding, H. (1989). A note on asymptotical strategy-proofness. *Economics Letters*, 31(4):307–312.
- [Fujita *et al.*, 2009] Fujita, K., Ito, T., y Klein, M. (2009). Common testbed generating tool based on xml for multiple interdependent issues negotiation problems. In *Proceedings of the II International International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations (ACAN 2009)*, pages 16–23.
- [Gatti y Amigoni, 2005] Gatti, N. y Amigoni, F. (2005). An approximate pareto optimal cooperative negotiation model for multiple. In *IAT '05: Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology*, pages 565–571, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- [Geffner, 1992] Geffner, H. (1992). *Default reasoning: casual and conditional theories*. MIT Press.
- [Georgeff *et al.*, 1999] Georgeff, M., Pell, B., Pollack, M., Tambe, M., y Wooldridge, M. (1999). The belief-desire-intention model of agency. *Intelligent Agents V: Agents Theories, Architectures, and Languages*, pages 1–10.
- [Goldberg *et al.*, 1992] Goldberg, D. E., Goldberg, D. E., Deb, K., y Horn, J. (1992). Massive multimodality, deception, and genetic algorithms.
- [Grabisch, 1997] Grabisch, M. (1997). k-order additive discrete fuzzy measures and their representation. *Fuzzy Sets Syst.*, 92(2):167–189.
- [Hindriks *et al.*, 1998] Hindriks, K. V., de Boer, F. S., van der Hoek, W., y Meyer, J. J. C. (1998). Formal semantics for an abstract agent programming language. In *Intelligent Agents IV*, volume 1365 of *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, pages 215–229, Berlin, Germany. Springer Verlag.
- [Hindriks *et al.*, 2006] Hindriks, K. V., Jonker, C. M., y Tykhonov, D. (2006). Eliminating interdependencies between issues for multi-issue negotiation. In *CIA*, pages 301–316.
- [Hitchcock *et al.*, 2001] Hitchcock, D., McBurney, P., y Parsons, S. (2001). A framework for deliberation dialogues. In Hansen, H. V., editor, *Proceedings of the 4th Conference Ontario Society Study of Argumentation (OSSA-2001)*, Windsor, Canada.
- [Hordijk, 1995] Hordijk, W. (1995). A measure of landscapes. Working Papers 95-05-049, Santa Fe Institute.
- [Horn *et al.*, 1994] Horn, J., Horn, J., Goldberg, D. E., y Goldberg, D. E. (1994). Genetic algorithm difficulty and the modality of fitness landscapes. In *Foundations of Genetic Algorithms 3*, pages 243–269. Morgan Kaufmann.

- [Hurwicz, 1972] Hurwicz, L. (1972). On informationally decentralized systems. In McGuire, C. B., Radner, R., y Arrow, K. J., editors, *Decision and Organization*, pages 297–336. North Holland Press.
- [Ibarra y Kim, 1975] Ibarra, O. H. y Kim, C. E. (1975). Fast approximation algorithms for the knapsack and sum of subset problems. *J. ACM*, 22(4):463–468.
- [Inderst, 2000] Inderst, R. (2000). Multi-issue bargaining with endogenous agenda. *Games and Economic Behavior*, 30:64–82.
- [Ito et al., 2007] Ito, T., Klein, M., y Hattori, H. (2007). Multi-issue negotiation protocol for agents: Exploring nonlinear utility spaces. In *Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI07)*, pages 1347–1352.
- [Ito et al., 2008] Ito, T., Klein, M., y Hattori, H. (2008). A multi-issue negotiation protocol among agents with nonlinear utility functions. *Multiagent Grid Syst.*, 4(1):67–83.
- [Ito y Salleh, 2000] Ito, T. y Salleh, M. R. (2000). A blackboard-based negotiation for collaborative supply chain system. *Journal of Materials Processing Technology*, 107:398–403.
- [Janca, 1995] Janca, P. (1995). Pragmatic applications of information agents. *BIS Strategic Decisions*.
- [Jennings y Wooldridge, 1996] Jennings, N. y Wooldridge, M. (1996). Software agents. In *IEE Review*, pages 17–20.
- [Jennings et al., 2001] Jennings, N. R., Faratin, P., Lomuscio, A. R., Parsons, S., Sierra, C., y Wooldridge, M. (2001). Automated negotiation: Prospects, methods and challenges. *International Journal of Group Decision and Negotiation*, 10(2):199–215.
- [Jennings et al., 1998a] Jennings, N. R., Parsons, S., Noriega, P., y Sierra, C. (1998a). On argumentation-based negotiation. In *Proceedings of International Workshop on Multi-Agent Systems (IWMAS-1998)*, pages 1–7, Dedham, USA.
- [Jennings et al., 1998b] Jennings, N. R., Sycara, K., y Wooldridge, M. (1998b). A roadmap for agent research and development. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 1(1):7–38.
- [Kalai, 1977] Kalai, E. (1977). Proportional solutions to bargaining situations: Interpersonal utility comparisons. *Econometrica*, 45(7):1623–30.
- [Kalai y Smorodinsky, 1975] Kalai, E. y Smorodinsky, M. (1975). Other solutions to the nash’s bargaining problem. *Econometrica*, 43:513–518.
- [Keeney y Raiffa, 1976] Keeney, R. y Raiffa, H. (1976). *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs*. John Wiley and Sons.
- [Kehagias et al., 2005] Kehagias, D. D., Symeonidis, A., y Mitkas, P. (2005). Designing pricing mechanism for autonomous agents based on bid-forecasting. *Electronic Markets*, 15(1):53–62.
- [Klein et al., 2003] Klein, M., Faratin, P., Sayama, H., y Bar-Yam, Y. (2003). Protocols for negotiating complex contracts. *IEEE Intelligent Systems*, 18(6):32–38.



- [Kowalczyk y Bui, 2000] Kowalczyk, R. y Bui, V. (2000). On constraint-based reasoning in e-negotiation agents. In Dignum, F. y Cortés, U., editors, *Agent-Mediated E-Commerce III (AMEC-2000)*, volume 2003 of *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, pages 31–46. Springer.
- [Kowalczyk y Bui, 2002] Kowalczyk, R. y Bui, V. (2002). Fenax: a fuzzy e-negotiation agents system. In *Proceedings of the IEEE/IAFE/INFORMS 2000 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFER)*, pages 26–29, New York, USA.
- [Kraus, 2001a] Kraus, S. (2001a). Automated negotiation and decision making in multiagent environments. In *Multi-agents systems and applications*, pages 150–172. Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA.
- [Kraus, 2001b] Kraus, S. (2001b). *Strategic Negotiation in Multiagent Environments*. Mit Press.
- [Kraus et al., 1998] Kraus, S., Sycara, K., y Evenchick, A. (1998). Reaching agreements through argumentation: A logical model and implementation. *Artificial Intelligence*, 1-2:1–69.
- [Kreps y Wilson, 1982] Kreps, D. y Wilson, R. (1982). Sequential equilibria. *Econometrica*, 50:863–894.
- [Kumar y Kanal, 1983] Kumar, V. y Kanal, L. (1983). A general branch-and-bound formulations for understanding and synthesizing and/or tree search procedures. *Artificial Intelligence*, 21:179–198.
- [Lai et al., 2006] Lai, G., Li, C., y Sycara, K. (2006). Efficient multi-attribute negotiation with incomplete information. *Group Decision and Negotiation*, 15(5):511–528.
- [Lai et al., 2004] Lai, G., Li, C., Sycara, K., y Giampapa, J. (2004). Literature review on multi-attribute negotiations. Technical Report CMU-RI-TR-04-66, Carnegie Mellon University.
- [Lai et al., 2008] Lai, G., Sycara, K. P., y Li, C. (2008). A decentralized model for automated multi-attribute negotiations with incomplete information and general utility functions. *Multiagent and Grid Systems*, 4(1):45–65.
- [Lang, 2004] Lang, J. (2004). Logical preference representation and combinatorial vote. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 42(1-3):37–71.
- [Lau et al., 2004] Lau, R. Y. K., Tang, M., y Wong, O. (2004). Towards genetically optimised responsive negotiation agents. *Intelligent Agent Technology, IEEE / WIC / ACM International Conference on*, 0:295–301.
- [Lax y Sebenius, 1992] Lax, D. y Sebenius, J. (1992). The manager as negotiator: The negotiators dilemma: Creating and claiming value. In Goldberg, F. S. y Rogers, N., editors, *Dispute Resolution (2nd ed.)*, pages 49–62. Little Brown and Co., Boston.
- [Lin, 2004] Lin, M.-W. (November 2004). Modeling agent negotiation via fuzzy constraints in e-business. *Computational Intelligence*, 20.

- [Lin *et al.*, 2003] Lin, M. W., Lai, R., y Yu, T. J. (2003). Fuzzy constraint-based agents for negotiation in e-commerce. In *Proceedings of the International Conference on Information and Knowledge Engineering (IKE-2003)*, pages 452–458, Las Vegas, USA.
- [Lin *et al.*, 2009] Lin, R., Kraus, S., Tykhonov, D., Hindriks, K., y Jonker, C. M. (2009). Supporting the design of general automated negotiators. In *Proceedings of the II International International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations (ACAN 2009)*, pages 32–39.
- [Lomuscio *et al.*, 2001] Lomuscio, A., Wooldridge, M., y Jennings, N. R. (2001). A classification scheme for negotiation in electronic commerce. In *Agent Mediated Electronic Commerce, The European AgentLink Perspective*, pages 19–33. Springer-Verlag, London, UK.
- [Lopez-Carmona, 2006] Lopez-Carmona, M. A. (2006). *Estrategias de negociación automática basadas en restricciones difusas sobre sistemas multiagente*. PhD thesis, Universidad de Alcalá.
- [Lopez-Carmona *et al.*, 2007a] Lopez-Carmona, M. A., Marsa-Maestre, I., R. Velasco Perez, J., y Alarcos Alcazar, B. (2007a). Anegsys: An automated negotiation based recommender system for local e-marketplaces. *Latin America Transactions, IEEE (Revista IEEE America Latina)*, 5(6):409–416.
- [Lopez-Carmona *et al.*, 2009a] Lopez-Carmona, M. A., Marsa-Maestre, I., y Velasco, J. R. (2009a). Constraint based automated multi-attribute negotiations. In Ahmed, S. y Karsiti, M. N., editors, *Multiagent Systems*, chapter 2, pages 21–54. In-Tech Education and Publishing.
- [Lopez-Carmona *et al.*, 2008] Lopez-Carmona, M. A., Marsa-Maestre, I., Velasco, J. R., y de la Hoz, E. (2008). Using clustering techniques to improve fuzzy constraint based automated purchase negotiations. In *Proceedings of the I International International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations (ACAN 2009)*, Estoril, Portugal.
- [Lopez-Carmona *et al.*, 2009b] Lopez-Carmona, M. A., Marsa-Maestre, I., Velasco, J. R., y de la Hoz, E. (2009b). Using clustering techniques to improve fuzzy constraint based automated purchase negotiations. *Studies in Computational Intelligence*, Book Chapter, Springer-Verlag (to appear in 2009).
- [Lopez-Carmona y Velasco, 2006a] Lopez-Carmona, M. A. y Velasco, J. R. (2006a). An expressive approach to fuzzy constraint based agent purchase negotiation. In *Proceedings of the International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems (AAMAS-2006)*, pages 429–431, Hakodate, Japan.
- [Lopez-Carmona y Velasco, 2006b] Lopez-Carmona, M. A. y Velasco, J. R. (2006b). A fuzzy constraint based model for automated purchase negotiations. In *Proceedings of the Int. Workshop on Trading Agent Design and Analysis, and Agent Mediated Electronic Commerce VIII (TADA-AMEC VIII, AAMAS'06)*, pages 210–213, Hakodate, Japan.

- [Lopez-Carmona *et al.*, 2006a] Lopez-Carmona, M. A., Velasco, J. R., y Alarcos, B. (2006a). Automated purchase negotiations in a dynamic electronic marketplace. In *Proceedings of the 1st International Conference on Ubiquitous Computing, ICUC'06*, pages 203–211, Alcalá de Henares, Spain.
- [Lopez-Carmona *et al.*, 2006b] Lopez-Carmona, M. A., Velasco, J. R., y Alarcos, B. (2006b). An expressive fuzzy constraint based framework for agent based purchase negotiations. Technical report, University of Alcala.
- [Lopez-Carmona *et al.*, 2007b] Lopez-Carmona, M. A., Velasco, J. R., y Marsa-Maestre, I. (2007b). The agents' attitudes in fuzzy constraint based automated purchase negotiations. In *Multi-Agent Systems and Applications V*, volume 4696/2007 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 246–255. Springer.
- [Lopez-Carmona *et al.*, 2007c] Lopez-Carmona, M. A., Velasco, J. R., y Marsa-Maestre, I. (2007c). Clustering techniques in automated purchase negotiations. In *CEEMAS '07: Proceedings of the 5th international Central and Eastern European conference on Multi-Agent Systems and Applications V*, pages 310–312, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.
- [Luo *et al.*, 2003] Luo, X., Lee, J. H., Leung, H. F., y Jennings, N. R. (2003). Prioritised fuzzy constraint satisfaction problems: axioms, instantiation and validation. *Fuzzy Sets and Systems*, 136(2):151–188.
- [Luo *et al.*, 2000] Luo, X., Leung, H.-F., y Lee, J.-H.-M. (2000). A multi-agent framework for meeting scheduling using fuzzy constraints.
- [Mailler *et al.*, 2003] Mailler, R., Lesser, V., y Horling, B. (2003). 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, New York, NY, USA. ACM.
- [Manderick *et al.*, 1991] Manderick, B., de Weger, M., y Spiessens, P. (1991). The genetic algorithm and the structure of the fitness landscape. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, pages 1143–150, San Diego, CA.
- [Marsa-Maestre *et al.*, 2008a] Marsa-Maestre, I., Lopez-Carmona, M., y Velasco, J. (2008a). A hierarchical, agent-based service oriented architecture for smart environments. *Service Oriented Computing and Applications*, 2(4):167–185.
- [Marsa-Maestre *et al.*, 2009a] Marsa-Maestre, I., Lopez-Carmona, M. A., Ibanez, G., Carral, J., y Velasco, J. R. (2009a). Improving trade-offs in automated bilateral negotiations for expressive and inexpressive scenarios. *To appear in Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*.
- [Marsa-Maestre *et al.*, 2009b] Marsa-Maestre, I., Lopez-Carmona, M. A., Ito, T., Klein, M., Fujita, K., y Velasco, J. R. (2009b). Constraint and bid quality factor for bidding and deal identification in complex automated negotiations. In *Proceedings of the II International International Workshop on Agent-based Complex Automated Negotiations (ACAN 2009)*, pages 1–7.

- [Marsa-Maestre *et al.*, 2008b] Marsa-Maestre, I., Lopez-Carmona, M. A., y Velasco, J. R. (2008b). Improving trade-offs in bilateral negotiations under complete and incomplete information settings. In *PRIMA '08: Proceedings of the 11th Pacific Rim International Conference on Multi-Agents*, pages 275–286, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.
- [Marsa-Maestre *et al.*, 2008c] Marsa-Maestre, I., Lopez-Carmona, M. A., Velasco, J. R., y Alarcos, B. (2008c). Using expressive dialogues and gradient information to improve trade-offs in bilateral negotiations. In *EC-Web '08: Proceedings of the 9th international conference on E-Commerce and Web Technologies*, pages 71–80, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.
- [Marsa-Maestre *et al.*, 2009c] Marsa-Maestre, I., Lopez-Carmona, M. A., Velasco, J. R., y de la Hoz, E. (2009c). Effective bidding and deal identification for negotiations in highly nonlinear scenarios. In *Proceedings of the VIII International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2009)*, pages 1057–1064.
- [Marsa-Maestre *et al.*, 2009d] Marsa-Maestre, I., Lopez-Carmona, M. A., Velasco, J. R., Ito, T., Fujita, K., y Klein, M. (2009d). Balancing utility and deal probability for negotiations in highly nonlinear utility spaces. In *Proceedings of the Twenty-first International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-09)*, pages 214–219.
- [Mathworks, 2009] Mathworks (2009). *Matlab*. Disponible en <http://www.mathworks.com> (29/06/2009).
- [McBurney *et al.*, 2003] McBurney, P., Euk, R. M. V., Parsons, S., y Amgoud, L. (2003). A dialogue game protocol for agent purchase negotiations. *Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 7(3):235–273.
- [McBurney y Parsons, 2002] McBurney, P. y Parsons, S. (2002). Games that agents play: A formal framework for dialogues between autonomous agents. *Logic, Language and Information*, 11(3):315–334.
- [McBurney *et al.*, 2002] McBurney, P., Parsons, S., y Wooldridge, M. (2002). Desiderata for agent argumentation protocols. In *Proceedings of the International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems (AAMAS-2002)*, pages 402–409, Bologna, Italy. ACM Press.
- [Miller y Goldberg, 1995] Miller, B. L. y Goldberg, D. E. (1995). Genetic algorithms, tournament selection, and the effects of noise. *Complex Systems*, 9(3):193–212.
- [Muller y Satterthwaite, 1983] Muller, E. y Satterthwaite, M. (1983). Strategy-proofness: The existence of dominant strategy mechanisms. Discussion Papers 568, Northwestern University, Center for Mathematical Studies in Economics and Management Science.
- [Myerson, 1977] Myerson, R. B. (1977). Incentive compatibility and the bargaining problem. Discussion Papers 284, Northwestern University, Center for Mathematical Studies in Economics and Management Science.
- [Nash, 1950] Nash, J. (1950). The bargaining problem. *Econometrica*, 18(2):155–162.

- [Nash, 1953] Nash, J. F. (1953). Two-person cooperative games. *Econometrica*, 21(1):128–140.
- [Nisan, 2006] Nisan, N. (2006). Bidding languages. In Cramton, P., Shoham, Y., y Steinberg, R., editors, *Combinatorial Auctions*. MIT Press.
- [Osborne y Rubinstein, 1990] Osborne, M. y Rubinstein, A. (1990). *Bargaining and Markets*. The Academic Press.
- [Osborne y Rubinstein, 1994] Osborne, M. J. y Rubinstein, A. (1994). *A Course in Game Theory*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- [Papaioannou *et al.*, 2006] Papaioannou, I. V., Roussaki, I. G., y Anagnostou, M. E. (2006). Towards successful automated negotiations based on neural networks. In *ICIS-COMSAR '06: Proceedings of the 5th IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science and 1st IEEE/ACIS International Workshop on Component-Based Software Engineering, Software Architecture and Reuse*, pages 464–472, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- [Parsons *et al.*, 1998] Parsons, S., Sierra, C., y Jennings, N. R. (1998). Agents that reason and negotiate by arguing. *Journal of Logic and Computation*, 8(3):261–292.
- [Poundstone, 1993] Poundstone, W. (1993). *Prisoner's Dilemma*. Anchor, New York, USA.
- [Powell, 1998] Powell, M. J. D. (1998). Direct search algorithms for optimization calculations.
- [Rahwan *et al.*, 2003] Rahwan, I., Ramchurn, S. D., Jennings, N. R., Mcburney, P., Parsons, S., y Sonenberg, L. (2003). Argumentation-based negotiation. *Knowl. Eng. Rev.*, 18(4):343–375.
- [Raiffa, 1982] Raiffa, H. (1982). *The Art and Science of Negotiation*. Harvard University Press.
- [Ramchurn *et al.*, 2003] Ramchurn, S. D., Jennings, N. R., y Sierra, C. (2003). Persuasive negotiation for autonomous agents: a rhetorical approach. In *Proceedings of the IJCAI Workshop on Computational Models of Natural Argument*, pages 9–17, Acapulco, Mexico. AAAI Press.
- [Robu *et al.*, 2005] Robu, V., Somefun, D. J. A., y La Poutré, J. A. (2005). Modeling complex multi-issue negotiations using utility graphs. In *AAMAS '05: Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 280–287, New York, NY, USA. ACM.
- [Ros y Sierra, 2006] Ros, R. y Sierra, C. (2006). A negotiation meta strategy combining trade-off and concession moves. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 12(2):163–181.
- [Rosenschein y Zlotkin, 1994] Rosenschein, J. S. y Zlotkin, G. (1994). *Rules of Encounter*. MIT Press, Cambridge MA, USA.
- [Sandholm, 1999] Sandholm, T. W. (1999). Distributed rational decision making. pages 201–258.

- [Sandholm, 2002a] Sandholm, T. W. (2002a). Algorithm for optimal winner determination in combinatorial auctions. *Artificial Intelligence*, 135(1-2):1–54.
- [Sandholm, 2002b] Sandholm, T. W. (2002b). emediator: A next generation electronic commerce server. *Computational Intelligence, Special issue on Agent Technology for Electronic Commerce*, 18(4):656–676.
- [Schrijver, 1998] Schrijver, A. (1998). *Theory of Linear and Integer Programming 1998*. John Wiley and Sons.
- [Sen, 1997] Sen, S. (1997). Developing an automated distributed meeting scheduler. *IEEE Intelligent Systems*, 12(4):41–45.
- [Sierra *et al.*, 1997] Sierra, C., Faratin, P., y Jennings, N. R. (1997). 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.
- [Sierra *et al.*, 1998] Sierra, C., Jennings, N. R., Noriega, P., y Parsons, S. (1998). A framework for argumentation-based negotiation. In Singh, M., Rao, A., y Wooldridge, M. J., 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.
- [Sun, 2009] Sun (2009). *Java Sun*. Disponible en <http://java.sun.com> (29/06/2009).
- [Sunil *et al.*, 1997] Sunil, G. K., Kersten, G. E., y Noronha, S. J. (1997). Supporting international negotiation with a www-based system. In *Internet Research Report INR05/97*.
- [Sycara, 1989] Sycara, K. (1989). Argumentation: Planning other agents' plans. In *Proceedings of the 11th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 517–523, Detroit, USA.
- [Sycara, 1998] Sycara, K. (1998). Bayesian learning in negotiation. *International Journal of Human Computer Studies*, 48:125–141.
- [Teich *et al.*, 1999] Teich, J. E., Wallenius, H., Wallenius, J., y Zaitsev, A. (1999). A multiple unit auction algorithm: Some theory and a web implementation. *Electronic Markets*, 9(3):199–205.
- [Tesauro, 2002] Tesauro, G. (2002). Efficient search techniques for multi-attribute bilateral negotiation strategies. In *Proceedings of the 3rd International Symposium on Electronic Commerce (ISEC-2002)*, pages 30–36, Roma, Italy. IEEE Computer Society.
- [Tomassini *et al.*, 2005] Tomassini, M., Vanneschi, L., Collard, P., y Clergue, M. (2005). A study of fitness distance correlation as a difficulty measure in genetic programming. *Evol. Comput.*, 13(2):213–239.
- [Vasirani y Ossowski, 2009] Vasirani, M. y Ossowski, S. (2009). A market-inspired approach to reservation-based urban road traffic management. In *Proceedings of the VIII International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2009)*, pages 617–624.

- [Vasko *et al.*, 2000] Vasko, D., Maturana, F., Bowles, A., y Vandenberg, S. (2000). Autonomous cooperative factory control. *Design and Applications of Intelligent Agents*, pages 156–169.
- [Vassilev *et al.*, 2003] Vassilev, V. K., Fogarty, T. C., y Miller, J. F. (2003). Smoothness, ruggedness and neutrality of fitness landscapes: from theory to application. pages 3–44.
- [Velasco *et al.*, 2008] Velasco, J. R., Lopez-Carmona, M. A., y Marsa-Maestre, I. (2008). Negociación automática entre servicios en una red de equipos para la resolución de catástrofes. In *Congreso Internacional de Telemática y Telecomunicaciones, CiTTEL08*, La Habana, Cuba.
- [Vo *et al.*, 2007] Vo, Q. B., Padgham, L., y Cavedon, L. (2007). Negotiating flexible agreements by combining distributive and integrative negotiation. *Intelligent Decision Technologies*, 1(1-2):33 – 47.
- [von Neuman y Morgenstern, 1944] von Neuman, J. y Morgenstern, O. (1944). *The Theory of Games and Economic Behaviour*. Princeton University Press, Princeton NJ, USA.
- [Walton y Krabbe, 1995] Walton, D. N. y Krabbe, E. C. W. (1995). *Commitment in Dialogue: Basic Concepts of Interpersonal Reasoning*. SUNY Press, Albany NY, USA.
- [Wang, 2005] Wang, F.-Y. (2005). Agent-based control for networked traffic management systems. *Intelligent Systems, IEEE*, 20(5):92–96.
- [Weinberger, 1990] Weinberger, E. (1990). Correlated and uncorrelated fitness landscapes and how to tell the difference. *Biological Cybernetics*, 63(5):325–336.
- [Weiss, 1999] Weiss, G. (1999). *Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*. MIT Press, Cambridge MA, USA.
- [Wollkind *et al.*, 2004] Wollkind, S., Valasek, J., y Ioerger, T. R. (2004). Automated conflict resolution for air traffic management using cooperative multiagent negotiation.
- [Wooldridge, 2002] Wooldridge, M. (2002). *An Introduction to Multiagent Systems*. John Wiley & Sons.
- [Xue *et al.*, 2007] Xue, X., Lu, J., Wang, Y., y Shen, Q. (2007). 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, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.
- [Yokoo, 2001] Yokoo, M. (2001). *Distributed Constraint Satisfaction*. Springer Verlag.
- [Zhang y Pu, 2004] Zhang, J. y Pu, P. (2004). Survey of solving multi-attribute decision problems. Technical report, EPFL.