

Universidad de Alcalá

Escuela Politécnica Superior
Departamento de Electrónica



Desarrollo e Implementación de Algoritmos para Reconocimiento de Reflectores con Sistemas Ultrasónicos Avanzados

Tesis Doctoral

Autor

Alberto Manuel Ochoa Brust

Directores

Dr. D. Jesús Ureña Ureña
Dr. D. Álvaro Hernández Alonso

Noviembre de 2007

Resumen

En esta tesis se presenta un sistema de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos básicos (planos, esquinas, salientes). Estos reflectores constituyen tres tipos de marcas naturales que se suelen encontrar en entornos interiores, útiles para aplicaciones de guiado de robots móviles.

Para realizar esta tarea de clasificación se ha propuesto una estructura sensorial ultrasónica que permita obtener información del entorno en el menor tiempo posible (en un solo proceso de vuelo de ultrasonidos). Además, esta estructura tiene la capacidad de explorar dicho entorno en tres dimensiones, ubicando los transductores en distintos ejes (horizontal y vertical).

La estructura sensorial propuesta sólo cuenta con cuatro transductores, y todos ellos pueden emitir simultáneamente. Para lograr esta simultaneidad se ha codificado cada emisor con macro-secuencias construidas a partir de conjuntos complementarios de secuencias binarias. Esto permite, además de operar de forma simultánea, trabajar en condiciones de señal a ruido adversas, dada la ganancia de proceso que se consigue. Se obtiene así un gran número de medidas (hasta 16 tiempos de vuelo -TDV- simultáneos), y se facilita la discriminación de medidas espurias analizando la consistencia de las mismas. Se han caracterizado las macro-secuencias utilizadas, obteniéndose buenas propiedades de auto-correlación y de correlación cruzada. Esto redundará en bajas interferencias en la detección multimodo.

Para realizar la clasificación y localización de los reflectores básicos (salientes, planos y esquinas) se ha propuesto una técnica basada en PCA (análisis de componentes principales), la cual utiliza la información de los TDV extraídos en cada proceso de medida. Se puede determinar el tipo de reflector ubicado frente al sensor, así como estimar su ubicación 3D (dirección y distancia).

Para verificar la eficiencia de los algoritmos de clasificación, se han obtenido los patrones de entrenamiento a través de un simulador de TDV y se han realizado numerosas pruebas simuladas con los distintos tipos de reflectores y en diferentes posiciones. Además, se han realizado algunas pruebas experimentales que han permitido validar tanto el procesamiento de bajo nivel (obtención de los TDV) como el de alto nivel (clasificación y localización). Los resultados obtenidos por este clasificador en las pruebas reales llevadas a efecto presentan un porcentaje de aciertos cercano al 100%.

Abstract

In this thesis a classification and localization system applied to ultrasonic reflectors (plane, corner and edge) is presented. These reflectors are three types of natural landmarks, often found in indoor environments, and useful for applications of mobile robots guidance.

In order to carry out this classification, an ultrasonic sensorial structure is proposed, which allows to obtain information from the environment in the possible shortest time (in only one process of ultrasonic flight). Furthermore, this structure can explore the environment in three dimensions, by placing transducers in different axes (horizontal and vertical axis).

The proposed sensorial structure consists of four transducers, where all of them can simultaneously transmit. To achieve this simultaneity, every transducer was encoded by a macro-sequence obtained from a complementary set of sequences. This allows, not only simultaneous emissions, but also adverse signal-to-noise ratios thanks to the gain process achieved. A large number of measurements (up to 16 simultaneous Times-of-Flight, TOF) is obtained, and it improves the discrimination of spurious measurements, by analyzing their consistency. The used macro-sequences are characterized by their suitable properties of auto- and cross-correlation. This provides a low interference in multimode detection.

Regarding the classification and location of ultrasonic reflectors (plane, corner and edge), a technique based on PCA (*Principal Component Analysis*) has been proposed, which uses information from TOF determined in every emission process. The type of reflector in front of the sensor can be determined, as well as estimated its location in a 3D environment (direction and distance).

To verify the efficiency of the algorithm classification, training patterns for every reflector have been obtained with a TOF simulator. Simulated tests have been carried out with different reflector types in diverse positions. Besides, some experimental tests have been performed to verify low level process (TOF determination) and high level process (classification and location). Experimental results obtained from the classification and localization system show a success percentage near 100%.

A mi Padre
A Martha Elvira, mi segunda madre
Allá donde estén

A mi Madre

Agradecimientos

Cuando se llega hasta este momento donde se escriben estas palabras de agradecimiento, seguramente hay muchas las personas a las que se tiene decir gracias por estos cuatro años de estancia en Alcalá.

En primer lugar, quiero agradecer enormemente a Jesús Ureña y Álvaro Hernández por su apoyo incondicional y por siempre creer en mis capacidades, especialmente cuando la cosas no van tan bien como uno espera. A ambos quiero darles las gracias por sus enseñanzas para lograr culminar esta tesis, por sus jalones de orejas, que en su momento los ocupe para poder llegar a escribir esto. También les agradezco el haberme abierto las puertas de sus casas, eso fue muy importante para mí, porque aunque estaba lejos de mi tierra, no sentía la lejanía puesto que ustedes ya se habían convertido en mi Familia.

También quiero agradecer a Manuel Mazo por su amistad y por la orientación que me brindo durante esta última etapa de la tesis. A el también le debo el poder formar parte de un grupo de amigos inigualables, que todos los domingos disfrutamos de machacarnos con largos recorridos en la bicicleta, y si un día no podemos ir sufrimos enormemente. Gracias por tus palabras de aliento “Vamos campeón...”.

Tampoco quiero dejar de mencionar a la comunidad argentina Patricio y Carlos, al chileno Esteban y a los cubanos Carlos y Juancito, que fueron los que dieron la bienvenida el día que yo llegue a Alcalá en el 2003. Después, cuando regrese en el 2004, tuve la suerte de contar como amigos y compañeros a Patricio, Carlos y Fernando, que junto a mi éramos las únicas almas que vivían en el fondo 22, cosa que ya no es así, porque aunque muchos se han ido y venido, ahora somos más P. B. Tengo la suerte de compartir actualmente el laboratorio con grandes amigos, entre ellos incluyo a David (otro campeón...), a Mari Carmen que siempre ha estado ahí apoyándome en los momentos que lo he requerido. Con todos ellos he logrado crear vínculos de amistad que seguramente perdurarán por mucho tiempo.

También quiero agradecerle a toda la gente del departamento de electrónica, a todos aquellos que me brindaron su amistad y compañía durante toda mi estancia aquí, en especial a Emilio, Marta, Ana, Juan Jesús, Enrique, Manolo Esteban, José Luís, Cira, Ernesto, Nacho, Lolo, Oscar, Dani, Edward y Abdel.

También quiero dedicarles unas palabras en estos agradecimientos a toda la gente de la Universidad de Colima que ha creído en mí, en especial a Mary por la amistad cultivada y que sin su ayuda no hubiera podido cumplir este sueño. También quiero agradecer enormemente al Dr. Lepe, a la Dra. Magaña, y muy especialmente al ex-Rector, el Dr. Salazar por apoyarme incondicionalmente. Así mismo quiero agradecer al apoyo que me ha brindado el actual Rector de la universidad, el Mtro. Aguayo López.

Es importante también hacerles llegar estos agradecimientos a mi Familia, que sin ellos no hubiera logrado terminar esto. Le agradezco mucho a mi madre, por su infinita paciencia e inacabable amor. También a mis hermanos, Gonzalo, Lolis, Licho, Rocio, pero principalmente a Viro, por ese tiempo que le robe y que siempre estuvo apoyándome desde cualquier sitio, incluso ahora.

Quiero agradecer especialmente a Karina, por compartir esos enormes momentos conmigo, que siempre has estado ahí para decirme que me vaya a descansar o que siga luchando. A mis amigos los de aquí de España y de México les agradezco siempre sus palabras de aliento, especialmente a Paco, Jenny, Pablo, Jaime, Peich, Nacho, Mari Carmen y Miriam, que entre ellas dos se discutían por ser mis mejores amigas. De México, a Ana Laura, Heidy, Peque, Kike, Ary, Rita, al tremendo Ivan, a Luis, a Domi con la que he hecho buenas migas y me ha dado otra perspectiva de las cosas. También quiero incluir a aquellas personas que han estado ahí, en distintos momentos de este trayecto, a Norma y Maria, por su cariño sincero.

En estos agradecimientos es necesario mencionar también a Toño Jiménez, que siempre me ha resuelto mis dudas cuando lo he necesitado; a Maria Jesús y a Daniel Ruiz, por su apoyo en estos últimos días, que sin ellos no hubiera podido haber culminado esto. Y a todas las personas que han estado ahí... muchas gracias.

Índice General

1. Introducción	1
1.1. Procesamiento en los sistemas ultrasónicos.....	3
1.1.1. Procesamiento de bajo nivel.....	3
1.1.2. Procesamiento de alto nivel.....	5
1.2. Contexto de desarrollo de la tesis.....	7
1.3. Estructura de la tesis.....	9
2. Estado de la cuestión y objetivos planteados	11
2.1. Introducción.....	11
2.2. Arquitecturas sensoriales.....	12
2.2.1. Estructuras geométricas.....	12
2.2.2. Estructuras sensoriales de sistemas biomiméticos.....	19
2.3. Modelado del sistema de transmisión.....	23
2.3.1. Propagación multicamino (<i>multipath</i>).....	23
2.3.2. Modelos de transmisión.....	26
2.3.3. Modelo MIMO (<i>Multiple-Input, Multiple Output</i>).....	28
2.3.3.1. Modelo del canal de transmisión.....	28
2.4. Proceso de señal.....	30
2.4.1. Codificación.....	31
2.4.2. Procesamiento en el dominio del tiempo.....	34
2.4.3. Procesamiento en el dominio de la frecuencia.....	37
2.4.4. Clasificación.....	40
2.4.4.1. Análisis de componentes principales (PCA).....	42
2.4.4.2. Redes neuronales artificiales (ANN).....	43
2.5. Objetivos propuestos	49

3. Estructura del sistema sensorial ultrasónico	53
3.1. Introducción.....	53
3.2. Estructura sensorial propuesta.....	54
3.2.1. Caracterización de los reflectores básicos.....	58
<i>Reflector tipo saliente</i>	58
<i>Reflector tipo plano</i>	58
<i>Reflector tipo esquina</i>	59
<i>Otro tipos de Reflectores</i>	60
3.2.2. Patrón de direcciones de análisis de la estructura sensorial.....	62
3.3. Diagrama global de proceso.....	64
3.3.1. Procesamiento en bajo nivel.....	65
3.3.2. Procesamiento en alto nivel.....	66
3.4. Conclusiones.....	67
4. Algoritmia de bajo nivel aplicada al sistema sensorial ultrasónico	69
4.1. Introducción.....	69
4.2. Construcción de macro-secuencias a partir de conjuntos complementarios (<i>M-CSS</i>).....	70
4.2.1. Construcción de macro-secuencias con entrelazado (<i>Interleaving</i>).....	71
4.2.2. Construcción de macro-secuencias con concatenación.....	75
4.2.3. Construcción de macro-secuencias con zonas nulas en la función de AC y CC.....	78
4.3. Análisis espectral de las macro-secuencias transmitidas con distintos esquemas de modulación.....	82
4.3.1. Modulación BPSK.....	82
4.4. Procesamiento de las macro-secuencias recibidas por el sistema ultrasónico MIMO.....	89
4.4.1. Simulación del sistema ultrasónico MIMO.....	94
4.4.2. Reducción del ruido causado por las interferencias MAI e ISI.....	101
4.4.2.1. Algoritmo SIC para reducir la interferencia MAI e ISI.....	102
4.4.2.2. Verificación del algoritmo SIC al transmitir simultáneamente MS	105
4.4.2.3. Verificación del algoritmo SIC para reducir la interferencia MAI considerando el modelo del transductor.....	108

4.4.3. Algoritmia para determinar los picos de correlación.....	111
4.5. Conclusiones.....	115
5. Clasificación y localización de reflectores ultrasónicos en entornos tridimensionales	117
5.1. Introducción.....	117
5.2. Consideraciones previas.....	119
5.3. Clasificación y localización de reflectores en entornos 3D empleando la técnica PCA.....	124
5.3.1. Generación <i>off-line</i> de los patrones de referencia.....	125
5.3.2. Generación de las matrices de transformación de las clases: tipo, dirección y distancia.....	129
5.3.3. Proceso de clasificación y localización de un reflector en un entorno 3D.....	133
<i>Identificación del tipo de reflecto.....r</i>	135
<i>Estimación simultánea de la dirección y distancia.....</i>	135
<i>Toma de decisión.....</i>	137
5.4. Comprobación del método de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos en entornos 3D.....	140
5.4.1. Identificación del tipo de reflector ultrasónico.....	142
<i>Identificación de reflectores localizados a una misma distancia del sensor.....</i>	148
5.4.2. Estimación de la dirección y distancia del reflector identificación con respecto al sistema sensor.....	151
<i>Estimación de la dirección.....</i>	152
<i>Estimación de la distancia.....</i>	154
5.4.3. Verificación del sistema de clasificación ante variaciones en dirección y distancia, y en presencia de ruido.....	157
5.5. Otras alternativas de clasificación y localización de reflectores.....	175
<i>Utilización de todos los errores de recuperación para determinar el tipo de reflector.....</i>	179
5.6. Conclusiones.....	185
6. Pruebas experimentales	187
6.1. Transductores ultrasónicos empleados en el sistema sensor.....	188
6.1.1. Estructura física del sistema sensor.....	190

6.2. Proceso de bajo nivel asociado a cada transductor.....	191
6.3. Pruebas prácticas realizadas con la estructura sensorial para verificar el bajo nivel.....	192
<i>Pruebas experimentales para validar el bajo nivel</i>	194
6.3.1. Estudio sobre la separación mínima entre ecos.....	207
6.3.2. Detección de reflectores en la zona ciega.....	209
6.3.3. Precisión en la determinación de los TDV.....	213
6.4. Pruebas experimentales para validar el sistema de clasificación y localización.....	214
6.5. Conclusiones.....	223
7. Conclusiones y Trabajos Futuros	225
7.1. Conclusiones.....	225
7.2. Trabajos futuros.....	228
7.3. Publicaciones derivadas de esta tesis.....	229
7.3.1. Publicaciones derivadas	229
7.3.2. Publicaciones relacionadas	231
Apéndice A. El simulador ultrasónico	233
A.1 Aspectos generales del simulador.....	234
A.1.1 Planos.....	234
A.1.2 Cilindros.....	235
A.1.3 Sensores.....	236
A.1.4 Sistema de trayectorias.....	238
A.2 Resultados de las simulaciones.....	239
A.3 Conclusiones.....	242
Apéndice B. Conjuntos complementarios de M secuencias	243
<i>Generador y Correlador Eficiente de Conjuntos Complementarios de M Secuencias</i>	244
Apéndice A. Fundamentos matemáticos de la técnica PCA (análisis de componentes principales)	249

Criterio de maximización de la varianza..... 251

Referencias..... 255

Índice de Figuras

Figura 2.1. Configuración de la emisión/recepción con tres transductores [Barshan <i>et al.</i> , 1992].....	14
Figura 2.2. Estructura sensorial triaural propuesta en [Peremans <i>et al.</i> , 1993a].....	14
Figura 2.3. Discriminación entre planos y esquinas a partir de varias medidas desde distintas posiciones.....	15
Figura 2.4. Estructura sensorial. T=transmisor, R=receptor y V=vector receptor.....	15
Figura 2.5. Estructura sensorial propuesta por [Ureña, 1998] para discriminar entre planos/esquinas y salientes.....	16
Figura 2.6. Región de ambigüedad para dos receptores [Ureña, 1998].....	17
Figura 2.7. Patrón de transmisión de un transductor Polaroid [SensComp, 2006].....	17
Figura 2.8. a) Distribución geométrica y b) aspecto físico del sensor ultrasónico utilizado en [Hernández <i>et al.</i> , 2003a].....	18
Figura 2.9. Estructura sensorial propuesta inicialmente en [Jiménez, 2004].....	18
Figura 2.10. Estructura sensorial final empleada en [Jiménez, 2004].....	19
Figura 2.11. Estructura biosonar formada por tres transductores desarrollada en [Kuc, 1997].....	20
Figura 2.12. Robot que emula el comportamiento de un murciélago [Carmena <i>et al.</i> , 2000].....	21
Figura 2.13. Prototipo que emula al murciélago [CIRCE, 2005].....	22
Figura 2.14. Fenómeno del multicamino en la transmisión de una señal entre un emisor y un receptor.....	23
Figura 2.15. Transmisión de dos frentes de onda (camino directo e indirecto) [Sletten <i>et al.</i> , 1996].....	23
Figura 2.16. Filtro que emula el comportamiento de los canales por donde se puede propagar una señal.....	24
Figura 2.17. Recepción de múltiples señales a través de un transductor ultrasónico.....	25
Figura 2.18. Efecto del multicamino en la recepción de una señal [Sletten <i>et al.</i> , 1996]...	25
Figura 2.19. Diagramas de dispersión (range-time) vertical y horizontal [Sletten <i>et al.</i> , 1996]. En la dispersión horizontal se observa el efecto del multicamino con una línea desvanecida.....	26
Figura 2.20. Representación esquemática de un sistema MIMO.....	30
Figura 2.21. Técnica utilizada para calcular el TDV de un eco.....	34
Figura 2.22. Patrón de emisión y recepción para el modelo pistón del transductor Polaroid.....	35
Figura 2.23. Patrón de transmisión del transductor de ultrasonidos y el procesamiento del eco.....	39
Figura 2.24. Sistema sonar utilizado para capturar los ecos.....	40
Figura 2.25. a) Estructura sensorial formada por cuatro transductores. b) Entorno de pruebas en el que se pueden observar las quince posiciones en las que se toman datos para su fusión.....	41

Figura 2.26. Diagrama del clasificador empleando una FFT y ANN [McKerrow <i>et al.</i> , 2001a].....	45
Figura 2.27. Expresiones de caras empleadas en el clasificador.....	47
Figura 2.28. Sistema de reconocimiento de caras con una red neuronal.....	48
Figura 2.29. Estructura interna de la red neuronal para clasificar objetos [Dror <i>et al.</i> , 1995].....	49
Figura 3.1. Estructura sensorial propuesta.....	54
Figura 3.2. Estructura sensorial alternativa a la propuesta.....	55
Figura 3.3. Configuración de los canales físicos de transmisión para la emisión del transductor a) E/R ₁ , b) E/R ₂ , c) E/R ₃ y d) E/R ₄ ; y la recepción de todos los transductores para cada emisión.....	56
Figura 3.4. Ubicación y proyección de un objeto frente a la estructura sensorial, para obtener información relativa a su posición espacial.....	57
Figura 3.5. Vector de posición para un reflector tipo saliente.....	58
Figura 3.6. Vector de posición para un reflector tipo plano.....	59
Figura 3.7. Vector de posición para un reflector tipo esquina.....	60
Figura 3.8. Vector de posición para un reflector tipo cilindro.....	60
Figura 3.9. Vector de posición para un reflector tipo esquina en 3D.....	61
Figura 3.10. Vector de posición para un reflector complejo tipo planta.....	62
Figura 3.11. Distribución angular del mapa de direcciones.....	63
Figura 3.12. Patrón de direcciones de la estructura sensorial.....	64
Figura 3.13. Diagrama general de procesamiento propuesto.....	65
Figura 3.14. Diagrama de bloques de la algoritmia aplicada en el bajo nivel de procesamiento para obtener información del entorno.....	66
Figura 3.15. Diagrama de bloques de las técnicas utilizadas en el procesamiento de alto nivel para procesar la información extraída de los ecos recibidos por la estructura sensorial.....	67
Figura 4.1. Auto-correlación $\varphi_{MSin}[k]$ de una <i>MS</i> de longitud total $L_{MS}=1024$ construida con el entrelazado de los bits de un <i>M-CSS</i> formado por $M=32$ secuencias de longitud $L_S=32$ y semilla $p=8$	74
Figura 4.2. Correlación cruzada $\varphi_{MSin1MSin2}[k]$ entre dos <i>MS</i> de longitud total L_{MS} obtenidas de dos <i>M-CSS</i> distintos generados a partir de las semillas p_1 y p_2 ($L_{MS}=1024$, $M=32$, $L_S=32$, $p_1=8$, $p_2=23$).....	74
Figura 4.3. Auto-correlación $\varphi_{MSc}[k]$ de una <i>MS</i> de longitud total L_{MS} construida a partir del <i>M-CSS</i> generado con semilla p y formado por M secuencias de longitud L_S ($L_{MS}=1024$, $M=32$, $L_S=32$, $p=5$).....	77
Figura 4.4. Correlación cruzada $\varphi_{MSc1MSc2}[k]$ entre dos <i>MS</i> de longitud L_{MS} obtenidas a partir de dos conjuntos 32-CSS de distintos generados con semillas p_1 y p_2 ($M=32$, $L_S=32$, $p_1=5$, $p_2=10$).....	77
Figura 4.5. Auto-correlación $\varphi_{MSck}[k]$ de una <i>MS</i> de longitud total L_{MS} construida a partir del <i>M-CSS</i> generado con semilla p y formado por M secuencias de longitud L_S ($L_{MS}=2048$, $M=32$, $L_S=32$, $p=5$, $L_K=32$).....	80
Figura 4.6. Auto-correlación $\varphi_{MSc}[k]$ de una <i>MS</i> de longitud 2048 construida a partir del conjunto 32-CSS ($M=32$, $L_S=32$, $p=5$). Durante la construcción de la <i>MS</i> , se añadieron L_K ceros entre cada secuencia.....	80
Figura 4.7. Correlación cruzada $\varphi_{MSc1MSc2}[k]$ entre dos <i>MS</i> de longitud total L_{MS} obtenidas a partir de dos <i>M-CSS</i> distintos generados con semillas p_1 y p_2 ($L_{MS}=2048$, $M=32$, $L_S=32$, $p_1=5$, $p_2=10$).....	81

Figura 4.8. Ampliación de la zona libre de interferencia de longitud $2 \cdot L_K$ en la correlación cruzada $\varphi_{MSck1MSck2}[k]$ de dos MS de longitud total L_{MS}	81
Figura 4.9. Modulación BPSK, considerando un símbolo digital de $\frac{1}{2}$ ciclo de la portadora y su representación discreta en el tiempo.....	84
Figura 4.10. Espectro de potencia de la macro-secuencia modulada con un símbolo de $\frac{1}{2}$ ciclo de una portadora de $f_e=50\text{kHz}$ en el esquema de modulación BPSK. Macro-secuencias construidas por <i>interleaving</i> y semillas a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$	85
Figura 4.11. Espectro de potencia de la macro-secuencia modulada con un símbolo de $\frac{1}{2}$ ciclo de una portadora de $f_e = 50\text{kHz}$ en el esquema de modulación BPSK. Macro-secuencias construidas por concatenación y semillas a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$	85
Figura 4.12. Energía transmitida al medio por una macro-secuencia modulada con un símbolo de $\frac{1}{2}$ ciclo de una portadora digital utilizando distintos periodos de emisión.....	86
Figura 4.13. Modulación BPSK, considerando un símbolo digital de la portadora y su representación discreta en el tiempo.....	86
Figura 4.14. Espectro de potencia de una macro-secuencia modulada con un ciclo del símbolo digital de la portadora emitida a una frecuencia de $f_e=50\text{kHz}$ en el esquema BPSK. Macro-secuencias construidas por <i>interleaving</i> y semillas a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$	87
Figura 4.15. Espectro de potencia de una macro-secuencia modulada con un ciclo del símbolo digital de la portadora emitida a una frecuencia de $f_e=50\text{kHz}$ en el esquema BPSK. Macro-secuencias construidas por concatenación y semillas a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$	87
Figura 4.16. Energía transmitida al medio por una macro-secuencia modulada con un ciclo de un símbolo digital utilizando distintos periodos de emisión.....	88
Figura 4.17. Espectro de potencia de una macro-secuencia modulada con dos ciclos de un símbolo digital. Macro-secuencia generada por <i>interleaving</i> y semilla a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$	89
Figura 4.18. Distribución de energía transmitida por una macro-secuencia modulada con dos ciclos de un símbolo digital.....	89
Figura 4.19. Diagrama de bloques del sistema ultrasónico MIMO (emisores, receptores y entorno).....	91
Figura 4.20. Diagrama general del proceso de emisión y recepción simultánea utilizando macro-secuencias a través del sistema ultrasónico MIMO.....	95
Figura 4.21. Respuestas impulsivas captadas por el transductor E/R ₁ asociadas a la emisión de los cuatro transductores del sistema sensor.....	96
Figura 4.22. Detección simultánea de las macro-secuencias transmitidas por el sistema ultrasónico MIMO al procesar los ecos reflejados mediante técnicas de correlación. En el transductor E/R ₁ son identificadas: a) la MS_1 de semilla $p_1=1$ transmitida por E/R ₁ , b) la MS_2 de semilla $p_2=6$ transmitida por E/R ₂ , c) la MS_3 de semilla $p_3=11$ transmitida por E/R ₃ y d) la MS_4 de semilla $p_4=16$ transmitida por E/R ₄	96
Figura 4.23. Detección simultánea de las macro-secuencias transmitidas por el sistema ultrasónico MIMO considerando en la simulación el modelo de emisión de los transductores. En el transductor E/R ₁ se identifican: a) la MS_1 de semilla $p_1=1$ transmitida por E/R ₁ , b) la MS_2 de semilla $p_2=6$ transmitida por E/R ₂ , c) la MS_3 de semilla $p_3=11$ transmitida por E/R ₃ y d) la MS_4 de semilla $p_4=16$ transmitida por E/R ₄	97

Figura 4.24. Detección simultánea de las MS transmitidas considerando el modelo de emisión de los transductores y que las señales recibidas tiene agregado un ruido gaussiano con un $SNR=0dB$. Identificación en el transductor E/R_1 de a) la MS_1 transmitida por E/R_1 , b) la MS_2 transmitida por E/R_2 , c) la MS_3 transmitida por E/R_3 y d) la MS_4 transmitida por E/R_4	98
Figura 4.25. Ubicación de dos reflectores ultrasónicos localizados frente a la estructura sensorial.....	99
Figura 4.26. Identificación de las MS transmitidas después de haber sido reflejadas por el reflector ₁ y reflector ₂ , ubicados en distintos puntos frente a la estructura sensorial. Identificación en E/R_1 de a) la MS_1 emitida por E/R_1 , b) la MS_2 emitida por E/R_2 , c) la MS_3 emitida por E/R_3 y d) la MS_4 emitida por E/R_4	100
Figura 4.27. Identificación de las MS transmitidas después de haber sido reflejadas por el reflector ₁ y reflector ₂ , considerando en la simulación el modelo del transductor. Identificación en E/R_1 de a) la MS_1 emitida por E/R_1 , b) la MS_2 emitida por E/R_2 , c) la MS_3 emitida por E/R_3 y d) la MS_4 emitida por E/R_4	100
Figura 4.28. Conjunto de señales recibidas por el transductor procesadas por un bloque de correladores para detectar las macro-secuencias transmitidas.....	102
Figura 4.29. Identificación de las macro-secuencias $\{MS_i\}_{i=1,2,3,4}$ transmitidas por los transductores de la estructura sensorial a través de la señal recibida por el transductor E/R_1	103
Figura 4.30. Diagrama de bloques del algoritmo de reducción de interferencia MAE e ISI.....	104
Figura 4.31. Detección por correlación de cuatro macro-secuencias generadas por <i>interleaving</i> que fueron transmitidas simultáneamente. Cada una de las señales obtenidas muestra un nivel de ruido considerable como se puede observar en el recuadro.....	106
Figura 4.32. Detección por correlación de cuatro macro-secuencias generadas por <i>interleaving</i> que fueron transmitidas simultáneamente. Las nuevas señales obtenidas por correlación muestran una reducción de la interferencia MAI e ISI al aplicar el algoritmo SIC.....	106
Figura 4.33. Detección por correlación de cuatro macro-secuencias generadas por concatenación que fueron transmitidas simultáneamente. Las señales obtenidas tienen agregado un ruido causado por la interferencia MAI e ISI.....	107
Figura 4.34. Identificación por correlación de las macro-secuencias transmitidas simultáneamente que fueron generadas por concatenación. Las nuevas señales obtenidas por correlación muestran una reducción de la interferencia MAI e ISI al aplicar el algoritmo SIC.....	108
Figura 4.35. Identificación de cuatro macro-secuencias superpuestas captadas por el transductor E/R_i , considerando en la simulación el modelo de emisión y recepción del transductor. Las señales correladas $(\varphi_{11}[k], \varphi_{21}[k], \varphi_{31}[k], \varphi_{41}[k])$ con ruido producido por la interferencia MAI e ISI.....	109
Figura 4.36. Mejoras en la identificación de las cuatro macro-secuencias superpuestas captadas por E/R_i . Se incluye en la simulación el modelo de emisión y recepción del transductor. Las señales $(\varphi_{11}[k], \varphi_{21}[k], \varphi_{31}[k], \varphi_{41}[k])$ muestran una reducción de la interferencia MAI e ISI al aplicar el algoritmo SIC.....	110
Figura 4.37. Identificación de cuatro macro-secuencias generadas por concatenación en el transductor E/R_i que fueron transmitidas simultáneamente, considerando en la simulación el modelo de emisión y recepción del transductor. Las señales correladas $(\varphi_{11}[k], \varphi_{21}[k], \varphi_{31}[k], \varphi_{41}[k])$ muestran un ruido agregado por la interferencia MAI e ISI.....	110

Figura 4.38. Mejoras en la identificación de las cuatro macro-secuencias generadas por concatenación que son captadas por E/R _i . Se incluye el modelo de emisión y recepción del transductor en la simulación. Las señales ($\varphi_{11}[k]$, $\varphi_{21}[k]$, $\varphi_{31}[k]$, $\varphi_{41}[k]$) muestran una reducción de interferencia MAI e ISI al aplicar el algoritmo SIC.....	111
Figura 4.39. Representación de la validación de un eco al detectar una MS transmitida...	113
Figura 4.40. Comparativa del funcionamiento del detector de picos con umbral fijo sobre una señal recibida por el transductor E/R _i aplicándolo directamente y con un pre-procesamiento de la señal. El umbral fijo se estableció en 7000. La macro-secuencia utilizada fue generada por la concatenación de un M-CSS de $L_S=256$ y $M=4$	114
Figura 5.1. Diagrama de bloques del proceso <i>off-line</i> conteniendo las operaciones realizadas para obtener la matriz d e transformación óptima \mathbf{U}_{opt}	122
Figura 5.2. Diagrama de bloques del proceso <i>on-line</i> de la técnica PCA.....	124
Figura 5.3. Distribución tridimensional de las Q posiciones del mapa de direcciones donde estarán ubicados los reflectores para obtener los patrones de entrenamiento.	126
Figura 5.4. Distribución de las L distancias donde se ha ubicado un reflector ultrasónico en un espacio 3D para la obtención de los patrones de entrenamiento.....	126
Figura 5.5. Reflectores ultrasónicos considerados, definidos por su vector de posición \vec{r} . Reflectores a) tipo saliente-lineal, b) tipo plano, y c) tipo esquina.....	127
Figura 5.6. Ubicación de un reflector tipo plano en distintos sitios del entorno para obtener las muestras de entrenamiento. a) Vista del eje z - y (ángulos en elevación) y b) vista del eje x - y (ángulos en azimut).....	128
Figura 5.7. Ubicación de un reflector tipo esquina en un entorno 3D para obtener las muestras de entrenamiento. a) Vista del eje z - y (ángulos en elevación) y b) vista del eje x - y (ángulos en azimut).....	128
Figura 5.8. Ubicación de un reflector tipo saliente lineal en un entorno 3D para obtener las muestras de entrenamiento. a) Vista del eje z - y (ángulos en elevación) y b) vista del eje x - y (ángulos en azimut).....	129
Figura 5.9. Diagrama de bloques del proceso <i>on-line</i> de clasificación y localización de un reflector. Proceso para obtener el tipo de reflector.....	133
Figura 5.10. Diagrama de bloques del proceso <i>on-line</i> de clasificación y localización de un reflector (Continuación de la Fig. 5.9). Proceso para estimar la dirección y distancia del reflector identificado, de manera simultánea.....	134
Figura 5.11. Estructura sensorial propuesta con 4 transductores (emisores/receptores)...	141
Figura 5.12. Representación gráfica de los valores de los N -autovalores para la clase planos, ordenados de mayor a menor.....	143
Figura 5.13. Representación gráfica de los valores de los N -autovalores de la clase saliente, ordenados de mayor a menor.....	143
Figura 5.14. Representación gráfica de los valores de los N -autovalores de la clase esquina, ordenados de mayor a menor.....	144
Figura 5.15. Clasificación de un reflector tipo plano empleando 100 muestras aleatorias extraídas de los $Q \times L$ patrones de entrenamiento de la clase plano.....	145
Figura 5.16. Distribución normal de los errores de recuperación obtenidos para la clasificación de un reflector tipo plano.....	145
Figura 5.17. Clasificación de un reflector tipo saliente empleando 100 muestras aleatorias extraídas de los patrones de entrenamiento de la clase saliente.....	146
Figura 5.18. Distribución normal de los errores de recuperación obtenidos para la clasificación de un reflector tipo saliente.....	147

Figura 5.19. Clasificación de reflectores tipo esquina empleando 100 muestras aleatorias extraídas de los conjuntos de entrenamiento de la clase esquina.....	147
Figura 5.20. Distribución normal de los errores de recuperación obtenidos para la clasificación de un reflector tipo esquina.....	148
Figura 5.21. Clasificación de reflectores tipo plano localizados a una distancia $r=0.9m$ en $Q=61$ distintas posiciones del mapa de direcciones.....	149
Figura 5.22. Clasificación de un reflector tipo saliente ubicado a una distancia de $r=0.9m$ en $Q=61$ posibles direcciones.....	150
Figura 5.23. Clasificación de un reflector tipo esquina ubicado a una distancia de $r=0.9m$ en $Q=61$ distintas direcciones del mapa.....	150
Figura 5.24. Representación de los $Q=61$ errores de recuperación obtenidos para estimar las $L=14$ direcciones de los reflectores tipo plano identificados, los cuales están ubicados en $L=14$ distintas distancias con respecto al sistema sensor.....	152
Figura 5.25. Determinación de las direcciones de los reflectores tipo saliente identificados, que están ubicados a distintas distancias l del sistema sensor y en la dirección $q=35$	153
Figura 5.26. Estimación de la dirección de los reflectores tipo saliente identificados, que están ubicados a $L=14$ distintas distancias del sistema sensor y en la dirección $q=35$	154
Figura 5.27. Determinación de la distancia de un reflector tipo plano ubicado en $L=14$ distintas distancias con respecto al sistema sensor.....	155
Figura 5.28. Determinación de la distancia de un reflector tipo saliente ubicado en $L=14$ distintas distancias con respecto al sistema sensor.....	156
Figura 5.29. Estimación de la distancia de un reflector esquina ubicado a $L=14$ distintas distancias del sistema sensor.....	156
Figura 5.30. Errores de recuperación obtenidos durante la identificación de un reflector plano ubicado a una distancia r de 0.94m y en $Q'=61$ distintas direcciones.....	158
Figura 5.31. Distribución normal de los errores de recuperación obtenidos durante la identificación de un reflector tipo plano ubicado a una distancia r de 0.94m y en $Q'=61$ distintas direcciones.....	159
Figura 5.32. Errores de recuperación obtenidos para la estimación de las Q' direcciones de un reflector tipo plano.....	160
Figura 5.33. Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la distancia de un reflector tipo plano ubicado a $r=0.94m$	161
Figura 5.34. Errores de recuperación para la identificación de un reflector a) saliente y b) esquina. Distribuciones normales de un reflector c) tipo saliente y un d) tipo esquina.....	162
Figura 5.35. Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la dirección de un reflector a) tipo saliente y un b) tipo esquina. Distancias estimadas para el reflector c) saliente y d) esquina.....	164
Figura 5.36. Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la distancia un reflector a) tipo saliente y un b) tipo esquina.....	165
Figura 5.37. Errores de recuperación obtenidos para la identificación de un plano en $Q=61$ distintas distancias considerando un ruido gaussiano de a) $5\mu s$ y b) $15\mu s$	166
Figura 5.38. Errores de recuperación para la estimación de las direcciones de un reflector plano con un ruido de a) $5\mu s$ y b) $15\mu s$	167
Figura 5.39. Errores de recuperación para la estimación de la distancia real $r=0.94m$ de un plano con un ruido de a) $5\mu s$ y b) $15\mu s$ de desviación típica.....	168
Figura 5.40. Errores de recuperación obtenidos para la identificación de un reflector saliente con un ruido gaussiano de a) $5\mu s$ y b) $15\mu s$	169

Figura 5.41. Errores de recuperación generados para la estimación de la dirección q de un reflector tipo saliente contaminado con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$	170
Figura 5.42. Errores de recuperación para estimación de la distancia de un reflector tipo saliente con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$	171
Figura 5.43. Errores de recuperación para la identificación de un reflector esquina con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$	172
Figura 5.44. Errores de recuperación para estimación de la dirección de un reflector tipo esquina con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$	173
Figura 5.45. Errores de recuperación para la estimación de la distancia de un reflector esquina con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$	174
Figura 5.46. Diagrama de bloques de una posible alternativa (A1) de clasificación y localización de reflectores.....	175
Figura 5.47. Diagrama de bloques de una posible alternativa (A2) de clasificación y localización de reflectores.....	176
Figura 5.48. Diagrama de bloques de una posible alternativa (A3) de clasificación y localización de reflectores.....	177
Figura 5.49. Resultados de la localización (dirección y distancia) de un reflector tipo plano, extraído de los patrones de entrenamiento. Alternativa a) presentada en esta tesis, b) A1, c) A2 y d) A3.....	178
Figura 5.50. Representación de los errores mínimos de recuperación obtenidos durante la identificación de los tres tipos reflectores (plano, esquina y saliente).....	180
Figura 5.51. Representación de las diferencias de los errores de recuperación obtenidos durante la identificación del tipo de reflector.....	181
Figura 5.52. Niveles de probabilidad obtenidos durante la identificación de un reflector tipo plano en 14 direcciones definidas a una distancia de $r=0.7\text{m}$ y con un ruido gaussiano de $15\mu\text{s}$	183
Figura 5.53. Niveles de probabilidad obtenidos durante la identificación de un reflector tipo saliente en 14 direcciones definidas a una distancia de $r=0.7\text{m}$ y con un ruido gaussiano de $15\mu\text{s}$	184
Figura 5.54. Niveles de probabilidad obtenidos durante la identificación de un reflector tipo esquina en 14 direcciones definidas a una distancia de $r=0.7\text{m}$ y con un ruido gaussiano de $15\mu\text{s}$	184
Figura 6.1. Transductor electrostático de Polaroid [SensComp, 2006].....	188
Figura 6.2. Respuesta del transductor en transmisión y recepción [SensComp, 2007].....	189
Figura 6.3. Patrón de radiación del transductor Polaroid [SensComp, 2007].....	189
Figura 6.4. Diagrama de bloques del módulo de acondicionamiento (MA) modificada...	190
Figura 6.5. Estructura sensorial desarrollada. a) Distribución geométrica del sensor ultrasónico y b) aspecto físico.....	190
Figura 6.6. Diagrama de bloques del procesamiento de bajo nivel realizado en cada transductor.....	191
Figura 6.7. Sistema de adquisición de datos.....	193
Figura 6.8. Escenario de prueba para verificar el procesamiento de bajo nivel.....	194
Figura 6.9. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_1 durante la emisión del transductor E/R_1 considerando el escenario de la Figura 6.8	195
Figura 6.10. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_2 durante la emisión del transductor E/R_1 considerando el escenario de la Figura 6.8	195
Figura 6.11. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_3 durante la emisión del transductor E/R_1 considerando el escenario de la Figura 6.8	196

Figura 6.12. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₄ durante la emisión del transductor E/R ₁ considerando el escenario de la Figura 6.8	196
Figura 6.13. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₁ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.8.....	197
Figura 6.14. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₂ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.8.....	198
Figura 6.15. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₃ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.8.....	198
Figura 6.16. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₄ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.8.....	199
Figura 6.17. Segundo escenario de prueba para verificar el procesamiento de bajo nivel.	199
Figura 6.18. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₁ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.17.....	200
Figura 6.19. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₂ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.17.....	200
Figura 6.20. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₃ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.17.....	201
Figura 6.21. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₄ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.17.....	201
Figura 6.22. Segundo escenario de prueba con la transmisión simultánea de todos los transductores.....	202
Figura 6.23. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₁ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.22.....	203
Figura 6.24. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₂ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.22.....	203
Figura 6.25. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₃ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.22.....	204
Figura 6.26. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₄ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.22.....	204
Figura 6.27. Escenario de prueba para verificar la simetría en las medidas del sistema sensorial.....	205
Figura 6.28. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₁ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.27.....	205
Figura 6.29. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₂ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.27.....	206

Figura 6.30. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₃ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.27.....	206
Figura 6.31. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R ₄ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.27.....	207
Figura 6.32. Escenario de prueba para verificar la separación mínima entre ecos.....	208
Figura 6.33. Resultados obtenidos para el escenario de prueba considerado en la Figura 6.32.a.....	208
Figura 6.34. Resultados obtenidos para el escenario de prueba considerado en la Figura 6.32.b.....	209
Figura 6.35. a) Diagrama de la zona cercana y lejana de un transductor emisor/receptor y b) Escenario de prueba para la detección de un reflector en la zona ciega.....	210
Figura 6.36. Resultados obtenidos para un reflector localizado a una distancia de 41cm sobre el eje axial del sensor considerando el escenario de la Figura 6.35.b.....	211
Figura 6.37. Resultados obtenidos para un reflector localizado a una distancia de 21cm sobre el eje axial del sensor considerando el escenario de la Figura 6.35.b.....	211
Figura 6.38. Resultados obtenidos para un reflector localizado a una distancia de 17cm sobre el eje axial del sensor considerando el escenario de la Figura 6.35.b.....	212
Figura 6.39. Análisis de las propiedades (<i>bound</i>) de las macro-secuencias considerando distintos niveles de pérdida de la señal transmitida.....	212
Figura 6.40. Escenario de prueba para verificar la precisión en la determinación de los TDV.....	213
Figura 6.41. Escenario de pruebas experimentales para el reflector tipo plano.....	215
Figura 6.42. Escenario de pruebas experimentales para el reflector tipo saliente.....	216
Figura 6.43. Escenario de pruebas experimentales para el reflector tipo esquina.....	216
Figura 6.44. Resultados obtenidos para la clasificación de un reflector tipo plano.....	216
Figura 6.45. Distancias estimadas para los reflectores tipo plano localizados a una distancia de 2m.....	217
Figura 6.46. Direcciones estimadas por el sistema de clasificación para las pruebas experimentales.....	218
Figura 6.47. Resultados de la clasificación de un reflector tipo saliente ubicado a una distancia de 1.32m.....	218
Figura 6.48. Resultados obtenidos para la estimación de la distancia de un reflector tipo saliente.....	220
Figura 6.49. Direcciones estimadas por el sistema de clasificación para un reflector tipo saliente.....	220
Figura 6.50. Resultados de la identificación de un reflector tipo esquina durante las pruebas experimentales.....	221
Figura 6.51. Distancias estimadas para el reflector tipo esquina durante las pruebas experimentales.....	222
Figura 6.52. Direcciones estimadas del reflector tipo esquina en las pruebas.....	222
Figura A.1. a) Representación de un plano con sus distintos parámetros y b) la utilización de este elemento para construir otros reflectores (saliente) al variar sus parámetros de configuración.....	235
Figura A.2. Representación de dos cilindros en el entorno con distintos parámetros.....	235
Figura A.3. Representación en barrera de la estructura sensorial con las distintas configuraciones de funcionamiento de los transductores que la forman.....	236

Figura. A.4 Representación en anillo de una estructura sensorial utilizando únicamente transductores emisores/receptores.....	237
Figura A.5 Ventana de configuración de los transductores.....	237
Figura A.6. Ventanas para realizar a) el movimiento de elementos o b) el movimiento de la estructura.....	238
Figura A.7 Aplicación para crear una trayectoria por puntos.....	239
Figura A.8. Aplicación para crear una trayectoria por incrementos.....	239
Figura A.9. Simulación de un plano frente a la estructura sensorial.....	240
Figura A.10. Resultados obtenidos por el simulador al colocar un plano frente al sensor.	240
Figura A.11 Resultado de la insonificación de un plano y un cilindro con el trazado de rayos.....	241
Figura A.12. Resultados obtenidos por el simulador cuando se utiliza un plano y un cilindro.....	241
Figura B.1. Esquema de implementación de un generador eficiente de M -CSS utilizando la arquitectura de un generador de $M/2$ -CSS.....	245
Figura B.2. Esquema de implementación de un correlador eficiente de M -CSS utilizando la arquitectura de un correlador de $M/2$ -CSS.....	245
Figura B.3. Suma $\varphi_{AC}[k]$ de la funciones de auto-correlación de las secuencias de dos conjuntos 32-CSS con $M=32$ y $L=32$, contruidos a partir del generador eficiente con semillas a) $p_1=8$ y b) $p_2=10$	247
Figura B.4. Suma $\varphi_{CC}[k]$ de sus funciones de correlación cruzada entre las secuencias de dos conjuntos 32-CSS de semillas $p_1=8$ y $p_2=10$, considerando en ambos casos $M=32$ y $L=32$	248

Índice de Tablas

Tabla 3.1. Configuración de emisión/recepción de transductores de la estructura sensorial.....	56
Tabla 5.1. Distribución de las direcciones del mapa y ángulos de apertura de cada hexágono concéntrico.....	142
Tabla 5.2. Codificación de las distancias consideradas para el proceso de adquisición de los patrones de entrenamiento de las distintas clases de reflectores.....	142
Tabla 6.1. Estudio estadístico sobre la determinación de los TDV a distintas distancias r	213
Tabla 6.2. Resultados experimentales de clasificador para un reflector tipo plano.....	217
Tabla 6.3. Resultados experimentales del clasificador para un reflector tipo saliente.....	219
Tabla 6.4. Resultados experimentales del clasificador para un reflector tipo esquina.....	222

Glosario de Símbolos y Operadores

<i>Símbolo</i>	<i>Descripción</i>
$A_{\phi_{ij-\rho}}$	Amplitud de los picos de correlación ρ detectados sobre $y_j[k]$ en busca de la MS_i .
$bs_{n,m}$	m -ésimo bit de la n -ésima secuencia de un conjunto complementario de M secuencias.
c	Velocidad de propagación de las ondas acústicas.
\mathbf{C}	Matriz de covarianza (<i>scatter</i>).
d	Distancia entre reflectores.
$d_x(\mathbf{E})$	Densidad de probabilidad del vector de errores \mathbf{E} .
d_g	Distancia euclídea en el espacio transformado.
D	Separación entre dos vectores sensores.
$\Delta\mathbf{E}$	Vector de diferencia de errores de recuperación.
$\Delta\bar{\mathbf{E}}$	Vector media de la diferencia de errores de recuperación.
\mathbf{E}/\mathbf{R}_i	i -ésimo transductor ultrasónico (emisor/receptor).
f_s	Frecuencia de muestreo.
f_e	Frecuencia de emisión.
F_o	Ventana de análisis para el detector de picos.
FE	Rango máximo de valores que puede alcanzar la señal $y_i[k]$.
G	Número de TDV del conjunto de entrenamiento.
$h_{env}[k]$	Respuesta impulsiva del entorno.
$h_{i,j}[l]$	Respuesta impulsiva entre el emisor i y el receptor j en el instante l .
\mathbf{H}_l	Matriz que contiene todas las respuestas impulsivas de los canales físicos de transmisión en el instante l .
$\mathbf{H}_z(z^{-1})$	Matriz que contiene la suma de todas las matrices \mathbf{H}_l para todos los instantes de tiempo l considerados por el sistema de transmisión.
i	i -ésimo transductor emisor.

<i>Símbolo</i>	<i>Descripción</i>
j	j -ésimo transductor receptor.
k	Instante de tiempo discreto.
K	Número de autovalores más significativos de la matriz de covarianza \mathbf{C} .
K_0	Secuencia de ceros de longitud L_K .
l	Índice.
L	Numero de distancias discretas consideradas en los patrones de entrenamiento
L_S	Longitud de las secuencias del M -CSS.
L_K	Longitud de la secuencia de ceros insertada entre cada secuencia del M -CSS.
L_{MS}	Longitud de la macro-secuencia.
m	Índice.
$MS_i^{(p)}$	i -ésima macro-secuencia generada a partir de la semilla p .
M	Número de secuencias de un conjunto complementario.
$MSc[k]$	Macro-secuencia generada a través de la concatenación de las M secuencias de un M -CSS.
$MSck[k]$	Macro-secuencia generada por la concatenación de las M secuencias de un M -CSS colocando entre ellas una secuencia de ceros de longitud L_K .
$MSin[k]$	Macro-secuencia generada por entrelazado (<i>interleaving</i>) de los bits de las secuencias de un M -CSS.
n	Índice.
N	Número máximo de TDV obtenidos con la estructura sensorial.
N_{mp}	Número de multicaminos.
N_C	Número de símbolos de modulación.
o	Orden del canal de transmisión.
p	Representación decimal de combinación de bits de la matriz de generación o correlación de secuencias complementarias.
$P_{AC}[k]$	Picos de auto-correlación detectados.
P	Fuente puntual ultrasónica con coordenadas (x_P, y_P, z_P) que define la posición de un reflector en un entorno 3D.
q	q -ésima dirección del mapa de direcciones.
Q	Número de posiciones del mapa de direcciones.
r	Distancia entre un reflector ultrasónico y la estructura sensorial

<i>Símbolo</i>	<i>Descripción</i>
\vec{r}	Vector de posición que define la ubicación de un reflector en un espacio tridimensional
R_{S_M}	Función de correlación de la macro-secuencia modulada S_M .
$s_e(t)$	Señal externa utilizada para excitar al transductor.
$s_{ri}[k]$	Señal recibida por el transductor E/R _i .
Sb	Símbolo de modulación formado por N_C ciclos de una portadora de frecuencia f_e .
$S_M(t)$	Señal modulada a transmitir.
$Sv_{n,L}^{(p)}$	n -ésima secuencia de longitud L que forma parte del M -CSS con interpolación de bits para el proceso de <i>interleaving</i> .
$S_{n,L}^{(p)}$	n -ésima secuencia de longitud L que forma parte del M -CSS generado a partir de la semilla p .
$S_{M(L)}^{(p)}$	Conjunto Complementario de M Secuencias de longitud L , formadas a partir de la semilla p .
t	Instante de tiempo continuo.
t_n	Vector de TDV obtenido por el sistema sensorial.
T_s	Periodo de muestreo.
T_e	Periodo de emisión.
\mathbf{T}^χ	Matriz de TDV de los patrones de entrenamiento asociado al reflector χ .
u_K	K autovalores de la matriz \mathbf{C} .
\mathbf{u}_K	K autovectores N -dimensionales de la matriz \mathbf{C} .
U_f	Umbral de detección fijo.
\mathbf{U}	Matriz de transformación conteniendo los autovectores y autovalores de la matriz de covarianza \mathbf{C} .
X_{S_M}	Potencia espectral de la macro-secuencia modulada S_M .
$y_j[k]$	Señal recibida por el transductor receptor E/R _j en el instante k después del proceso de demodulación.
$\dot{y}_j[k]$	Señal obtenida al aplicar el algoritmo SIC sobre $y_j[k]$.
$\mathbf{Y}[k]$	Matriz que contiene las señales $y_j[k]$ obtenidas por los μ transductores del sistema sensor en el instante k .
Φ	Vector de media nula del conjunto de vectores de TDV.
$\hat{\Phi}_s$	Vector de características (TDV) recuperado del espacio transformado.
Ω	Vector de características en el espacio transformado.
Ψ	Vector-media del conjunto de vectores de TDV.

<i>Símbolo</i>	<i>Descripción</i>
α	Clases de tipo de reflector, de dirección y de distancia.
β	Valor mínimo de correlación en un grupo de secuencias (<i>bound</i>).
β_{AC}	Valor mínimo en los lóbulos laterales de la función de auto-correlación en un grupo de secuencias (<i>Autocorrelation bound</i>).
β_{CC}	Valor mínimo de la función de correlación cruzada entre un grupo de secuencias (<i>Crosscorrelation bound</i>).
χ	Tipo de reflector considerado {Plano (P), Esquina (E), Saliente (S)}.
ε	Error de recuperación (ó distancia Euclídea).
ϕ_{xx}	Función de auto-correlación de la secuencia x .
ϕ_{xy}	Función de correlación cruzada entre las secuencias x e y .
γ	Angulo de azimut.
$\eta_j[k]$	j -ésimo elemento de ruido asociado al receptor E/R $_j$ en el instante k .
$\boldsymbol{\eta}[k]$	Vector de ruido que contiene los con las $\eta_j[k]$ componentes de ruido asociadas de los μ_T receptores del sensor en el instante k .
φ_{MS}	Función de auto-correlación de una macro-secuencia MS .
$\varphi_{MS_1MS_2}$	Función de correlación cruzada entre las macro-secuencias MS_1 y MS_2 .
κ_ρ	Retardo de los picos de correlación ρ detectados sobre $y_j[k]$ en busca de MS_i .
λ	Autovalores de la matriz de covarianza.
μ	Número de macro-secuencias preferidas.
μ_T	Número de transductores de la estructura sensorial.
θ	Angulo de elevación.
$\hat{\rho}$	Pico de correlación candidato a validar.
ρ	Cantidad de picos detectados al procesar la señal $y_j[k]$.
σ	Desviación estándar.
$\boldsymbol{\tau}$	Vector-columna de TDV N -dimensional (vector de características).
ξ_ε	Umbral de error de recuperación establecido.
\odot	Producto de Kröneker.
\oplus	Operación de correlación.
$*$	Operación de convolución.
\otimes	Operación de <i>interleaving</i> o entrelazado de elementos.
$ $	Operación de concatenación de elementos.

Glosario de Acrónimos y Abreviaturas

<i>Acrónimo o Abreviatura</i>	<i>Descripción</i>
AC	Auto-correlación.
ANN	Redes neuronales artificiales (<i>Artificial Neural Network</i>).
BPSK	Modulación por desplazamiento de fase binario (<i>Binary Phase Shift Keying</i>).
CC	Correlación cruzada.
CDMA	Acceso múltiple por división de código (<i>Code Division Multiple Access</i>).
CF	Componentes en frecuencia.
CIRCE	<i>Chiroptera Inspired Robotic CEphaloid</i> .
CSS	Conjunto complementario de secuencias (<i>Complementary Set of Sequences</i>).
CTFM	Señal modulada en frecuencia transmitida de forma continua (<i>Continuously Transmitted Frequency Modulated</i>).
DFT	Transformada discreta de Fourier (<i>Discrete Fourier Transform</i>).
DOF	Distancia de vuelo de un pulso transmitido.
DTOF	Diferencias de tiempo de vuelo (<i>Difference-Time-Of-Flight</i>).
DWT	Transformada discreta de Wavelet (<i>Discrete Wavelet Transform</i>).
EMFi	<i>Electro Mechanical Film</i> .
FFT	Transformada rápida de Fourier (<i>Fast Fourier Transform</i>).
FIR	<i>Finite Impulse Response</i> .
HH	Diagrama de dispersión horizontal.
ICA	Análisis de componentes independientes (<i>Independent Component Analysis</i>).
IR	Respuesta impulsiva (<i>Impulse Response</i>).
ISI	Interferencia inter-símbolo (<i>InterSymbol Interference</i>).
LGA	<i>Low Grazing Angle</i> .

<i>Acrónimo o Abreviatura</i>	<i>Descripción.</i>
LPS	Sistema de posicionamiento local (<i>Local Positioning System</i>).
MAI	Interferencia por acceso múltiple (<i>Multiple Access Interference</i>).
MHRM	Mapa heurístico con recepción múltiple.
MIMO	Sistema con múltiples-entradas y múltiples salidas (<i>Multiple-Input Multiple-Output</i>).
MISO	Sistema con múltiples entradas y una sola salida (<i>Multiple-Input Single-Output</i>).
MLP	Red neuronal perceptrón multicapa (<i>Multi-Layer Perceptron</i>).
MLE	Estimador de máxima probabilidad (<i>Maximum Likelihood Estimator</i>).
MO	Mutuamente ortogonales.
M-CSS	Conjunto complementario de M secuencias (<i>Complementary Set of M Sequences</i>).
M-ESSG	Generador eficiente de conjuntos complementarios de M secuencias.
M-ESSC	Correlador eficiente de conjuntos complementario de M secuencias.
MS	Macro-secuencia.
PAM	Modulación por anchura de pulso (<i>Pulse Amplitude Modulation</i>).
PCA	Análisis de componentes principales (<i>Principal Component Analysis</i>).
QPSK	Modulación por desplazamiento de fase en cuadratura (<i>Quadrature Phase Shift Keying</i>).
RADAR	Detección y medición de distancias mediante ondas de radiofrecuencia (<i>Radio Detection And Ranging</i>).
RF	Radio frecuencia.
RM	Robot móvil.
RMSE	Error cuadrático medio residual normalizado.
SIC	Cancelación de interferencia por sustracción (<i>Subtraction interference cancellation</i>).
SIMO	Sistemas con una sola entrada y múltiples salidas (<i>Single-Input Multiple-Output</i>).
SISO	Sistemas con una sola entrada y una sola salida (<i>Single-Input Single-Output</i>).
SNR	Relación señal ruido (<i>Signal to Noise Ratio</i>).
SOFM	Mapa auto-organizativo de Kohonen (<i>Self Organizing Feature Map</i>).
TDV	Tiempo de vuelo (<i>Time of Flight - TOF</i>).
VV	Diagrama de dispersión vertical.

1. Introducción

En este capítulo se presentan los principales objetivos y tareas a realizar en esta tesis, pudiéndose resumir en la clasificación de una serie de reflectores básicos: planos, esquinas y salientes. Dichos reflectores constituyen tres tipos de marcas naturales que se suelen encontrar en espacios interiores donde se mueven los robots. La identificación y localización de reflectores constituye una tarea fundamental en la robótica móvil, ya que la información extraída de estos sistemas permite generar mapas de entorno y localizar robots en dicho entorno.

El objetivo de esta tesis es la mejora de los rendimientos obtenidos por los sistemas sensoriales ultrasónicos en la clasificación de reflectores, mediante la utilización de técnicas para estimar la respuesta impulsiva de los canales físicos de transmisión y de algoritmos de más alto nivel para extraer las características existentes en los datos. Para ello se propondrán algoritmos tanto en el bajo como en el alto nivel de procesamiento. La extracción de las respuestas impulsivas a partir de la señal ultrasónica recibida usando técnicas de correlación se perfila como la herramienta utilizada para determinar la distancia a la que se encuentra situado un determinado objeto, así como su ubicación con respecto al sistema sensor. A partir de esta información, se estudian y aplican

diversas metodologías para llevar a cabo una clasificación de objetos lo más exitosa posible, de forma que se puedan superar los reflectores tradicionales (saliente, plano y esquina), para posteriormente discriminar entre objetos de naturaleza más compleja (personas, plantas). En este sentido, una posibilidad es usar la técnica Análisis de Componentes Principales (PCA – *Principal Component Analysis*), que tradicionalmente ha sido aplicada en otros sistemas sensoriales con diversos procedimientos y metodologías, pero de escaso uso en la actualidad en el campo de los ultrasonidos [Oufroukh *et al.*, 2002]. Así mismo, el empleo de algoritmos probabilísticos como el clasificador Bayesiano, puede ser utilizado para realizar la clasificación de reflectores ultrasónicos empleando como datos de entrada los datos procesados por la técnica PCA [Kim *et al.*, 2003].

Dentro del área de los sistemas sensoriales, resulta de gran importancia el estudio, desarrollo e implementación de algoritmos eficientes para el procesamiento de señales ultrasónicas. Como parte del procesamiento de una señal ultrasónica, existen distintos parámetros de clasificación comúnmente utilizados por los sistemas ultrasónicos sensoriales; entre los más empleados se encuentra el Tiempo de Vuelo (TDV), que suele ser usado como parámetro de clasificación en algoritmos aplicados al reconocimiento de reflectores.

El TDV extraído del eco es empleado para clasificar y detectar distintos tipos de reflectores ultrasónicos (básicos y complejos) en entornos especulares. Sin embargo, un único TDV no aporta gran información del entorno que rodea al sistema sensorial, además de que pueda existir una falta considerable de precisión al realizar su cálculo. Para mejorar la eficiencia de los sistemas sensoriales que utilizan el TDV como parámetro de clasificación, se han desarrollado diversas estructuras sensoriales con múltiples transductores para mejorar el proceso de clasificación al obtener más información del entorno. Con estas estructuras se logran obtener múltiples medidas de TDV que proveen información detallada de los reflectores que se desean clasificar [McKerrow *et al.*, 2001b][Kleeman, 2004].

Por otro lado, al analizar las señales ultrasónicas captadas por diversas estructuras sensoriales se han obtenido buenos resultados al aplicar técnicas relacionadas con la extracción de parámetros que dependen del dominio de la frecuencia (parámetros espectrales) para lograr el reconocimiento de patrones [Harper *et al.*, 1997]. Los datos

obtenidos después de aplicar técnicas de análisis espectral, muestran una estrecha relación con el tipo de reflector del cual provienen. A partir de estos parámetros en frecuencia es posible obtener una información del entorno y del reflector que se encuentre frente a la estructura sensorial, pudiendo clasificar no sólo reflectores básicos, sino también reflectores complejos, entre los que destacan plantas y personas.

En cuanto a los algoritmos con una carga computacional alta que se emplean para realizar el proceso de clasificación de los reflectores (básicos y complejos) se pueden mencionar además de la técnica PCA, las redes neuronales artificiales (ANN – *Artificial Neural Network*), las técnicas de análisis espectral (FFT – *Fast Fourier Transform*, DFT – *Discrete Fourier Transform*, DWT – *Discrete Wavelet Transform*), la técnica de Análisis de Componentes Independientes (ICA), el análisis por consideraciones geométricas, entre otras. Las redes neuronales constituyen una de las técnicas de análisis más utilizadas en los distintos tipos de clasificadores de los que se tiene referencia. Los estudios sobre los sistemas biológicos de los cetáceos y de los murciélagos han influenciado en el uso de las ANN en los sistemas de clasificación, porque el modelo físico que tiene estos sistemas biológicos es muy similar a la estructura que presenta una red neuronal [Harper *et al.*, 1997]. El sistema sonar de los murciélagos se comenzó a investigar con mayor detenimiento debido a que éste tiene la capacidad de obtener información de la señal ultrasónica captada al realizar un análisis en frecuencia, con el objetivo de identificar objetos. Basándose en estos análisis, diversos grupos de investigación han tratado de estudiar con distintas aplicaciones cómo los murciélagos logran identificar objetos, realizando un análisis espectral sobre las señales ultrasónicas. Por ello, para comprender de una mejor manera el proceso que realizan estos mamíferos, se han utilizado técnicas tanto en el dominio del tiempo como en el de la frecuencia, en donde se identifica y analiza cada uno de los pasos realizados durante la localización e identificación de un objeto. Con el estudio de estos parámetros aplicados a la robótica móvil, un sistema de navegación puede ser capaz de identificar, detectar y clasificar entre distintos tipos de reflectores.

1.1. Procesamiento en los sistemas ultrasónicos

La información extraída de los transductores de un sistema ultrasónico (señales ultrasónicas) puede ser procesada inicialmente con algoritmos de bajo nivel para

posteriormente realizar un análisis de esta información en el alto nivel. A continuación se describirán brevemente en qué consisten ambos tipos de procesamiento.

1.1.1. Procesamiento de bajo nivel

En algunas de las aplicaciones, los sensores ultrasónicos tienen asociada una electrónica a cada transductor, en la cual se pueden implementar algoritmos que ayudan a extraer información de las señales ultrasónicas captadas por los transductores. En determinados casos el procesamiento realizado en el bajo nivel es suficiente para realizar tareas como reconocimiento o clasificación de objetos. Sin embargo, en aplicaciones con un grado de complejidad más alta, es necesaria una fusión de algoritmos que trabajen tanto en el bajo nivel como en el alto nivel para lograr un mayor porcentaje de éxito en la clasificación de objetos.

Las estructuras sensoriales empleadas en los sistemas sonar han sido muy diversas en cuanto a cantidad y configuración geométrica, y el elemento básico utilizado en estas estructuras sensoriales es el transductor ultrasónico [Carmena *et al.*, 2000]. La razón por la cual se han probado distintas configuraciones geométricas y cantidades de transductores es para extraer la máxima información posible del entorno; pero ello conlleva a tener un compromiso entre el nivel de complejidad de los algoritmos y la mínima cantidad de elementos del sensor [Barshan *et al.*, 1992] [Barshan *et al.*, 2000]. Los sistemas sonar ultrasónicos han sido utilizados en distintos entornos como robots móviles y estructuras fijas de detección, para realizar diferentes tareas entre las que se puede mencionar la detección de objetos, clasificación de patrones, creación de mapas de entornos, ayuda en la navegación de los robots móviles, entre otras [Hernández *et al.*, 2003a] [McKerrow *et al.*, 2001b] [Kleeman, 2004] [Carmena *et al.*, 2000]. Los sonares ultrasónicos son empleados en robótica móvil por el fácil manejo de los elementos que lo conforman, incluyendo el bajo coste.

En el bajo nivel existen distintas técnicas que se utilizan para procesar las señales captadas por los sensores ultrasónicos y con ello obtener información detallada del entorno. Entre las técnicas más usadas se pueden mencionar las transformaciones efectuadas sobre las señales emitidas y recibidas (modulaciones), filtrados, aplicación de umbrales, cálculo de tiempos, codificación y decodificación, modelado de los canales físicos de transmisión, etc.

Las técnicas de codificación de la señal transmitida son utilizadas en los arrays de varios sensores (dos o más transductores ultrasónicos) para evitar problemas relacionados con la identificación de las señales transmitidas. Además, con esta técnica se logra mejorar la inmunidad al ruido y la sensibilidad de los transductores; la transmisión y recepción simultánea con varios emisores/receptores; la obtención e identificación de las respuestas impulsivas de los canales físicos de transmisión con el fin de disminuir el efecto del ruido generado por el propio canal; entre otras. Cabe mencionar que al usar la técnica de codificación es posible emitir simultáneamente con varios transductores sin que las señales transmitidas se interfieran entre ellas mismas debido a que existen grupos de secuencias que cuentan con buenas propiedades de autocorrelación y correlación cruzada.

Por otra parte, aplicar técnicas como la modulación de la señal antes de su transmisión, asegura que ésta se logre emitir por un canal de transmisión (transductor emisor+canal físico+transductor receptor) con la menor pérdida posible de energía debido a su comportamiento como filtro pasabanda. En este aspecto, en esta tesis se analizarán algunos esquemas de modulación que se utilizarán conjuntamente con técnicas de codificación de la señal, para determinar los mejores parámetros de configuración de ambas técnicas y lograr con ello transmitir simultáneamente un conjunto de secuencias con la menor pérdida de energía.

El modelado de un sistema de transmisión ultrasónico a través de un sistema con múltiples entradas y múltiples salidas (MIMO – *Multiple-Input Multiple-Output*) puede ser de utilidad para conocer el comportamiento de los canales físicos de transmisión cuando una o más señales son transmitidas a través de ellos. Por ello, con el modelo MIMO es posible saber la respuesta que tendrá cada canal de transmisión cuando una señal es transmitida a través de él en los distintos intervalos de tiempo, e incluso conocer el ruido existente en el canal de transmisión.

1.1.2. Procesamiento de alto nivel

De las mediciones obtenidas por un transductor de ultrasonidos o por una estructura sensorial, pueden ser extraídos algunas características (parámetros) como los TDVs, la energía instantánea, la envolvente y la composición en frecuencia del eco, entre otras. Con estas características el sistema de navegación de un robot puede tener la capacidad

de detectar y clasificar entre diferentes tipos de reflectores usando técnicas de alto nivel como la técnica PCA, las redes neuronales, etc.

Existen distintos grupos de investigación que han estado realizando un análisis en frecuencia sobre los ecos ultrasónicos, tratando de aprovechar la información que contienen del entorno y del objeto en que rebotó la señal emitida por el sistema sensor. De los ecos no sólo se pueden medir los TDV, sino también es posible extraer otros parámetros o características relacionadas con la frecuencia [Ayrulu *et al.*, 2001] [Harper *et al.*, 1997] [McKerrow *et al.*, 2001a] [Dror *et al.*, 1996], o la amplitud del eco entre otras [Barshan *et al.*, 2001a]. Además de las características de clasificación mencionadas, pueden extraerse de las señales ultrasónicas otras características como la respuesta impulsiva, susceptible de ser utilizada en los algoritmos de clasificación con mayor carga computacional para el reconocimiento de objetos de naturaleza más compleja.

Entre los algoritmos más utilizados se mencionan las ANN, aplicables en muchas áreas de investigación como herramientas para analizar un conjunto de datos, y ayudar en la solución de un problema como la clasificación. Las redes neuronales tienen la característica de que no requieren modelos de referencia y se desempeñan exitosamente en presencia de incertidumbre en la estimación de parámetros, medidas, etc. Las aplicaciones dadas hasta ahora a las redes neuronales son la clasificación y reconocimiento de patrones (visión) [Hikawa, 1999], la detección de señales del corazón (arritmias cardiacas) [Vargas *et al.*, 2002], la clasificación de imágenes de radar [Elkhetali, 2003], en el reconocimiento de placas de auto [Raus *et al.*, 1995] entre otras.

La técnica PCA ha sido utilizada en algunos trabajos como una herramienta para reducir la dimensión de un conjunto de datos, o bien para la clasificación de objetos (reconocimiento automático) al aplicarla sobre un conjunto de patrones para extraer sus rasgos más característicos. Algunos de los trabajos donde se ha usado la técnica PCA son: el reconocimiento de caras [Yang *et al.*, 2004], el procesamiento de señales [Oufroukh *et al.*, 2002], el reconocimiento de reflectores [Jiménez *et al.*, 2005] y la clasificación de señales de sonar [Soares-Filho *et al.*, 2001].

En el caso de realizar un análisis en el dominio de la frecuencia de un eco capturado, los datos obtenidos al aplicar una técnica en frecuencia (FFT, DFT, DWT) muestran una

estrecha relación con el tipo de reflector del cual provienen [Barshan et al., 2001b]. Esto significa que en los datos procesados existe información concerniente al tipo de reflector que se encuentra frente a la estructura sensorial. Debido a esto, el objeto puede ser reconocido al observar características del espectro en frecuencia del eco recibido. Esta información extraída de los ecos en el dominio de la frecuencia puede ser procesada por los algoritmos de alto nivel mencionados en el párrafo anterior, para realizar una clasificación de objetos y posteriormente aprovechar los resultados obtenidos de estas técnicas con el fin de construir mapas de entorno.

1.2. Contexto de desarrollo de la tesis

El desarrollo de esta tesis ha estado asociado a la Cátedra de Control Electrónico aplicado al Transporte que es financiada por Logytel y RENFE; al proyecto de investigación PARMEI financiado por el ministerio de Ciencia y Tecnología de España (referencia DIP2003-08715-C02-01); al proyecto ISUAP financiado por la Universidad de Alcalá (PI2004/033); y por último, al proyecto ANESUS financiado conjuntamente entre la Comunidad Autónoma de Madrid y la Universidad de Alcalá (CAM-UAH2005/016).

El Departamento de Electrónica de la Universidad de Alcalá ha desarrollado proyectos para instituciones públicas y empresas privadas del sector ferroviario durante más de 10 años, lo que ha consolidado su tarea de investigación en este campo. En 1999 se creó la Cátedra de Control Electrónico aplicada al Transporte que es patrocinada por la empresa privada Logytel y por la compañía pública RENFE. Dentro de esta línea se trabaja con diferentes sistemas sensoriales (visión [Vázquez, 2005], infrarrojos [García, 2006], ultrasonidos [Álvarez, 2005], magnéticos [Donato, 2005]) en aras de disponer de sistemas sensoriales fiables en dichos entornos.

El proyecto PARMEI, desarrollado conjuntamente con el Instituto de Automática Industrial del CSIC durante el periodo 2004-2006, tuvo por objetivo principal el desarrollo de nuevos métodos y técnicas que permiten la determinación de la posición absoluta de robots móviles en espacios interiores, utilizando para ello sensores de ultrasonidos y/o infrarrojos distribuidos en el entorno de movimiento del robot. Con ello se pretende desarrollar tecnologías de relevancia para conseguir que un robot móvil se pueda guiar de forma autónoma, con seguridad y fiabilidad, en entornos industriales y

otros como hospitales, centros de rehabilitación, etc. Los robots móviles están dotados de sensores que permitirán realizar su guiado, minimizando la electrónica a bordo del robot y por otro lado facilitando que múltiples robots se muevan simultáneamente por el entorno. Los sensores ultrasónicos montados sobre los robots pueden utilizar señales moduladas digitalmente con algún código (pseudo-aleatorio ó complementario) para posteriormente lograr su identificación y localización en el entorno, incluso con múltiples usuarios.

En el proyecto ISUAP (2004-2006) se proponía una novedosa técnica de reconocimiento y localización de reflectores especulares en entornos 3D, utilizando únicamente TDV, obtenidos a partir de transductores ultrasónicos. La técnica de reconocimiento y localización se basa en el análisis de componentes principales (PCA), y es aplicada sobre los vectores de TDV obtenidos a partir del sensor ultrasónico, el cual contiene múltiples transductores que funcionan como emisores y receptores. Los transductores emiten simultáneamente señales codificadas siendo posteriormente detectadas y discriminadas por los receptores, tras reflejarse en el entorno. La técnica permite, además de reconocer los reflectores, estimar de forma aproximada su localización física respecto del sensor. La técnica propuesta fue probada con tres tipos de reflectores en entornos 3D(planos, esquinas y salientes), logrando resultados satisfactorios.

El objetivo principal del proyecto ANESUS (iniciado en enero de 2006 y finalizado en diciembre de 2006) fue acometer el desarrollo de técnicas de procesamiento de la señal ultrasónica basadas en el análisis espectral de la misma. Con ello, se pretendía proceder a la detección de reflectores mediante transductores ultrasónicos, tratando de calcular la resolución lateral de aquéllos (posición del reflector con respecto al eje axial del transductor), y de realizar un reconocimiento inicial de los reflectores básicos, para ampliarlo posteriormente a entornos más complejos. Para ello se partió de un transductor ultrasónico clásico, sobre el cual se analizó su respuesta para diversas situaciones de entorno, y asumiendo distintos reflectores emplazados en un campo de escucha. La señal o eco ultrasónico se analizó mediante métodos clásicos en la frecuencia, para tratar de estudiar y encontrar patrones de respuesta para cada una de las situaciones que se pueden dar en el entorno, y para distintos tipos de reflectores. Los datos obtenidos de los ecos capturados (considerando los tres tipos de reflectores

básicos) se transformaron al dominio de la frecuencia para analizarlos con distintos métodos de clasificación. Basándose en los resultados obtenidos de este análisis, se diseñó un clasificador con el que se identificó el tipo de reflector localizado frente al sensor.

1.3. Estructura de la tesis

Esta tesis se ha estructurado en siete capítulos atendiendo a los diferentes temas abordados en el desarrollo de la misma. Así, después de esta introducción, en el capítulo 2 se presenta una revisión de los trabajos más relevantes relacionados con el desarrollo de sistemas sensoriales ultrasónicos que utilizan el aire como canal de transmisión. En este capítulo se revisan también las distintas estructuras sensoriales empleadas en el proceso de clasificación de reflectores, así como el análisis realizado por algunos grupos de investigación que tratan de caracterizar el proceso de clasificación a través de los sistemas biomiméticos. Por otra parte, se realiza un breve repaso sobre el modelado de los sistemas de transmisión ultrasónicos (modelos MIMO – *Multiple Input Multiple Output*) que son utilizados para la clasificación de reflectores.

En el capítulo 3 se realiza un estudio detallado de una estructura sensorial ultrasónica compuesta por múltiples transductores, con la cual se pretende lograr la identificación de distintos tipos de reflectores. La estructura sensorial tiene que ser capaz de proveer la mayor cantidad de información del entorno, para que posteriormente un sistema de clasificación pueda discriminar entre distintos tipos de reflectores con esta información.

En el capítulo 4 se propone un esquema de codificación para las señales ultrasónicas. Además, se realiza un modelado MIMO del sistema de transmisión ultrasónico con el fin de obtener simultáneamente más información del entorno, e incluso conocer el comportamiento de los canales de transmisión en cada fragmento de tiempo. Al final de este capítulo, se muestran algunas simulaciones realizadas para conocer el comportamiento del sistema propuesto y verificar que se logra identificar las señales transmitidas, aplicando distintos niveles de ruido.

En el capítulo 5 se realiza un análisis sobre el proceso de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos en entornos 3D. Dicho sistema de clasificación, basado en la técnica PCA, permite identificar y estimar la ubicación de distintos tipos de reflectores

ultrasonicos básicos (plano, esquina y saliente) empleando como parámetro de clasificación los TDV. Además, se analizan distintas alternativas de clasificación las cuales permiten determinar el tipo de reflector considerando todos los errores de recuperación obtenidos. Al final del capítulo se realizan algunas simulaciones que permiten verificar la eficiencia del algoritmo, incluso en presencia de niveles elevados de ruido.

En el capítulo 6 se muestran los resultados obtenidos de las pruebas experimentales realizadas en el bajo y alto nivel que han permitido validar los algoritmos propuestos en esta tesis.

Por último, en el capítulo 7 se discuten las conclusiones finales, se resumen las principales aportaciones realizadas, y se indican las futuras líneas de actuación que podrían derivarse de este trabajo.

2. Estado de la cuestión y objetivos planteados

2.1. Introducción

Las principales referencias que se tomaron en cuenta al realizar este trabajo son aquellas que están relacionadas fundamentalmente con la clasificación de reflectores ultrasónicos (básicos o complejos). Se han analizado trabajos que discuten el uso de las estructuras sensoriales aplicadas a los sistemas ultrasónicos, a los canales de transmisión, así como al proceso de bajo y alto nivel utilizado en los sistemas de reconocimiento. En primera instancia, se ha realizado una revisión de las estructuras sensoriales clásicas que pueden ser aprovechadas para realizar la tarea de clasificación, teniendo en cuenta tanto la cantidad de transductores utilizados como su configuración geométrica. A continuación se mencionan aquellas estructuras sensoriales influenciadas por los sistemas sonar de murciélagos y delfines.

Debido al gran éxito en el proceso de localización de blancos observado en murciélagos y delfines, algunos grupos de investigación han desarrollado algunos proyectos relacionados con los sistemas biomiméticos. Su principal objetivo es desarrollar una algoritmia con la que se pueda emular las capacidades de localización y

clasificación de estos dos mamíferos. El sistema de localización, la velocidad de procesamiento, el tamaño y resolución de su sistema son algunas de las características que se tratan de imitar a través de estos algoritmos. Conjuntamente con el desarrollo de estos algoritmos, se presentan diversas estructuras geométricas ultrasónicas para lograr los objetivos propuestos.

Por otra parte, para conocer todos aquellos parámetros que están involucrados en el proceso de emisión-reflexión-recepción es necesario contar con un modelo del sistema de transmisión y del entorno. Para lograr este objetivo, se tiene que realizar un análisis exhaustivo del sistema de emisión y recepción a través de un modelo MIMO (*Multiple Input, Multiple Output*), contemplando todos los posibles casos en que una señal transmitida pueda tener alguna perturbación.

A continuación se realiza una revisión de trabajos relacionados con el procesamiento de la señal, tanto en el alto nivel como en el bajo nivel. En el bajo nivel se han tenido en cuenta aquellas referencias que están relacionadas con el proceso de codificación de la señal durante la emisión y con la información extraída de los ecos. Los tiempos de vuelo, la diferencia de tiempos de vuelo, las amplitudes, las componentes espectrales y la potencia espectral son algunos de los parámetros que son extraídos de los ecos y pueden ser utilizados en los algoritmos de clasificación para la identificación de reflectores y objetos.

En esta revisión se han tenido en cuenta principalmente aquellas referencias que utilizan algoritmos de clasificación de alto nivel. En algunos trabajos previos se menciona que las redes neuronales son comúnmente utilizadas para resolver problemas en donde se desconoce la función de transferencia del sistema. Y finalmente se comentan algunos trabajos en donde se emplea la técnica PCA (Análisis de Componentes Principales) para el reconocimiento de patrones o para la compresión de datos.

2.2. Arquitecturas Sensoriales

2.2.1. Estructuras Geométricas

Los sistemas sonar ultrasónicos han sido utilizados en distintos entornos donde los robots móviles o las estructuras fijas de detección realizan diferentes tareas, entre las

que se destacan la detección de objetos [Barshan *et al.*, 1992], la clasificación de reflectores [Peremans *et al.*, 1993a], la creación de mapas de entornos [Ureña, 1998], la ayuda en la navegación de los robots móviles (RM) [Hernández, 2003], entre otras. Los transductores ultrasónicos, elementos que forman parte de los sonares, han sido empleados comúnmente en robótica móvil por su fácil manejo y bajo coste.

Las estructuras sensoriales empleadas en los sistemas sonar han sido muy diversas en cuanto a cantidad y configuración geométrica [Jiménez, 2004], y el elemento básico utilizado en estas estructuras sensoriales es el transductor ultrasónico. La razón por la cual se ha probado con un distinto número de transductores y configuraciones geométricas es porque se desea obtener la máxima información del entorno en el mínimo tiempo. La desventaja de emplear un único transductor es que la información obtenida de él no es suficiente para realizar una clasificación y posicionar un objeto en un entorno del cual proviene el eco recibido. En este aspecto, se han probado distintas estructuras geométricas de transductores de ultrasonidos en el área de clasificación de objetos en dos (2D) [McKerrow *et al.*, 2001b] o tres (3D) [Hong *et al.*, 1995] dimensiones. Éstos son utilizados para realizar la clasificación y reconocimiento de patrones básicos (planos, esquinas y salientes) [Barshan *et al.*, 1990], y en algunos casos se clasifican objetos complejos (plantas, caras de personas, entre otros) [Harper *et al.*, 1997][Dror *et al.*, 1996].

Uno de los primeros trabajos en el cual se realiza un estudio para lograr identificar objetos se representa en la Figura 2.1. En ésta se ejemplifica cómo el modelo desarrollado por Kuc [Barshan *et al.*, 1992] [Kuc *et al.*, 1992] usa tres transductores ultrasónicos, dentro de los cuales el central transmite la señal ultrasónica y los laterales reciben el eco procedente de un objeto. Además en este estudio se definió una zona en la cual un objeto puede ser detectado por los dos transductores laterales, la cual recibió el nombre de región activa (patrón de emisión del sistema sensorial), como se puede observar en la Figura 2.1. Figura 2.1 Con este sistema sensorial es posible detectar e identificar obstáculos que están en la trayectoria de un robot móvil sobre el cual está montado el sistema sensor.

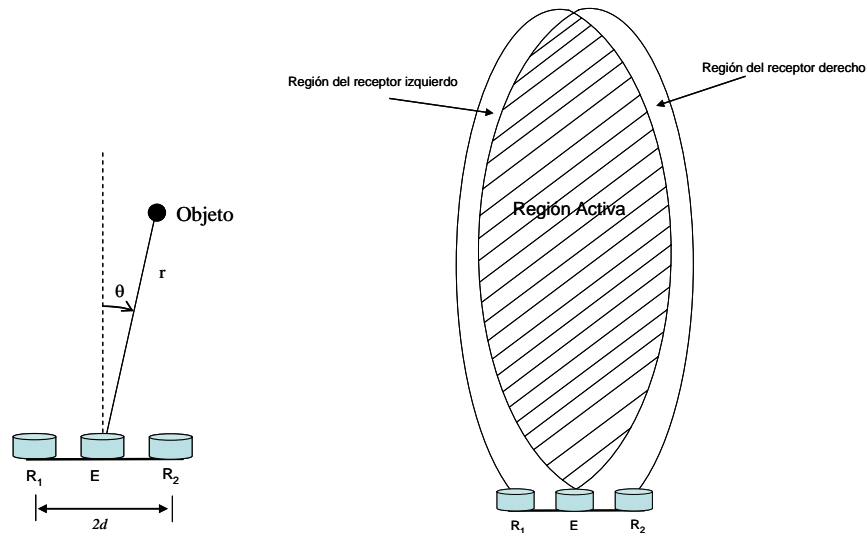


Figura 2.1. Configuración de la emisión/recepción con tres transductores [Barshan *et al.*, 1992a].

Por otra parte, otro de los trabajos pioneros fue el desarrollado por Peremans [1993a], en donde se utilizó una estructura triaural en la que el transductor central operaba como emisor/receptor y los dos laterales únicamente como receptores según la Figura 2.2. Con la estructura propuesta fueron capaces de determinar la localización (ángulo y distancia) de los reflectores, y de discriminar entre salientes y planos con una única medida.

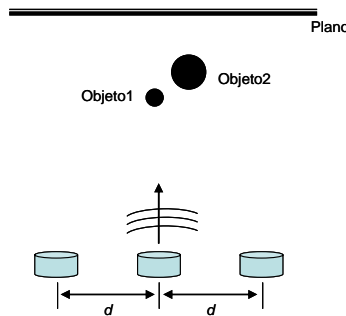


Figura 2.2. Estructura sensorial triaural propuesta en [Peremans *et al.*, 1993a].

La principal aportación de este trabajo fue precisamente el hecho de llevar a cabo la clasificación con una única medida. El algoritmo de clasificación utilizado en este trabajo se basa exclusivamente en consideraciones de tipo geométrico, suponiendo siempre entornos especulares. Posteriormente, Peremans y Van Campenhout [Peremans *et al.*, 1993b] demostraron que el sistema sensorial no es capaz de distinguir entre planos y esquinas, mientras el RM se encuentre estacionario. Para solucionar este problema, proponen que la estructura sensorial se desplace en línea recta y tome al menos dos medidas desde posiciones diferentes, tal y como se indica en la Figura 2.3.

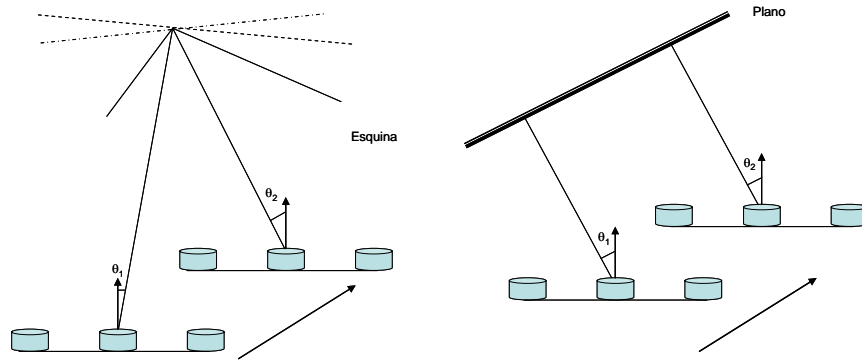


Figura 2.3. Discriminación entre planos y esquinas a partir de varias medidas desde distintas posiciones.

En el caso del reflector tipo esquina, el ángulo de escucha cambia debido al desplazamiento del robot móvil que lleva la estructura sensorial; sin embargo, en el caso del reflector tipo plano, este ángulo permanece constante. Basándose en estas consideraciones, se desarrolló un análisis estadístico que combinaba la información obtenida en las diferentes posiciones a medida que el robot se desplaza, permitiendo identificar con éxito planos y esquinas.

Posteriormente, en [Kleeman *et al.*, 1995] se mejoraron los trabajos de Peremans proponiendo un nuevo sensor, formado por dos emisores y dos receptores (Figura 2.4), capaz de identificar los tres tipos de reflectores básicos desde una misma localización. La estructura sensorial está formada por tres transductores, uno de ellos actuando como emisor/receptor, otro como receptor y el tercero como transmisor. Los dos receptores forman lo que se denomina vector sensor. Con esta nueva estructura, además de obtener la distancia a la que se encuentran los reflectores, se pueden determinar los ángulos de escucha.

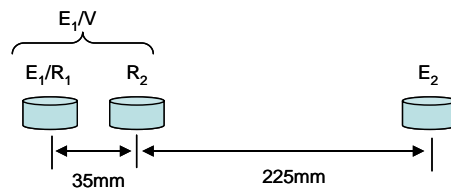


Figura 2.4. Estructura sensorial. T=transmisor, R=receptor y V=vector receptor.

En esta estructura cabe destacar la proximidad de los dos transductores receptores. El objetivo de esta proximidad es minimizar el problema de correspondencia de ecos. Con ello se asegura que los ecos recibidos por los dos receptores provienen del mismo reflector con una alta probabilidad. El algoritmo de clasificación propuesto por Kleeman y Kuc se basa en consideraciones de tipo geométrico. Demuestran cómo las

relaciones entre las distancias y ángulos de escucha medidos para cada tipo de reflector son únicas, y por tanto pueden utilizarse como criterio de clasificación. Para la identificación y localización de los reflectores proponen el estimador de máxima verosimilitud (MLE - *Maximum Likelihood Estimator*).

Ureña [1998] utiliza una estructura sensorial semejante a la presentada por Kleeman [1995] formada por cuatro transductores (Figura 2.5) con dos finalidades: clasificación de planos/esquinas y salientes, y generación de mapas de entorno. Para la generación de mapas de entorno, utiliza un novedoso método denominado MHRM (Mapa Heurístico con Recepción Múltiple). Este método permite la actualización del mapa, tras cada medida, en función de la posición del robot móvil y de los datos obtenidos. Para ello realiza una superposición de un conjunto de plantillas seleccionadas a partir de una serie de reglas heurísticas, que tienen en cuenta la información que se ha obtenido de la medida y consideraciones de tipo geométrico. Otra característica destacable del método MHRM es que, para evitar la generación de plantillas tras cada medida, éstas se generan de forma *off-line*, reduciéndose así la carga computacional.



Figura 2.5. Estructura sensorial propuesta por [Ureña, 1998] para discriminar entre planos/esquinas y salientes.

De los cuatro transductores, solamente uno de los extremos actúa como emisor/receptor en cada proceso de emisión mientras los otros tres actúan únicamente como receptores. Por ejemplo, en el caso de que el extremo izquierdo (E/R₁) actúe como emisor/receptor; R₂, R₃ y E/R₄ actuaran sólo como receptores. El objetivo de esta configuración es obtener, además de las medidas de ángulos, cuatro TDV's necesarios para llevar a cabo la discriminación entre los dos tipos de reflectores indicados (planos/esquinas y salientes).

La separación d entre cada par de transductores de los extremos se ha reducido al mínimo, como en la estructura propuesta por Kleeman [1995], con el fin de minimizar los problemas de correspondencia de ecos. La separación D viene impuesta por una solución de compromiso entre el área de ambigüedad del sensor y la capacidad discriminatoria de la estructura. El área de ambigüedad es proporcional al valor de D y

que como es lógico interesa que sea lo más pequeña posible para poder determinar con mayor exactitud la localización del reflector. Con esta estructura sensorial, el sistema trata de obtener más información del medio agregando más medidas simultáneas al sistema de detección y clasificación. Sin embargo con esta configuración pueden existir regiones de ambigüedad en donde no podría detectarse un objeto con exactitud (véase la Figura 2.6) y la posibilidad de realizar una clasificación exitosa para el caso de planos y salientes son reducidas.

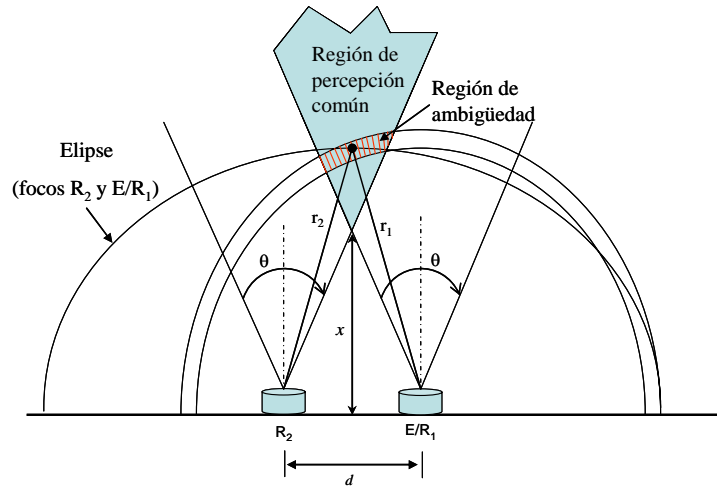


Figura 2.6. Región de ambigüedad para dos receptores [Ureña, 1998].

En estas estructuras sensoriales se optó por utilizar un transductor de la serie 600 de Polaroid [SensComp, 2006] debido a sus características de emisión/recepción. La frecuencia de trabajo del transductor y su patrón de emisión típico se muestran en la Figura 2.7, en donde se aprecia que la frecuencia de trabajo óptima es de 50kHz y ancho de banda de 14kHz. El transductor tiene un ángulo de apertura de $\pm 15^\circ$ aproximadamente, respecto al eje axial.

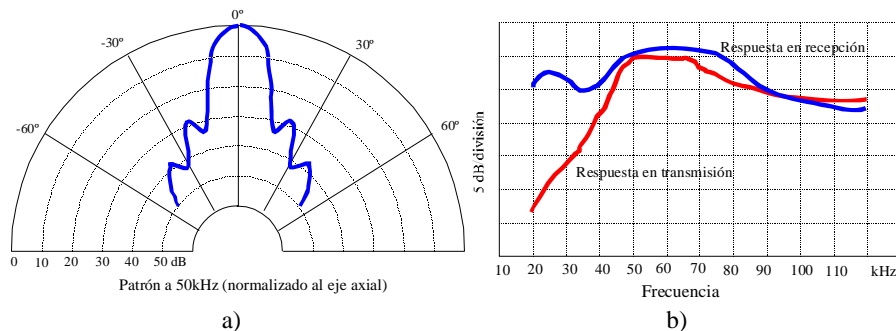


Figura 2.7. Patrón de transmisión de un transductor Polaroid [SensComp, 2006].

En la Figura 2.8.a se puede observar otra estructura sensorial formada por 4 transductores, la cual tiene la particularidad de que puede emitir con dos transductores simultáneamente (los extremos) y con los cuatro recibir los ecos [Hernández, 2003]. Los transductores E/R_1 y E/R_4 emiten de forma simultánea secuencias ortogonales, de tal manera que el sistema es capaz de detectar cada secuencia al procesar los ecos recibidos utilizando técnicas de correlación de la señal [Hernández *et al.*, 2003a] [Hernández *et al.*, 2003b] [Álvarez *et al.*, 2004]. En la Figura 2.8.b se muestra el aspecto físico de la estructura sensorial referida. En cada proceso de recepción del sistema descrito, los cuatro transductores pueden recibir simultáneamente los ecos generados por un reflector lejano y generar cuatro medidas de TDV. Al contar el sistema con 4 medidas simultáneas de TDV se pueden evitar problemas relacionados con las reflexiones especulares debido a las múltiples reflexiones de los ultrasonidos, disminuyendo así las falsas lecturas en distancia.

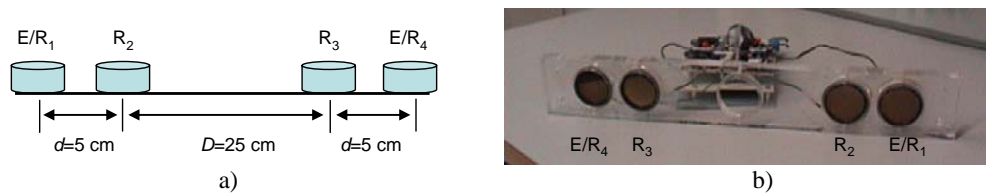


Figura 2.8. a) Distribución geométrica y b) aspecto físico del sensor ultrasónico utilizado en [Hernández *et al.*, 2003a].

Debido a la necesidad de obtener mayor información del entorno, en [Jiménez, 2004] se desarrolló la estructura sensorial que se muestra en la Figura 2.9, y con ella fue capaz de extraer información redundante del entorno con una única emisión y nueve recepciones simultáneas.

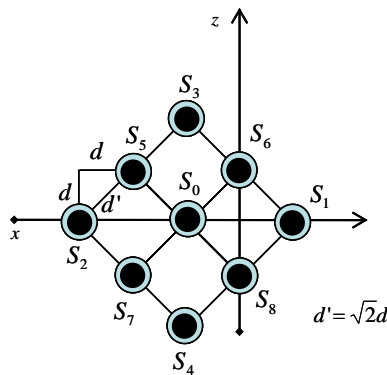


Figura 2.9. Estructura sensorial propuesta inicialmente en [Jiménez, 2004].

En esta estructura sensorial el único transductor que actúa como emisor/receptor es S_0 ; el resto de transductores trabajan sólo como receptores. Esta estructura sólo puede discriminar entre planos/esquinas y salientes. Al duplicar la estructura de la Figura 2.9, después de haber comprobado su funcionamiento, se cuenta ya con dos transductores que trabajan como emisores/receptores (S_0 y S_1) y los demás actúan como receptores únicamente, como se observa en la Figura 2.10. Con esta nueva configuración se tiene la capacidad de discriminar entre los tres tipos de reflectores básicos (planos, esquinas y salientes); así mismo, otra característica es que con los dos transductores se realiza una emisión simultánea al utilizar secuencias complementarias Golay [Golay, 1961]. En este caso, S_0 y S_1 emiten simultáneamente sus respectivas secuencias complementarias Golay asignadas a cada uno. El conjunto de transductores formado por $\{S_0, S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6, S_7, S_8\}$ recibe el eco correspondiente a la emisión de S_0 . Así mismo, $\{S_0, S_1, S_5, S_7, S_9, S_{10}, S_{11}, S_{12}, S_{13}\}$ recibe el eco correspondiente a la emisión de S_1 . En cada lectura realizada por el sistema se obtienen un máximo de 18 medidas del entorno.

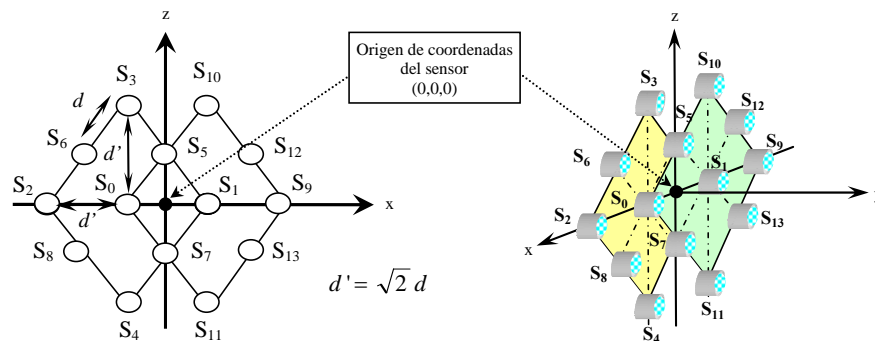


Figura 2.10. Estructura sensorial final empleada en [Jiménez, 2004].

Con este sistema se tiene un elevado número de medidas redundantes que aportan información para la discriminación de medidas erróneas. Cabe mencionar que el sistema es capaz de obtener información en un espacio 3D, considerando los parámetros de distancia, elevación y azimut.

2.2.2. Estructuras sensoriales de sistemas biomiméticos

El éxito del sonar biológico de los cetáceos (delfines y ballenas) y murciélagos ha influido para que en las nuevas estructuras sensoriales que se desarrollan esté implícita la constitución física de los sistemas sonar de estos mamíferos. Éstos usan su sistema de detección para realizar diversas tareas como cazar a sus presas, localizar y clasificar

objetos, entre otras [Kuc, 1997] [Houser *et al.*, 1999]. El sistema auditivo es el que se encarga de procesar los ecos recibidos a través de un filtrado mecánico y neurológico, para posteriormente ser analizados en el sistema nervioso. Estos tres procesos son las principales características del modelo biomimético del sistema sensorial de los cetáceos y murciélagos.

Entre los pioneros de la ecolocalización se encuentra el profesor James A. Simmons que ha trabajado en distintos proyectos relacionados con los murciélagos y su forma de cazar insectos [Simmons *et al.*, 1992]. Él ha investigado el comportamiento en la caza de un insecto y cómo son interceptados éstos por los murciélagos en el aire, en ambiente de poca luminosidad y aun en presencia de algunos objetos como árboles, que hacen más difícil la tarea del murciélago.

El murciélago es el único mamífero que nace con la habilidad de volar y con la característica de que su visión es casi nula. Algunos murciélagos localizan sus presas al emitir chillidos en pequeños intervalos de tiempo. Con ello logran que los sonidos emitidos reboten en los objetos (presa) y produzcan los ecos que les dan información detallada de la presa para su localización y clasificación.

Uno de los primeros sistemas sensoriales que fue influenciado por el sistema sonar de los murciélagos es el desarrollado por Kuc [1997], como se representa en la Figura 2.11. Este sistema sonar está conformado por tres transductores, un emisor y dos receptores, en donde los receptores tienen la particularidad de que no están fijos y pueden orientarse para encontrar la máxima intensidad de los ecos recibidos.

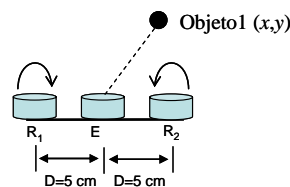


Figura 2.11. Estructura biosonar formada por tres transductores desarrollada en [Kuc, 1997].

Este sistema sonar emite un pulso acústico a través del transductor central, y los laterales reciben un eco si existe un objeto cercano. Si el eco es recibido sólo por el transductor de la derecha, la cabeza del robot girará hacia este lado para volver a emitir y detectar el objeto. El TDV del eco recibido se determina al calcular el tiempo de retardo desde que se emitió la señal ultrasónica, hasta el momento en que se capta la

forma de onda del primer eco recibido. A través del TDV calculado en el receptor R_1 se define un elipsoide con focos (R_1, E) que representa la posible detección de un blanco en los límites de dicha elipsoide. Para localizar con precisión el objeto se realiza una segunda emisión, y del eco recibido en R_2 se genera otro elipsoide con focos (R_2, E). La localización del blanco se genera mediante la intersección de las dos elipses en la dirección de detección. Posteriormente, en [Carmena *et al.*, 2000] se desarrolló un robot que también está basado en la arquitectura biosonar del murciélago, como se muestra en la Figura 2.12. Este diseño consiste en un emisor y dos receptores montados en una estructura con servomotores. Las señales recibidas por los receptores son enviadas al módulo de procesamiento de señal, el cual emula el comportamiento de la cóclea de los mamíferos y la salida de este módulo activa el control de los motores en la cabeza del sonar.

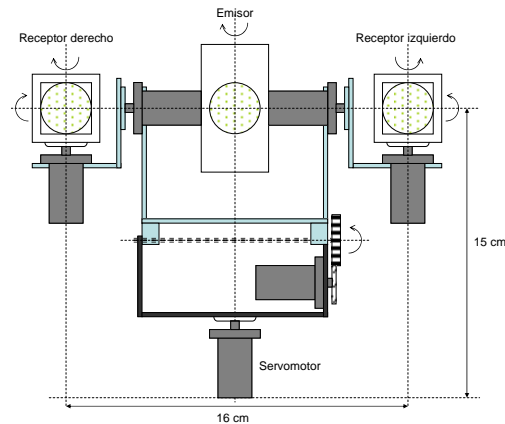


Figura 2.12. Robot que emula el comportamiento de un murciélago [Carmena *et al.*, 2000].

Peremans y otros investigadores [CIRCE, 2005] han logrado implementar un sistema biomimético que emule el comportamiento biológico del sonar de un murciélago dentro del proyecto “Chiroptera Inspired Robotic CEphaloid (CIRCE): A Novel Tool for Experiments in Synthetic Biology”. Básicamente realizan una réplica del sistema biológico del sonar de un murciélago emulando las características internas y externas de éste [Peremans *et al.*, 2003]. El objetivo general del proyecto CIRCE es reproducir a nivel funcional el sistema biosonar de un murciélago para construir una cabeza biónica que pueda ser usada para investigar cómo es el mundo explorado por los murciélagos y cómo realizan la tarea de detección y localización de objetos en su hábitat natural.

Las cuatro principales tareas a desarrollar para emular el comportamiento del sistema sonar de un murciélago son:

- La construcción de una cóclea artificial que logre convertir las ondas de sonido a una variación de voltaje (una respuesta neuronal).
- El desarrollo de un sistema micro-mecánico para controlar el movimiento de la oreja (pinna y trago) [Jones *et al.*, 2000] y proveer de una mejor directividad, al encontrar la máxima intensidad de donde provenga el sonido.
- El diseño e implementación de perfiles para formar haces. Esta tarea consiste en obtener el mejor rendimiento de la pinna, tomando como referencia las distintas formas de las orejas de varios murciélagos y verificando su comportamiento ante la presencia de una señal acústica.
- La construcción de un transductor con el cual se obtenga el mejor rendimiento al transmitir y recibir una onda de sonido ultrasónica.

El prototipo que emula el comportamiento de la cabeza biosonar desarrollado en el proyecto CIRCE puede observarse en la Figura 2.13. Este prototipo consta de tres transductores (un emisor y dos receptores) que tienen una respuesta plana alrededor de 20kHz-200kHz [Peremans *et al.*, 2005]. Cada transductor está constituido por un nuevo tipo de material llamado EMFi (*Electro Mechanical Film*) [Streicher *et al.*, 2005] el cual tiene una buena adaptación al aire, además ser una película muy delgada. En cada receptor (oreja) se combina el movimiento de dos motores que son utilizados para localizar la fuente de sonido con mayor intensidad que puede ser captada por el transductor.



Figura 2.13. Prototipo que emula al murciélago [CIRCE, 2005].

2.3. Modelado del sistema de transmisión

2.3.1. Propagación multicamino (*multipath*)

La propagación multicamino ha sido reconocida como un importante punto de análisis al estar presente en los sistemas radar y sonar (aéreo y marítimo) [Siyau *et al.*, 2003]. La energía que viaja hacia un transmisor a través de una vía directa en el aire (o en el agua) puede combinarse coherentemente con la energía de otras ondas que no siguieron un camino directo entre el emisor y receptor, causando variaciones en la amplitud y fase de la señal recibida [Swindlehurst *et al.*, 1999]. En los sistemas sonar es una situación indeseada que exista el fenómeno del multicamino debido a que la señal transmitida puede llegar al receptor a través de múltiples caminos o trayectorias (véase la Figura 2.14) [Boryssenko, 1999]. Este fenómeno reduce la capacidad de los sistemas para localizar blancos cuando la señal recibida incluye, tanto el camino directo como el frente de onda que siguió un camino indirecto (LGA - *Low-Grazing Angle*) [Sletten *et al.*, 1996]. En algunos trabajos, como el desarrollado por Sletten [1996], se ha tratado de atenuar los efectos producidos por este fenómeno. En la Figura 2.15 se muestra el concepto del término LGA, en la cual dos señales (o frentes de onda) son captadas por un sensor, una que tiene un camino directo y otra que llega a través de una reflexión.

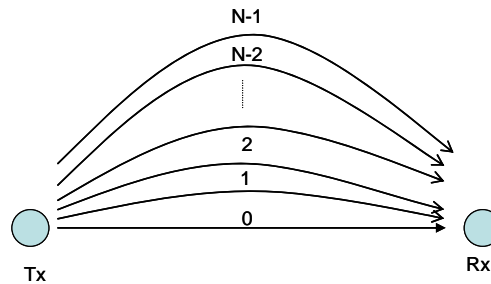


Figura 2.14. Fenómeno del multicamino en la transmisión de una señal entre un emisor y un receptor.

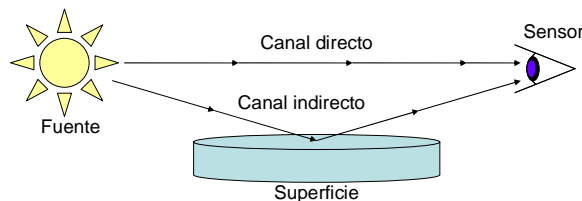


Figura 2.15. Transmisión de dos frentes de onda (camino directo e indirecto) [Sletten *et al.*, 1996].

Recientemente, el papel de la propagación multicanal debido a la generación de ecos indeseados en el mar también ha sido un tema de estudio. El fenómeno del multicamino

se considera como algo indeseado, algo que puede atenuar la señal principal que recibe un sonar o radar. En general, la propagación multicamino en un canal real tiene una naturaleza inestable. Un problema que se tiene generalmente con señales que presentan el fenómeno del multicamino es la dificultad para recuperar la señal transmitida; sin embargo existen algunas técnicas para lograr esto como la ecualización ciega (*blind equalization*) [Hua, 1996] [Swindlehurst *et al.*, 1999] o la inversión de tiempo (time-reversal) [Boryssenko, 1999], entre otras.

Si se considera la emisión de una señal a través de un canal de transmisión que pueda contener el fenómeno del multicamino, la señal recibida s_R puede ser considerada como un sumatorio (2-1) en un canal discreto o como una integral (2-2) en un canal continuo.

$$s_R[k] = \sum_{i=0}^{N_{mp}-1} \alpha_i \cdot s_E[k - \tau_i] \tag{2-1}$$

$$s_R(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \alpha(\tau) \cdot s_E(t - \tau) d\tau \tag{2-2}$$

Donde s_E es la señal transmitida; s_R es la señal recibida; τ_i y τ son los retardos de tiempo que definen la trayectoria del rayo; N_{mp} es el número de multicaminos; α_i y $\alpha(\tau)$ son los coeficientes de pesos y la función de pesos asociados al nivel de atenuación de cada canal, respectivamente. La señal que es modificada o transformada por el canal puede representarse como si ésta pasara a través de un filtro transversal, como se muestra en la Figura 2.16.

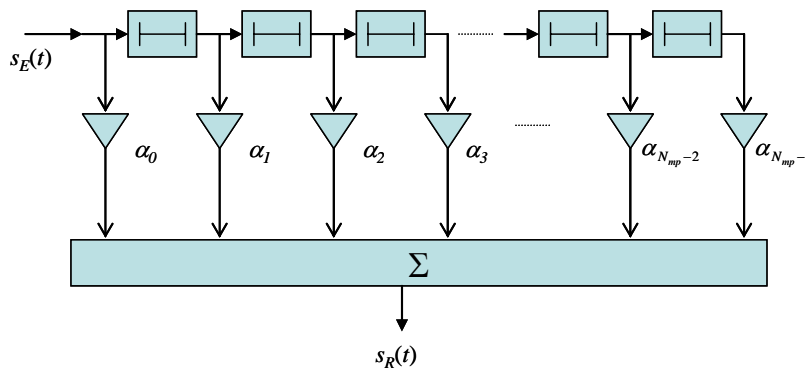


Figura 2.16. Filtro que emula el comportamiento de los canales por donde se puede propagar una señal.

En la Figura 2.17 se representa cómo un receptor ultrasónico puede recibir un número de reflexiones multicamino de una señal transmitida por un transductor (emisor) que

está montado sobre un robot. Las reflexiones multicamino pueden ser coherentes (corresponden al canal con el menor retardo o atenuación) o incoherentes (a un canal con un retardo mayor o con un retardo en frecuencia), y tener además distintos niveles de espaciamiento. La recuperación de la señal transmitida y los parámetros de los multicaminos son dos de las posibles tareas que se pueden tener en un canal físico de transmisión [Swindlehurst *et al.*, 1999].

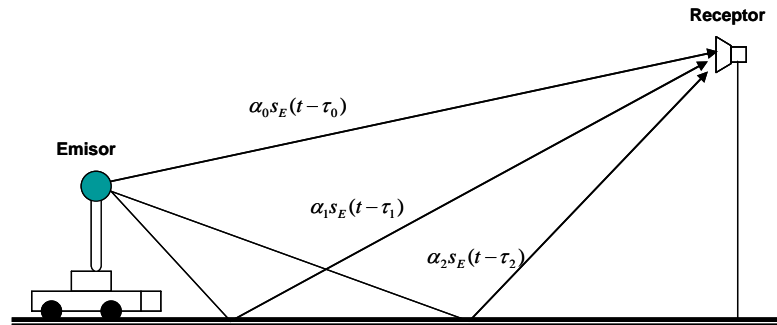


Figura 2.17. Recepción de múltiples señales a través de un transductor ultrasónico.

La representación del canal de transmisión ultrasónico como un canal que varía en el tiempo a través de su respuesta impulsiva $h_{movil}(t, \tau)$ estaría representada por:

$$h_{movil}(t, \tau) = \sum_{i=0}^{N_{mp}-1} \alpha_i \cdot s_E(t - \tau_i) \quad (2-3)$$

Donde N_{mp} es el número de multicaminos; α_i es la amplitud de la señal que se recibe a través del camino i ; τ_i es el retardo de la señal captada por el camino i ; y $s_E(t)$ es la señal transmitida por el móvil.

En la Figura 2.18 se muestra gráficamente el efecto de un multicamino, donde la gráfica muestra que la señal recibida tiene acopladas dos señales, una que fue recibida por vía directa y otra que se recibió un instante después a consecuencia del multicamino.

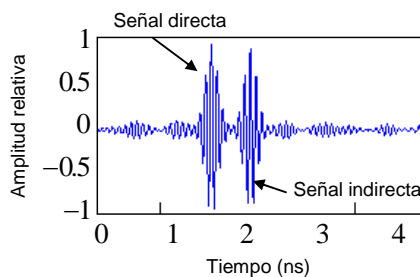


Figura 2.18. Efecto del multicamino en la recepción de una señal [Sletten *et al.*, 1996].

Por otro lado, en la Figura 2.19 se muestra el efecto del multicamino en una señal recibida en distintos instantes de tiempo, a través de una gráfica de dispersión (*range-time*). En la parte izquierda, se muestran las características del diagrama de dispersión vertical (VV), y en la parte derecha las características del diagrama de dispersión horizontal (HH) [Sletten *et al.*, 1996]. Sólo en la parte derecha de la figura (gráfica HH) se aprecia el fenómeno del multicamino, el cual aparece como una línea desvanecida al lado de la línea principal.

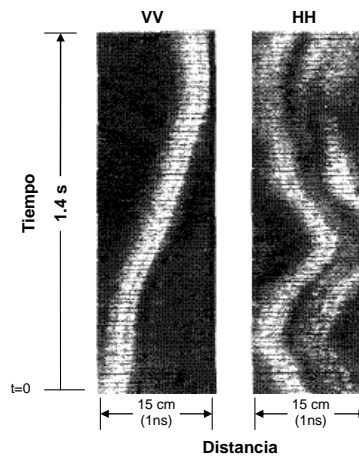


Figura 2.19. Diagramas de dispersión (*range-time*) vertical y horizontal [Sletten *et al.*, 1996]. En la dispersión horizontal se observa el efecto del multicamino con una línea desvanecida.

2.3.2. Modelos de transmisión

Los distintos tipos de sonares (aéreo, marítimo, etc.) han incrementado el número de elementos con los que interactúan con el entorno; de esta forma se obtiene información más detallada del mismo y se aprovecha la diversidad espacial. La utilización del espacio (aéreo) es posible a través del uso de múltiples transductores colocados en un array, para la transmisión y/o recepción de señales. Los sistemas sonar actuales utilizan en sus estructuras sensoriales uno o varios transductores y con distintas configuraciones geométricas entre ellos. Al contar con más transductores para interactuar con el entorno, el sistema sonar es capaz de obtener más información en cada proceso de lectura.

Actualmente los sistemas de transmisión pueden utilizar múltiples transductores tanto en la etapa de emisión como de recepción debido a que en ambas etapas se cuenta con un nivel de procesamiento elevado (procesadores digitales, convertidores ADC y DAC de gran velocidad, etc). Entre los principales argumentos para utilizar múltiples transductores durante la transmisión son [Jensen *et al.*, 2004]:

Ganancia del Array: debido al uso de múltiples transductores, la ganancia de la estructura sensorial se incrementa y esto hace que el rango de cobertura sea mayor. Alternativamente, la potencia de transmisión del sensor puede ser reducida debido al incremento de la ganancia ó su sensibilidad.

Eliminación de la interferencia: al utilizar en los sistemas de transmisión la dimensión espacial provista por los múltiples transductores, es posible reducir la interferencia entre varias señales transmitidas a través de un único canal físico de transmisión, situación que no es posible eliminar empleando sólo un transductor.

Diversidad espacial: los múltiples transductores pueden además ser utilizados para contrarrestar la atenuación del canal debido a la propagación multi-camino. Los transductores localizados en el receptor tienen la característica de que están suficientemente espaciados y proveen una copia de la señal transmitida a través de los canales físicos de transmisión con distintas atenuaciones. Además, la diversidad espacial incrementa la robustez del sistema de transmisión y ésta puede ser utilizada para obtener información más detallada o para reducir la potencia de transmisión.

Localización del transmisor: el array de transductores receptores se puede utilizar para localizar el transmisor, de la misma manera que una persona utiliza sus oídos para encontrar una fuente de sonido en un cuarto, sin usar sus ojos.

Los sistemas de transmisión se clasifican generalmente por el número de elementos que contienen tanto en la etapa de emisión como en la de recepción. El modelo MIMO (*Multiple-Input, Multiple-Output*) se caracteriza por tener tanto en el módulo de emisión como en recepción múltiples transductores, n_t y n_r respectivamente [Wennström *et al.*, 2001a] [Wennström, 1999]. Debido a que el sistema sensor ultrasónico que se presentará en el capítulo 3 cuenta con múltiples emisores y receptores, es de gran interés en este trabajo poder modelar los distintos instantes de tiempo que están involucrados en el proceso de emisión-reflexión-recepción a través de un modelo MIMO.

2.3.3. Sistema MIMO (*Multiple-Input, Multiple-Output*)

El uso de múltiples transductores tanto en la etapa de emisión como recepción involucra un cambio en el modelo tradicional del sistema, y esto implica tener que utilizar una técnica que provea información detallada del sistema en cualquier instante de tiempo para todos los canales físicos de transmisión. Los sistemas MIMO actualmente son muy utilizados por su capacidad para analizar el efecto de varios tipos de señales interfiriendo en un sistema de transmisión [Someya *et al.*, 2004] [Yang, 2006]. En el caso de tener una transmisión y recepción simultánea en estos sistemas, en donde se involucran tanto los múltiples emisores como los receptores, se tendrá una función de transferencia que relacionará a cada emisor con cada receptor, generando así un modelo general del sistema de transmisión MIMO.

Para que un sistema MIMO pueda ofrecer un incremento de la capacidad se deben transmitir diferentes señales desde cada transductor. Por su parte, en los receptores se recibe una única señal que es la superposición de todas las señales transmitidas por los emisores. Todas las señales generalmente son transmitidas simultáneamente una sola vez y el receptor resuelve una ecuación lineal en donde están implicadas cada una de las señales transmitidas. La principal idea de esta técnica es que, en cada proceso de recepción se puedan detectar todas las señales transmitidas, las cuales son captadas por cada transductor a través de una única recepción.

2.3.3.1 Modelo del canal de transmisión

Un modelo MIMO causal, lineal y discreto en el tiempo es utilizado para describir un sistema de transmisión de múltiples elementos con n_t transductores emisores y n_r transductores receptores. Debido a la propagación multicanal entre el transmisor y el receptor, la señal recibida en un determinado transductor receptor contiene proporcionalmente una suma de señales previamente transmitidas. Así, en el caso más general, el modelo MIMO de los canales físicos de transmisión $\mathbf{H}_z(z^{-1})$ se puede escribir como una serie infinita:

$$\mathbf{H}_z(z^{-1}) = \sum_{l=0}^{\infty} \mathbf{H}_l \cdot z^{-l} \quad (2-4)$$

Donde \mathbf{H}_l son matrices de dimensión $n_r \times n_t$ que contiene elementos complejos que representan la atenuación y cambio de fase para la señal recibida con un retardo l . El elemento $h_{i,j}[l]$ de \mathbf{H}_l es la función de transferencia del transmisor i al receptor j en el instante l . En la práctica es posible estimar un número determinado de matrices de canales \mathbf{H}_l de un número finito de datos. A menudo un modelo lineal con un número finito de parámetros puede ser descrito por una función racional [Tidestav *et al.*, 2001] o puede ser modelado al limitar el número de términos en (2-4), la cual emularía el comportamiento de un filtro FIR (*Finite Impulse Response*).

La configuración más común que se suele encontrar en los sistemas de transmisión es que la etapa de emisión y recepción están separadas, y que además se utilice un transductor distinto para cada una de ellas. Otras opciones incluyen conexiones a diversas polarizaciones de un solo transductor [Kermoal *et al.*, 2001] [Nabar *et al.*, 2001], diferentes emisiones en un transductor multi-emisión [Butler, 1966], un transductor multi-modo [Svantesson, 2000], un transductor de saltos de emisión o frecuencia [Wennström *et al.*, 2001], o alguna combinación de éstos [Martin *et al.*, 2001]. Por lo tanto, todas estas configuraciones son cubiertas por el modelo del canal expresado por (2-4). El modelo MIMO de los canales de transmisión (2-4) da lugar a los modelos SIMO (single-input multiple-output), MISO (multiple-input, single-output) donde $\mathbf{H}_z(z^{-1})$ es un vector columna o un vector fila, respectivamente. En el caso del modelo SISO (single-input, single-output), $\mathbf{H}_z(z^{-1})$ es una suma de términos escalares (un polinomio en z^{-1} unidimensional).

Aplicando las técnicas de diversidad espacial se puede llegar a transmitir con conjuntos de n_t transductores (array de transductores emisores) y recibir con un conjunto de n_r transductores (array de transductores receptores). Dependiendo del medio y de la separación entre los arrays de transductores, en el proceso de transmisión y recepción puede existir un determinado número de canales físicos de transmisión independientes obtenidos a partir de la matriz \mathbf{H}_z . Dicha matriz contiene las funciones de transferencia (o respuestas impulsivas) que reflejan el comportamiento entre los n_t transductores emisores y los n_r transductores receptores.

Considérese un sistema MIMO con n_t transductores emisores y n_r transductores receptores con los que se transmite información a través de canales directos que tienen una determinada atenuación, como se representa en la Figura 2.20. De forma general, la

relación entre la entrada y la salida de un sistema de transmisión MIMO en un instante dado es:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \boldsymbol{\eta} \quad (2-5)$$

Donde $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{n_t}]^T$ es el vector de dimensión $(n_t \times 1)$ que contiene las señales transmitidas; $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_{n_r}]^T$ es el vector de $(n_r \times 1)$ que representa a las señales recibidas; $\boldsymbol{\eta} = [\eta_1 \ \eta_2 \ \dots \ \eta_{n_r}]^T$ es el vector de ruido de dimensión $(n_r \times 1)$ asociado a los transductores del sensor; y

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{2,1} & \dots & h_{n_t,1} \\ h_{1,2} & h_{2,2} & \dots & h_{n_t,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{1,n_r} & h_{2,n_r} & \dots & h_{n_t,n_r} \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

es la matriz de los canales MIMO de dimensión $(n_t \times n_r)$ con $h_{i,j}$ representando la función de transferencia entre el transductor emisor i y el transductor receptor j , en el instante dado. Las ganancias $h_{i,j}$ del medio son complejas y modelan un desplazamiento de fase y ganancia determinado por cada canal.

Se puede asumir que la muestra de ruido η_j , $j = 1, 2, \dots, n_r$, es una variable aleatoria gaussiana compleja con media cero y varianza σ^2 , denotada como $\eta_j \sim \text{Nc}(0, \sigma^2)$.

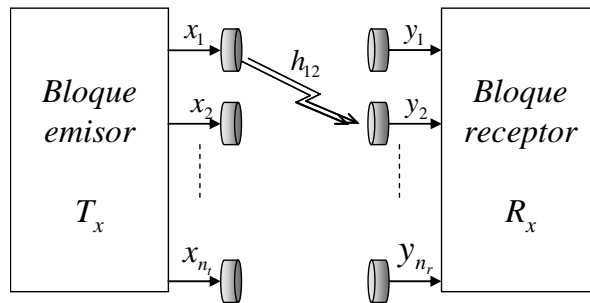


Figura 2.20. Representación esquemática de un sistema MIMO.

2.4. Proceso de Señal

Después de haber realizado una revisión de los distintos trabajos en los cuales se utilizan diversas configuraciones geométricas en las estructuras sensoriales, el siguiente aspecto a tratar es el procesamiento de las señales recibidas. Para ello, se realizará un

análisis de los posibles métodos que se pueden utilizar para procesar la señal tanto en el dominio del tiempo (tiempos de vuelo, amplitudes, respuesta impulsiva, formas de onda, longitud del eco, etc.) como en la frecuencia (componentes espectrales, amplitud de la componente principal, forma de la envolvente, etc.).

2.4.1. Codificación

La incorporación a los sistemas sonar de las técnicas de codificación y proceso de la señal empleadas en los sistemas radar supone un avance importante en la evolución de este tipo de sistemas. Con estas técnicas se logra una notable mejora en aspectos tales como la precisión temporal, la resolución espacial y la relación señal-ruido. Otra ventaja asociada a la codificación es la posibilidad de realizar varias emisiones simultáneas sin que se produzca interferencia entre ellas. Inclusive, esta propiedad puede permitir un incremento en la frecuencia de operación, característica importante en los sistemas donde las condiciones del entorno varían con el tiempo, como los robots móviles.

Existen diversas alternativas a la hora de definir la señal a transmitir, la más común es elegir una secuencia codificada (código binario) que se caracterice por tener buenas propiedades de auto-correlación (el lóbulo principal tiene que ser lo más parecido a una delta de *Krönecker* y la amplitud de los lóbulos laterales debe permanecer lo más bajo posible respecto al pico principal). Además, si existe una familia de códigos tal que la correlación cruzada entre dos códigos cualesquiera mantenga un valor muy por debajo del pico principal de la función de auto-correlación, existe la posibilidad de que se puedan realizar emisiones simultáneas con baja interferencia entre ellas (emisión multi-modo).

Las secuencias pseudoaleatorias [Jörg *et al.*, 1998] [Sarwate *et al.*, 1980] pueden englobar a todas aquellas secuencias binarias que presentan un comportamiento estadístico similar al que tendría una secuencia totalmente aleatoria, aunque sean generadas de forma determinista. Existen múltiples posibilidades a la hora de generar una secuencia pseudoaleatoria, pero son pocas las que tienen una aplicación práctica debido a que muchas de ellas no generan secuencias que se caractericen por una baja correlación cruzada.

Las secuencias-m [Jörg *et al.*, 1998] [Jie Liu *et al.*, 2004] han sido utilizadas en el campo de los ultrasonidos por sus buenas propiedades de auto-correlación y debido a

que no tienen un límite para su longitud, puesto que pueden tomar cualquier valor de longitud $L=2^n-1$, donde n representa en este caso el grado del polinomio con que se generan las secuencias. Sin embargo, estas secuencias tienen la desventaja que los lóbulos laterales de su auto-correlación no presentan un comportamiento uniforme y su magnitud aumenta con la longitud L de la secuencia. En general, la correlación cruzada entre dos secuencias- m distintas proporciona resultados muy pobres, aunque para algunas longitudes es posible encontrar parejas de secuencias con buenas propiedades de correlación cruzada que reciben el nombre de parejas preferidas.

Las secuencias Gold [Gold, 1967] son una combinación de una pareja de secuencias- m preferidas, las cuales cuentan con similares propiedades de auto-correlación y correlación cruzada. Estos nuevos conjuntos de secuencias pseudoaleatorias están formados por un total de 2^n+1 secuencias de longitud $L=2^n-1$ con buenas propiedades de correlación cruzada. Debido a estas propiedades, las secuencias Gold han sido utilizadas en sistemas de localización ultrasónicos en interiores [Hazas *et al.*, 2002] [Villadangos *et al.*, 2005]; en sistemas de transmisión acústicos para la obtención de las respuestas impulsivas de los canales [Yang *et al.*, 2006]; en sistemas de radio MIMO, se emplean para estimar la matriz \mathbf{H} de los canales físicos de transmisión así como sus respuestas impulsivas [Jungnickel *et al.*, 2001]; entre otras. En algunos sistemas de posicionamiento local (LPS), las secuencias Gold han sido utilizadas para codificar la emisión simultánea de balizas ultrasónicas y con ellas localizar uno o más robots móviles [Villadangos *et al.*, 2005].

Las secuencias Kasami [Kasami, 1968] básicamente mejoran las propiedades de correlación cruzada de los códigos Gold a costa de reducir el número de secuencias ortogonales disponibles en el conjunto. Al igual que las secuencias Gold, las secuencias Kasami se han utilizado en la transmisión de señales ultrasónicas en LPS para el posicionamiento de robots móviles, principalmente en interiores [Ureña *et al.*, 2006]. En este sistema de posicionamiento, cada baliza transmite una señal modulada por una con una secuencia Kasami distinta que permite emitir simultáneamente y de forma periódica con todas las balizas del sistema. Una de las características principales del sistema de localización desarrollado es que el elemento receptor móvil detecta los tiempos de llegada de las diferentes señales provenientes de las balizas, al realizar todas las correlaciones con los códigos emitidos. La posición absoluta del receptor móvil es

determinada utilizando una trilateración hiperbólica, sólo considerando las diferencias entre los tiempos de llegada de las señales transmitidas por las balizas.

Los pares de secuencias binarias finitas de igual longitud, también llamadas pares de series complementarias, fueron originalmente consideradas por Marcel Golay en relación a su estudio sobre la espectrometría infrarroja [Golay, 1949]. Posteriormente, las propiedades de estos pares de secuencias complementarias fueron analizadas en profundidad, y como resultado de este análisis se sugirió que éstas podían ser utilizadas dentro del campo de los sistemas de comunicación [Golay, 1961]. La principal propiedad de estas secuencias complementarias ($a[k]$, $b[k]$), de longitud L y amplitud normalizada entre los valores $\{+1, -1\}$, es que la suma de las funciones de auto-correlación aperiódica de las secuencias es una delta de *Kröneckner* de peso $2 \cdot L$, para un desplazamiento nulo ($k=0$) y cero para cualquier otro desplazamiento ($k \neq 0$):

$$\phi_{aa}[k] + \phi_{bb}[k] = \begin{cases} 2L \cdot \delta[k], & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \quad (2-7)$$

Siendo $\phi_{xx}[k]$ la función de auto-correlación aperiódica de cada secuencia complementarias de longitud L . Desde su descubrimiento, estas secuencias se han empleado en distintos trabajos de las comunicaciones. Dentro de los ultrasonidos, las secuencias Golay se han utilizado para la codificación de señales en sistemas de sonar aéreo, y en este aspecto se pueden destacar los trabajos realizados en el Departamento de Electrónica de la Universidad de Alcalá. En [Díaz *et al.*, 1999] se propuso la emisión de un par de secuencias complementarias de forma consecutiva con una separación entre ellas, empleando en esta emisión ultrasónica un esquema de modulación BPSK. Posteriormente se realizó la transmisión simultánea de dos secuencias (pares Golay) utilizando un esquema de modulación QPSK [Hernández, 2003], para codificar la emisión de señales ultrasónicas. En este trabajo se aprovechan las propiedades de auto-correlación y correlación cruzada que presentan las parejas Golay para realizar la emisión simultánea a través de dos transductores ultrasónicos. Cabe mencionar que el sistema sonar que transmite los códigos Golay está dedicado a la clasificación de reflectores básicos (salientes, esquinas y planos). Además, la información extraída de los ecos (tiempos de vuelo - TDV) es utilizada para construir mapas heurísticos del entorno.

2.4.2. Procesamiento en el dominio del tiempo

De los ecos recibidos por una estructura sensorial se extrae información, la cual puede ser utilizada como parámetro de localización y clasificación en un sistema para reconocimiento de objetos, o para obtener la respuesta impulsiva de los canales físicos de transmisión. La amplitud y los tiempos de vuelo (TDV) extraídos de los ecos han sido hasta el momento los parámetros más utilizados en los algoritmos de clasificación de objetos. Estas dos alternativas son muy empleadas por su sencillez en la implementación de los algoritmos, como han demostrado en [Barshan *et al.*, 1990] [Barshan *et al.*, 1992a] al utilizar las amplitudes y los TDV. Los sensores utilizados en sus trabajos consistían en un par de transductores Polaroid [SensComp, 2006] que funcionaban como emisores y receptores, los cuales estaban separados por una distancia d . Se utilizó un sistema convencional para calcular el TDV de un eco, como se representa en la Figura 2.21. Este sistema se encarga de estimar el tiempo de llegada t_0 del eco cuando éste supera un determinado nivel de umbral. La medida de distancia R_0 es obtenida utilizando el tiempo de llegada t_0 siguiendo (2-8):

$$R_0 = \frac{ct_0}{2} \quad (2-9)$$

donde c es la velocidad del sonido en el aire ($c=343$ m/s a 20°) [Blackstock, 2000].

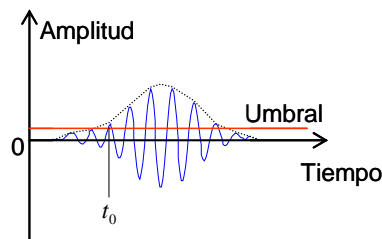


Figura 2.21. Técnica utilizada para calcular el TDV de un eco.

El sistema descrito utiliza un modelo físico del transductor que se caracteriza por tener una apertura simétrica a ambos lados del eje axial, como puede observarse en la Figura 2.22. Este transductor se modela comúnmente como un pistón circular de radio d_T que vibra a una frecuencia de resonancia f_T ($\lambda_T=c/f_T$). El patrón de emisión y recepción del transductor puede ser dividido en dos regiones: la zona cercana (zona de Fresnel) y la zona lejana (zona de Fraunhofer) [Barshan *et al.*, 1990] como se aprecia en la figura referida.

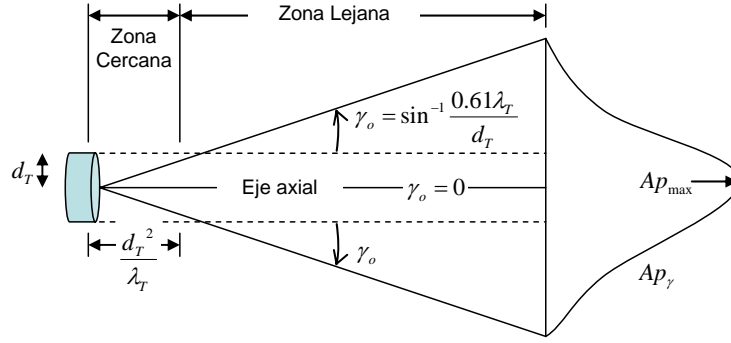


Figura 2.22. Patrón de emisión y recepción para el modelo pistón del transductor Polaroid.

El patrón de emisión en la zona cercana está representado por un cilindro de diámetro $2d_T$. Esta zona se extiende desde la superficie del transductor hasta una distancia aproximadamente igual a d_T^2/λ_T , siendo λ_T la longitud de onda de la señal acústica. Por otra parte, en la zona lejana el patrón de emisión diverge con el ángulo γ_o representado por:

$$\gamma_o = \sin^{-1} \frac{0.61\lambda_T}{d_T} \quad (2-10)$$

Además, otro parámetro a considerar es la amplitud de la presión A_{p_γ} generada durante la emisión del transductor en la dirección γ , se obtiene a través de una forma gaussiana dada por:

$$A_{p_\gamma} = A_{p_{\max}} \cdot e^{-\frac{2\gamma^2}{\gamma_o^2}} \quad (2-11)$$

donde $A_{p_{\max}}$ es la presión máxima de emisión en el eje axial del transductor. El algoritmo de clasificación se basaba en comparar las cuatro amplitudes de los ecos medidos. Si se denominan por a y b a los dos transductores, las cuatro amplitudes medidas serán A_{aa} (transmite el transductor a y recibe él mismo), A_{ab} (transmite el a y recibe el b), A_{ba} (transmite el b y recibe el a), y A_{bb} (transmite el b y recibe él mismo). Con estas amplitudes se puede discriminar entre dos tipos de reflectores básicos: planos y esquinas. Una vez identificado el tipo de reflector, su localización (distancia r y orientación en azimut γ) se obtiene a partir de los TDVs medidos por los cuatro transductores, mediante sencillas relaciones geométricas.

Los métodos que utilizan la amplitud como característica discriminadora son bastante rápidos y necesitan un hardware y software muy sencillo. Sin embargo, las fluctuaciones que sufren las amplitudes de las señales acústicas debido a las variaciones de temperatura, humedad y corrientes de aire, los hacen poco aconsejables. Por este motivo, se han desarrollado métodos que consideran únicamente los TDV's como característica para identificar los distintos tipos de reflectores. Estos métodos, se basan normalmente en utilizar estructuras formadas por conjuntos de varios transductores (dos o más elementos). Entre los trabajos más destacados que utilizan sólo este parámetro característico para discriminar están los trabajos de Peremans [1993a] [1993b], Ureña [1998], Kleeman [1995], Araujo [2000], entre otros.

En [Peremans *et al.*, 1993a] se emplea una forma similar a la mostrada en (2-9) para calcular la distancia entre un transductor y el reflector al utilizar el TDV captado. El sistema sensorial está formado por tres transductores de los cuales sólo el central es emisor/receptor. Al determinar los tiempos de vuelo de cada uno de los ecos captados por los transductores da una lista de tiempos asociados a cada receptor. Estos tiempos de llegada son fusionados para encontrar la óptima combinación entre ellos, y con ellos formar un vector de tiempos de llegada. Cada vector consiste en tres tiempos que corresponden con los tiempos de llegada de un eco, reflejado por un particular reflector, a cada uno de los tres receptores. Al procesar el vector de tiempos de llegada pueden ser calculadas tanto la posición del objeto así como su curvatura. El modelo de una señal transmitida y reflejada por un reflector determinado en un entorno especular, puede ser modelado a través de una superposición de un número finito de reflexiones individuales, perturbados por un ruido aditivo, como se observa a continuación:

$$y(t) = \sum_{n=1}^{N_{mp}} A_n h(t - \tau_n) + \eta(t) \quad (2-12)$$

Siendo $y(t)$ la señal recibida por un transductor; $A_n h(t - \tau)$ es la señal producida por el reflector después de incidir sobre él la señal transmitida por el emisor; A_n es un factor de amplitud; $h(t)$ es la versión normalizada de el pulso reflejado (o su respuesta impulsiva) por el reflector; $\eta(t)$ es el ruido asociado al señal recibida y τ es el retardo que tuvo la señal transmitida en ir y volver.

El sistema descrito utiliza un filtro adaptado junto a una señal conocida para calcular el tiempo de llegada de la señal recibida por el transductor. En otras palabras, el filtro se encarga de correlar la señal conocida (señal patrón) con la señal desconocida en busca de la primera señal. En la salida del filtro adaptado, los tiempos de vuelo son calculados al determinar el punto máximo que excede un determinado umbral.

Por otra parte, en el trabajo presentado en [Kleeman *et al.*, 1995] se utilizó un vector sensor (dos emisores y dos receptores) que se encarga de emitir una forma de onda conocida a través de cada emisor, de forma que la transmisión de los pulsos generados se alterna. En cada receptor se reciben los ecos reflejados en los objetos y éstos son correlados con la señal emitida para estimar la distancia de vuelo (DOF – *Distance of Flight*) del pulso transmitido (forma de onda). A través de las distintas correlaciones realizadas pueden ser estimadas tanto la orientación como la distancia a la que se encuentra un reflector. Además, se realizó un modelo del sistema de transmisión-reflexión-recepción para conocer las características de cada módulo, y posteriormente calcular sus respuestas impulsivas. Con este análisis se pueden desestimar los ecos solapados y las distorsiones causadas por el propio sistema.

En [Ureña, 1998] se propone un algoritmo, basado en la modulación digital de una señal conocida y su posterior correlación con la señal de eco recibida. Posteriormente la señal correlada se procesó mediante un detector de picos, con el fin de validar los picos de correlación que corresponden a la señal transmitida y eliminar posibles picos falsos. Este esquema de transmisión fue aplicado en la estructura sensorial (recuérdese la Figura 2.5) donde se utilizan cuatro transductores ultrasónicos. El sistema de procesamiento asociado a la estructura sensorial tiene la capacidad de identificar en el entorno varios ecos que corresponden a diferentes objetos que están ubicados a distintas distancias frente al sensor [Ureña *et al.*, 1999a].

2.4.3. Procesamiento en el dominio de la frecuencia

Existen distintos grupos de investigación que han optado por realizar un análisis de los ecos ultrasónicos en el dominio de la frecuencia para tratar de obtener información detallada del entorno y del objeto donde rebotó la señal ultrasónica. De los ecos captados por el sistema sensor no sólo se pueden medir los tiempos de vuelo (TDV)

sino también pueden ser extraídos otros parámetros o características como la amplitud o la dispersión de las componentes frecuenciales, entre otras.

Entre los trabajos más destacados en esta área se pueden mencionar los realizados por el Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Bilkent, en Turquía [Ayrurul *et al.*, 2001]. Ayrurul utilizó algunas técnicas de procesamiento en el dominio de la frecuencia para extraer las características principales de los ecos captados por una estructura sensorial. Entre las distintas técnicas de procesamiento que se utilizaron en este trabajo, se contempló la Transformada Rápida de Fourier (FFT) [Barshan *et al.*, 2001] y la Transformada Discreta de Wavelet (DWT). Ambas técnicas fueron utilizadas para preprocesar la información captada por el sistema sensor antes de introducirla en un sistema de clasificación [Ayrurul *et al.*, 2001]. Con el análisis en frecuencia realizado por estos dos algoritmos, se observa que la información obtenida contiene determinados datos característicos de los ecos captados.

En [Harper *et al.*, 1997] se utilizó el procesamiento en el dominio de la frecuencia para analizar el comportamiento de una señal modulada en frecuencia transmitida de forma continua (CTFM - *Continuously Transmitted Frequency Modulated*) a través de un transductor ultrasónico. La señal captada por el transductor receptor, después de procesarla en el dominio de la frecuencia puede, ser observada en la Figura 2.23. El eco es demodulado junto con la señal transmitida para obtener un conjunto de tonos audibles, los cuales son proporcionales a la distancia del objeto. Según McKerrow [McKerrow *et al.*, 2001b], la complejidad de la señal acústica obtenida después de la demodulación es directamente proporcional a la complejidad geométrica del objeto analizado. Esta señal acústica contiene un tono para cada distancia donde la señal transmitida se dispersó. Estos tonos pueden ser separados al transformar la señal acústica al dominio de la frecuencia con una FFT. La FFT divide el eco (señal acústica) en 512 componentes frecuenciales, con una anchura de $\Delta f = 10\text{Hz}$. Cuando se transforma del espacio en frecuencia al espacio geométrico, las componentes frecuenciales representan un conjunto de deltas con una separación Δr de 3.4 mm (véase la Figura 2.23). Cada línea de frecuencia f_m obtenida con la FFT es proporcional a la distancia r_m del objeto reflector que produce esa componente frecuencial del eco analizado. La amplitud A_r de dicha línea asociada a una distancia r es proporcional a la presión del eco

recibido, de ahí que se pueda encontrar una relación entre las componentes frecuenciales computadas con la FFT y el objeto.

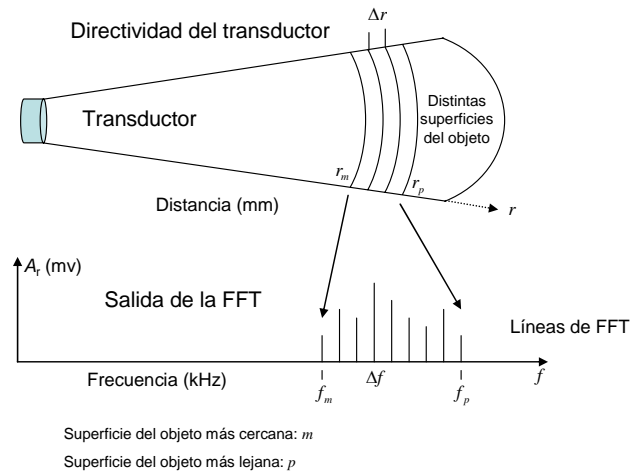


Figura 2.23. Patrón de transmisión del transductor de ultrasonidos y el procesamiento del eco.

La señal ultrasónica reflejada sobre un objeto se dispersa en distintas direcciones y cada una de ellas está determinada por la orientación de las múltiples superficies del objeto. La cantidad de energía dispersada en una dirección está determinada por el área de las superficies reflectoras orientadas hacia ésta. El eco captado por el transductor receptor es una superposición de las ondas ultrasónicas dispersadas en la dirección del receptor. Como resultado, el eco es una medida de la geometría del objeto. Cuando el eco de una señal ultrasónica que fue modulada en frecuencia se demodula, la señal resultante es una superposición de tonos acústicos. La frecuencia de un tono es proporcional a la distancia a la cual el sonido ultrasónico fue dispersado y la amplitud es proporcional a la raíz cuadrada de la cantidad de energía dispersada en dirección al receptor. Cuando una señal en el dominio de tiempo se descompone en sus componentes frecuenciales al aplicarle una FFT, se obtiene un perfil de densidad acústica, el cual no depende de la distancia del objeto. De este perfil de densidad se pueden extraer un número de características que son útiles para la clasificación de un conjunto de objetos. Algunas de las características que pueden ser utilizadas para caracterizar una planta son el número de capas en el follaje, la densidad del follaje, la cantidad de follaje, el área de las hojas, entre otras [McKerrow *et al.*, 2001a].

Así mismo, en [Dror *et al.*, 1995] se realizó un procesamiento tanto en el dominio del tiempo como en la frecuencia de los ecos provenientes de un reflector antes de ser analizados por algoritmos de alto nivel. Los tres tipos de representaciones que se

utilizaron después de procesar los ecos son: espectrogramas (tiempo-frecuencia), forma de onda y correlación cruzada (tiempo), y la potencia espectral (frecuencia). Los datos mostrados por un espectrograma contienen básicamente la energía de las componentes frecuenciales para cada instante de tiempo después de aplicar la Transformada de Fourier. La información en el dominio del tiempo es obtenida a partir de los datos extraídos de la forma de onda del eco ó de la correlación cruzada entre el eco y la señal transmitida. Por ultimo, la información extraída del eco en el dominio de la frecuencia muestra la potencia espectral obtenida mediante la utilización de la transformada de Fourier. Dror [1995] [1996] analizó representaciones descritas para conocer si existía algún rasgo característico en los datos obtenidos y los ecos capturados por el sistema sonar (véase la Figura 2.24), para que posteriormente estos datos pudiesen ser utilizados en algún sistema de reconocimiento.

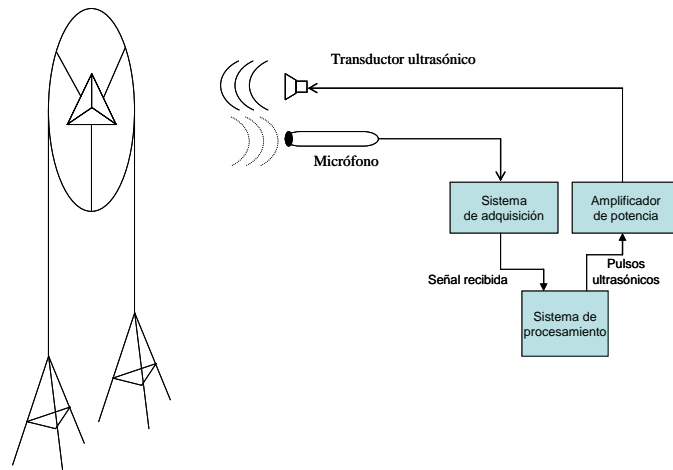


Figura 2.24. Sistema sonar utilizado para capturar los ecos.

2.4.4. Clasificación

Existen diversos algoritmos y técnicas que han sido utilizadas para el reconocimiento de reflectores de distinto nivel de complejidad en entornos ultrasónicos, tanto en entornos bidimensionales (2D) como tridimensionales (3D). Todos estos algoritmos analizan los datos extraídos de los sensores ultrasónicos con el fin de utilizar esta información como referencia para realizar una clasificación exitosa. A continuación se hará una breve revisión de los algoritmos de clasificación más relevantes aplicados a la identificación de reflectores básicos (planos, esquinas, salientes) en dos y tres dimensiones, al reconocimiento de expresiones faciales, de plantas, etc.

En [Ayrulu *et al.*, 1997] se propone la aplicación de dos métodos de fusión como las técnicas de votación y las técnicas basadas en la teoría de la evidencia (Dempster-Shafer), para fusionar los resultados obtenidos por un sensor biaural (Figura 2.25.a) en distintas posiciones del entorno (Figura 2.25.b).

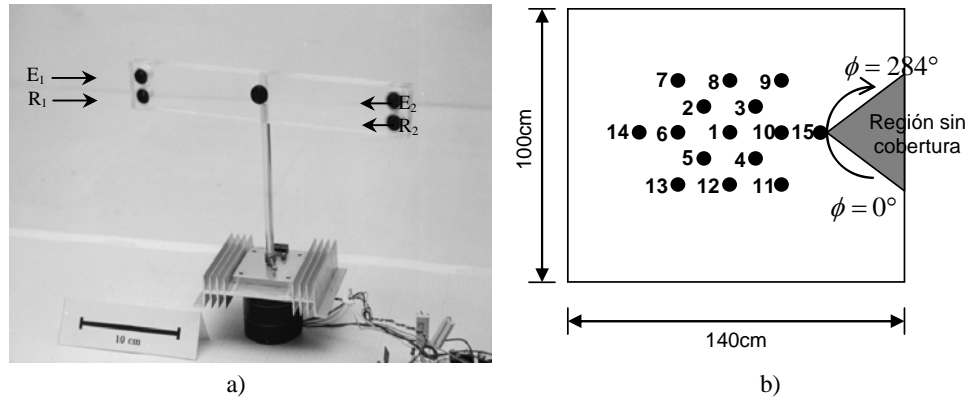


Figura 2.25. a) Estructura sensorial formada por cuatro transductores. b) Entorno de pruebas en el que se pueden observar las quince posiciones en las que se toman datos para su fusión.

Esta estructura sensorial está formada por cuatro transductores (E_1 , E_2 , R_1 , R_2) Panasonic [Panasonic, 1989], en donde un transductor actúa como emisor (E_1 ó E_2) y el otro como receptor (R_1 ó R_2) en el extremo de la estructura (véase la Figura 2.25.a). Los reflectores a identificar siguen siendo planos y esquinas. Al utilizar ambas técnicas para procesar toda la información extraída del sensor, se puede obtener un valor de certeza a partir del conjunto de decisiones particulares y con este valor se puede tomar una decisión general sobre el tipo de reflector.

El algoritmo de clasificación presentado en [Peremans *et al.*, 1993a] se basa exclusivamente en consideraciones de tipo geométrico, suponiendo siempre entornos especulares. Posteriormente, en [Peremans *et al.*, 1993b] se demuestra que el sistema sensorial no es capaz de distinguir entre planos y esquinas mientras el robot móvil se encuentre estacionario. Para solucionar este problema propusieron que se tomaran al menos dos medidas desde distintas posiciones del robot móvil.

Por otra parte, en [Kleeman *et al.*, 1995] se utilizó un estimador de máxima verosimilitud MLE (*Maximum Likelihood Estimator*), siendo éste un algoritmo de clasificación que se basa en consideraciones de tipo geométrico. Demuestra cómo las relaciones entre las distancias y los ángulos de escucha medidos para cada tipo de reflector son distintas, y por tanto pueden utilizarse estas medidas como parámetro de

clasificación. Cabe mencionar que el MLE es obtenido al calcular el máximo de la función de correlación cruzada entre el eco recibido y la señal de referencia.

Los métodos de clasificación propuestos en [Araujo et al., 2000] se basan también en relaciones de tipo geométrico como las mencionadas en los párrafos anteriores. Los autores asumen que los entornos interiores están conformados por los tres tipos de reflectores básicos: planos, esquinas y salientes; y proponen un método de identificación basado en el test de múltiples hipótesis. Los reflectores son comunes en entornos interiores y se puede estimar su localización utilizando los tiempos de vuelo de los ecos captados por el sonar. La información obtenida de los reflectores puede ser utilizada para generar regiones donde el robot puede navegar libremente mientras limita su incertidumbre posicional.

En [Ureña, 1998] se diseñó una estructura sensorial (recuérdese la Figura 2.5) con la que logra obtener suficiente información para discriminar entre planos/esquinas de salientes, y además genera un mapa del entorno. Para la generación del mapa del entorno utiliza el método denominado MHRM (Mapa Heurístico con Recepción Múltiple). Este método permite la actualización del mapa, tras cada medida, en función de la posición del robot móvil y de los datos obtenidos de ésta. Otra característica del método MHRM es que para evitar la generación de plantillas tras cada medida, éstas se generan *off-line*, y con ello se reduce el coste computacional. Además de este método, se propone utilizar un clasificador estadístico *a priori* bayesiano [Ureña, 1998], dado el conocimiento que se dispone del sensor después de realizar una caracterización geométrica del mismo.

En los siguientes dos apartados se analizarán algunos trabajos donde se describe como se han empleado la técnica PCA y las redes neuronales para realizar el proceso de clasificación, aplicando dichos algoritmos a los datos extraídos de las estructuras sensoriales.

2.4.4.1 Análisis de componentes principales (PCA)

La técnica PCA (*Principal Component Analysis*) [Peña, 2002] ha sido utilizada para reducir la dimensión de un conjunto de datos y para el reconocimiento de objetos en distintos trabajos [Yang et al., 2004]. Esta técnica tiene aplicación en distintos campos disciplinares tales como el reconocimiento de caras, voz, caracteres escritos

manualmente, etc. Además ha sido utilizada en la detección de objetos, en la clasificación de señales sonar, en la estimación de la posición de un robot móvil, en la identificación y estimación de la posición de objetos en 3D, etc. En [Oufroukh *et al.*, 2002] se desarrolló un nuevo sensor ultrasónico binaural para la localización de un robot móvil y la diferenciación de simples objetos sin realizar una lectura completa de todo el entorno. Los transductores ultrasónicos que conforman la estructura sensorial pueden trabajar como emisores y receptores a la vez. En este trabajo se asume que los objetos reflejan las ondas ultrasónicas de forma especular. Las señales recibidas por el sonar son procesadas para extraer los rasgos característicos: frecuencia, superficie, longitud, amplitud y los tiempos de vuelo que definen las características de los objetos. A continuación se aplicó a los datos extraídos la técnica PCA para extraer las características más discriminantes de los distintos objetos a clasificar. Resumiendo, la técnica de análisis de componentes principales (PCA) transforma un número de variables correladas en un pequeño número de variables incorreladas.

En [Jiménez, 2004] se aplicó la técnica PCA al reconocimiento de reflectores tridimensionales básicos (planos, esquinas, salientes) utilizando como únicas variables los tiempos de vuelos proporcionados por los transductores de ultrasonidos. Esta técnica, además de discriminar entre distintos tipos de reflectores, permitió obtener la localización aproximada (distancia, ángulos en azimut y elevación) de éstos con respecto a la estructura sensorial sin la necesidad de realizar cálculos adicionales. La estructura sensorial propuesta estaba formada por un conjunto de 9 transductores, los cuales actuaban como receptores, y sólo uno de ellos como emisor. En la primera fase de este trabajo se realizó un entrenamiento del sistema, en el cual se situaron los distintos reflectores en ubicaciones conocidas, con el fin de obtener las matrices de transformación de cada objeto. En la segunda fase, donde se realiza la clasificación, se captó un nuevo valor de la estructura sensorial para su transformación y se comparó con las clases pre-calculadas, y en esta comparación se conoció a qué tipo de clase pertenece este objeto y su ubicación aproximada en distancia, azimut y elevación.

2.4.4.2 Redes neuronales artificiales (ANN)

Durante los últimos años se han llevado a cabo diversos trabajos relacionados con el reconocimiento de reflectores ultrasónicos en ambientes bidimensionales y tridimensionales, en los cuales se han utilizado las redes neuronales artificiales (ANN -

Artificial Neural Network) para su clasificación [Coskun *et al.*, 2003]. En [Maksym, 1995] exploran el uso de una red neuronal artificial para distinguir entre los ecos provenientes de una constelación de reflectores acústicos que representan un objeto a clasificar y ecos similares producidos por otros reflectores. En este estudio se utiliza la forma de la envolvente de la correlación para realizar la clasificación del eco producido por un objeto simulado. La red neuronal usada en el estudio es la red perceptrón multicapa (back-propagation), la cual es capaz de diferenciar entre 5 tipos de objetos, incluyendo el objeto desconocido.

Harper [1997] utiliza un sensor ultrasónico que transmite continuamente una señal modulada en frecuencia. El sensor ultrasónico consiste en dos transductores emisores/receptores que realizan un barrido entre 50kHz y 100kHz, los cuales están conectados a un sistema de adquisición de datos. Los ecos detectados por un segundo transductor son demodulados con la señal transmitida para producir tonos de audio proporcionales a una determinada distancia. El espectro de estos tonos es determinado por la geometría del objeto. Una red neuronal artificial es utilizada para el reconocimiento de plantas usando como vector de entrada los datos extraídos del espectro de los tonos. Con este sistema de clasificación se puede reconocer el objeto, independientemente de la distancia, tamaño u orientación de las plantas. La arquitectura neuronal utilizada para realizar el clasificador de plantas es la feed forward. Esta red fue entrenada utilizando el algoritmo de aprendizaje supervisado back-propagation, el cual es comúnmente empleado con este tipo de redes. La red neuronal empleada está constituida por una única capa oculta, la cual le permite a dicha red poder distinguir entre distintos tipos de objetos. Durante la fase de entrenamiento, se utilizaron en el clasificador los datos más representativos de cada tipo de objeto, en los cuales se incluyen distintas medidas de posición, ángulo e incluso orientación. El porcentaje mínimo de error del clasificador es del 4.96% teniendo en cuenta una desviación estándar de 1,16%. Este sistema de clasificación puede ser montado sobre un robot móvil para ayudarle a identificar los objetos que lo rodean en un entorno; como por ejemplo: esquinas, planos, salientes, plantas, otros robots, personas u otros [McKerrow *et al.*, 2001a]. En la Figura 2.26 se muestra un diagrama de bloques del sistema de clasificación de objetos que utiliza como entrada a la red neuronal los datos procesados en el dominio de la frecuencia.

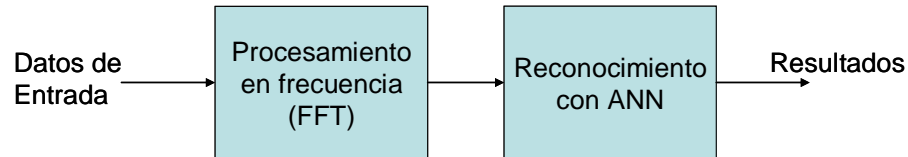


Figura 2.26. Diagrama del clasificador empleando una FFT y ANN [McKerrow *et al.*, 2001a].

En [Cho *et al.*, 1999] se desarrolló un sistema de reconocimiento de objetos 3D tales como cubos, prismas, cilindros y pirámides, basado en una red neuronal del tipo mapa auto-organizativo SOFM (*Self Organizing Feature Map*), utilizando un array de 8x1 transductores. Para poder reconocer los objetos independientemente de su traslación y rotación, se emplearon como datos de entrada a la red el conjunto de ecos captados por el array de transductores [Cho *et al.*, 1999] [Hu, 1962]. La red neuronal SOFM tiene la característica que utiliza un algoritmo de aprendizaje no supervisado durante el entrenamiento. El algoritmo de aprendizaje no sólo actualiza el vector de pesos de la neurona ganadora, sino también los vectores de pesos de las neuronas vecinas a la ganadora. El porcentaje de éxito del sistema de reconocimiento desarrollado por Cho es de aproximadamente 92%.

En [Barshan *et al.*, 2000b] se realizó un estudio acerca de las señales captadas por un sonar, las cuales al ser procesadas por una red neuronal pueden ser utilizadas como parámetros de clasificación y con ello lograr diferenciar entre distintos objetos en espacios interiores. La red neuronal identifica los rasgos característicos de los reflectores ultrasónicos utilizando como datos de entrada la diferencia en amplitud y los tiempos de vuelo extraídos de los ecos producidos por los objetos. El sistema sonar está formado por dos transductores acústicos idénticos, donde cada transductor puede operar como transmisor y receptor, y detectar los ecos reflejados en objetos que estén dentro de su propia área de sensibilidad. El sistema que aquí se describe es capaz de diferenciar entre planos, esquinas, esquinas agudas (con un ángulo menor a 90°), salientes y cilindros. La configuración de la red neuronal utilizada en este sistema de clasificación es la *feed forward*, la cual consta de una capa oculta, una de entrada y una de salida. Con este sistema, se puede estimar la localización (la distancia, el ángulo) y el tipo de objeto del cual provienen los ecos en el entorno.

En [Ayrurul *et al.*, 2001] se trabajó con distintas estructuras de redes neuronales artificiales (p.e. red MLP *feed-forward*) para analizar la información extraída de los

ecos en el dominio de la frecuencia. En primera instancia se realizó en este trabajo un análisis minucioso de los algoritmos de entrenamiento, del diseño de la red (número de capas y neuronas por cada capa) y la función de activación de la red, debido a que todos estos parámetros se tienen que tomar en cuenta para lograr que la red neuronal pueda converger. Los dos tipos de algoritmos que se emplearon para el entrenamiento de la red neuronal MLP son el *back-propagation* [Ochoa *et al.*, 2004a] y el *generating–shrinking* [Ayrurul *et al.*, 2001]. El *back-propagation* es el algoritmo más usado por su simplicidad y su facilidad de extraer información útil de los objetos con que se entrena la red. Este algoritmo tiene la capacidad de extraer la información almacenada en los objetos y traspasarla a los puntos de conexión (pesos) entre las neuronas y las capas. Por otra parte, la principal característica del algoritmo *generating–shrinking* es que genera o asume que sólo una neurona de salida podrá tomar el valor de uno (la neurona ganadora) y las restantes tendrán que tener el valor de cero. Este algoritmo es mucho más rápido que el *back-propagation* y tiene un mayor porcentaje de éxito en las clasificaciones [Ayrurul *et al.*, 2001].

La información extraída de los ecos captados en el dominio de la frecuencia (componentes espectrales) es utilizada para formar el vector de entrenamiento de la red neuronal con el fin de que la red almacene en sus puntos de conexión la información antes mencionada. Los datos que finalmente integran el vector de entrada a la red son las amplitudes máximas de los ecos recibidos, así como los tiempos de vuelo y sus diferencias. El conjunto de datos formados por estos parámetros de clasificación son distribuidos en distintas formas, para posteriormente aplicarles los dos tipos de pre-procesamiento (FFT y DWT) y construir el vector de entrenamiento. Con este nuevo vector se realiza el entrenamiento de la red neuronal para que logre reconocer distintos tipos de reflectores (plano, esquina, saliente, cilindro).

Después del proceso de entrenamiento, un conjunto distinto de datos se utilizó como vector de entrada (vector de prueba) a la red neuronal para verificar el éxito de la clasificación. Los resultados de esta prueba dieron un porcentaje de éxito en torno al 89% si se emplean las amplitudes de los ecos como entrada de la red neuronal. Por el contrario, si se usan los datos generados a partir de las Transformadas de Fourier [Ayrurul *et al.*, 2001] [Barshan *et al.*, 2001] y Wavelet como datos de prueba, se llega al 87% y al 89% de éxito, respectivamente. El rendimiento obtenido para las diferentes

señales de entrada fueron comparadas en términos del éxito de la clasificación y la complejidad de los algoritmos de procesamiento.

En [Dror *et al.*, 1996] se trató de averiguar cómo funciona el sistema sonar de un murciélago, y para esto se diseñó un sistema sensorial que emula su comportamiento y está basado principalmente en una red neuronal. La principal tarea de este diseño es realizar el reconocimiento de objetos complejos tales como caras, o bien calcular la velocidad de un objeto en movimiento. En primera instancia se estudió la posibilidad de que una red neuronal fuese capaz de realizar el reconocimiento de algunas caras. En la primera etapa se capturaron imágenes de caras en distintas exposiciones (véase la Figura 2.27) con el sistema sonar representado en la Figura 2.24. Las componentes espectrales extraídas de los ecos captados han sido utilizadas para formar con ellas el conjunto de entrenamiento de la red neuronal. En la Figura 2.28 se representa el sistema de reconocimiento de caras que emplea una red neuronal artificial de tres capas.

Posteriormente se probó la fiabilidad de la red neuronal para reconocer tanto expresiones faciales como caras, usando para ello ecos que no fueron empleados en el entrenamiento. De esta forma, el sistema de clasificación fue capaz de reconocer estas nuevas caras con un 96% de éxito.



Figura 2.27. Expresiones de caras empleadas en el clasificador.

También se probó con el reconocimiento de caras entre hombres y mujeres. El sistema tiene que ser capaz de reconocer el sexo de un grupo de imágenes de ecos captados. De las pruebas realizadas con 16 caras, la red neuronal es capaz de reconocer con un porcentaje del 88% de éxito las que son caras de hombres o caras de mujeres. Sin embargo, al emplear otras imágenes distintas al entrenamiento, la red no fue capaz de reconocer el sexo.

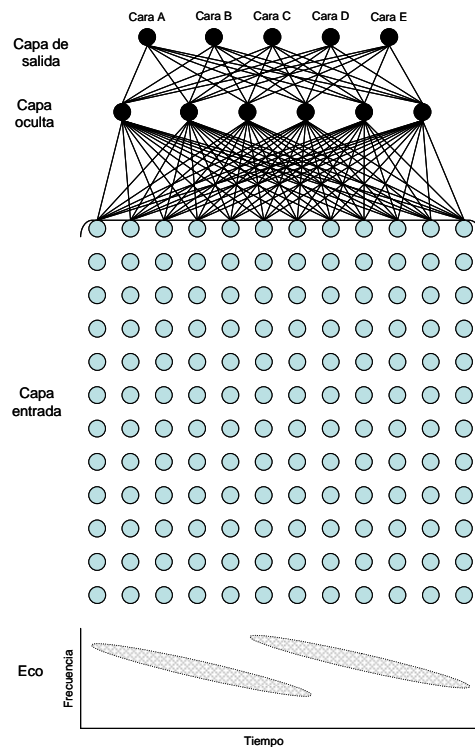


Figura 2.28. Sistema de reconocimiento de caras con una red neuronal.

En un segundo estudio, las redes neuronales fueron utilizadas para detectar la velocidad de un objeto en movimiento que se dirige hacia el sistema sensorial. Dentro del conjunto de entrenamiento fueron incluidas distintas orientaciones del objeto, sin embargo en la etapa de prueba se agregaron otras posiciones que no fueron incluidas en el entrenamiento. Cuando la red neuronal fue entrenada usando los datos extraídos de un espectrograma, fue capaz de generalizar y reconocer correctamente el 90 % de los ecos reflejados por dos formas tridimensionales (cubo y tetraedro) con distintas orientaciones. Al utilizar la información obtenida en el dominio del tiempo (forma de onda y correlación cruzada) para entrenar la red neuronal, ésta no fue capaz de generalizar la forma del objeto. En cambio, si la red neuronal fue entrenada utilizando la potencia espectral como dato de entrada, ésta fue capaz de generalizar y reconocer correctamente el 70% de los ecos provenientes de las dos formas tridimensionales con distintas orientaciones. En la Figura 2.29 se muestra la estructura de la red neuronal que tiene como datos de entrada la información extraída de un espectrograma.

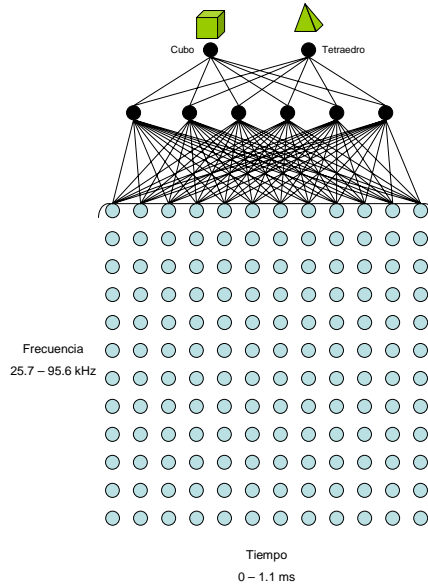


Figura 2.29. Estructura interna de la red neuronal para clasificar objetos [Dror *et al.*, 1995].

2.5. Objetivos propuestos

El objetivo de esta tesis es, como ya se ha indicado en el capítulo anterior, la mejora de los rendimientos obtenidos por los sistemas sensoriales ultrasónicos en la clasificación de reflectores; mediante la utilización de técnicas de correlación y clasificación (PCA) sobre los datos extraídos de la señal ultrasónica. Este sistema de clasificación permitirá utilizar la información extraída de las estructuras sensoriales en los sistemas de navegación de robots móviles, en sistemas de posicionamiento local, o en sistemas de detección de obstáculos referidos al inicio de este capítulo.

El desarrollo de esta tesis se ha estructurado en cuatro pasos, los cuales se detallan brevemente a continuación:

- La propuesta de un sistema de codificación que permita la transmisión simultánea con varios transductores ultrasónicos.
- La extracción de información de los múltiples ecos recibidos por la estructura sensorial a través de algoritmos en el bajo nivel.
- Procesamiento de la información extraída utilizando la técnica PCA para obtener las características más discriminantes de los distintos objetos a clasificar.

- Los datos procesados por la técnica PCA son utilizados como parámetros de clasificación, para identificar el reflector ultrasónico así como su ubicación con respecto a la estructura sensorial.

Como ya se comentó, uno de los objetivos principales de esta tesis es desarrollar un sistema clasificador de reflectores ultrasónicos utilizando la técnica PCA para realizar esta tarea. Sin embargo, para mejorar la eficiencia de estas técnicas es necesario llevar a cabo un procesamiento en el bajo nivel de las señales recibidas y con ello mejorar el proceso de reconocimiento. El desarrollo de una nueva estructura sensorial con la que se pueda extraer información detallada del entorno y con ello ayudar al proceso de clasificación, es una de las premisas principales. Para el desarrollo del sensor ultrasónico se tomaron en cuenta los siguientes aspectos:

- Diseño de una estructura sensorial que contenga múltiples transductores ultrasónicos, la cual permita determinar con precisión la distancia que existe entre un reflector y el sensor, así como su resolución lateral frente al mismo.
- Se propone la emisión simultánea de múltiples señales ultrasónicas a través de una estructura sensorial utilizando un esquema de codificación adecuado.
- El esquema de codificación debe permitir la detección simultánea de diferentes fuentes de origen e incluso los multicaminos.
- La señal recibida será demodulada, correlada y descompuesta en sus múltiples señales para que a partir de ellas se pueda obtener información del entorno en cada instante.

Después de la obtención de las múltiples señales se llevará a cabo un procesamiento de bajo nivel para estimar las respuestas impulsivas de los canales físicos de transmisión a través de técnicas de correlación y detección de máximos locales. Además, se realizará un modelo MIMO del sistema de transmisión-reflexión-recepción en el cual se consideren los canales de transmisión del sistema durante la emisión de una señal en distintos instantes de tiempo.

Finalmente, se llevará a cabo un conjunto de simulaciones y pruebas prácticas para verificar el comportamiento del sistema propuesto. Estas pruebas permitirán caracterizar el sistema de transmisión ultrasónico que consta únicamente de cuatro transductores, los cuales puede realizar una transmisión y recepción simultánea. Así mismo, se verificarán

los algoritmos de clasificación y localización considerando que frente a la estructura está ubicado un reflector ultrasónico básico (plano, esquina o saliente).

3. Estructura del sistema sensorial ultrasónico

3.1. Introducción

Los sistemas de detección y clasificación que emplean la señal ultrasónica (sonar) han evolucionado con el paso del tiempo, incrementando su capacidad de procesamiento tanto en la etapa de emisión como en la de recepción. Estos sistemas sonar han incrementado el número de elementos con los que interactúan con el entorno, con la finalidad de obtener información más detallada del mismo. Además, estos sistemas utilizan en sus estructuras sensoriales múltiples transductores, con distintas configuraciones geométricas entre ellos. Al contar con más transductores con los que se interactúa con el entorno, el sistema sonar es capaz de obtener más información en cada proceso de lectura. La utilización de múltiples transductores en una estructura sensorial puede resolver el problema de la resolución angular y minimizar los problemas relacionados con las reflexiones especulares.

En este capítulo, se presenta una estructura sensorial formada por cuatro transductores con la finalidad de realizar el reconocimiento de reflectores tanto básicos como de naturaleza compleja. La configuración física de la estructura sensorial que permite

realizar clasificaciones en dos y tres dimensiones se muestra en el apartado 3.2. Una de las características más destacables de esta estructura sensorial es que las señales asignadas a cada emisor son transmitidas simultáneamente utilizando señales codificadas. El esquema de codificación empleado debe permitir la identificación simultánea de las distintas señales emitidas después de reflejarse en el entorno. En el apartado 3.3, se muestra el diagrama global del proceso, que a su vez es dividido en dos partes, el procesamiento realizado en el bajo nivel y el procesamiento en alto nivel. Finalmente, en el apartado 3.4 se dan algunas conclusiones del desarrollo de la estructura sensorial y sus características generales.

3.2. Estructura sensorial propuesta

La estructura sensorial propuesta en esta tesis se ha desarrollado de forma que la información que se extraerá de ella pueda ser utilizada como parámetro de clasificación de los algoritmos que se abordarán en los siguientes capítulos. En la Figura 3.1 se muestra la estructura física del sensor ultrasónico desarrollado, el cual está constituido por cuatro ($\mu_T=4$) transductores que actúan como emisores y receptores.

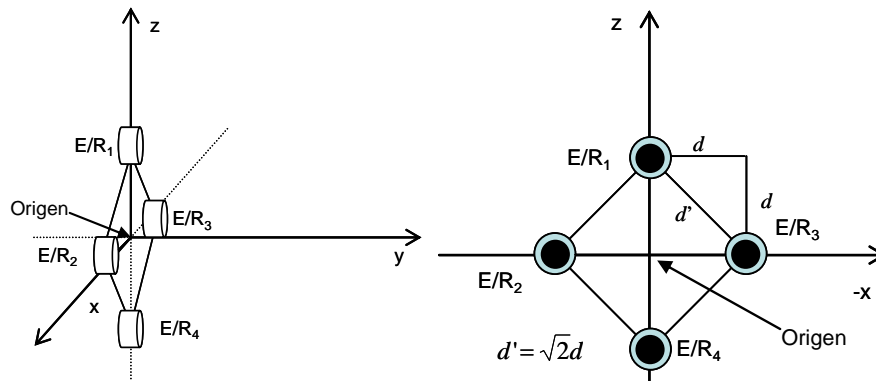


Figura 3.1. Estructura sensorial propuesta.

Con esta configuración se dispone de cuatro transductores que emiten simultáneamente una señal codificada asignada a cada emisor. Al disponer de cuatro transductores, la estructura sensorial tiene la capacidad de proveer información suficiente para poder discriminar entre los reflectores básicos (planos, esquinas y salientes) [Ureña, 1998] a través de las señales captadas. Cada transductor tiene asignada una macro-secuencia [De Marziani *et al.*, 2006], las cuales son utilizadas para excitarlos en la etapa de emisión. Estas secuencias pueden transmitirse simultáneamente debido a que existe una baja

interferencia entre ellas. Ésta y otras características de las macro-secuencias se abordarán con más detalle en el capítulo 4.

Después de haber analizado en el capítulo 2 las distintas estructuras sensoriales utilizadas para clasificar objetos, se ha optado por emplear en esta tesis una estructura similar a la presentada en [Jiménez, 2004]. Esta estructura sensorial se caracteriza por tener cantidad menor de transductores e incrementar el número de emisiones simultáneas al usar macro-secuencias. La estructura sensorial propuesta (véase la Figura 3.1) está formada por un sensor-vector horizontal (E/R₂-E/R₃) y un sensor-vector vertical (E/R₁-E/R₄), los cuales permiten obtener información en ambos ejes. Entre las variantes que se le podrían realizar a la estructura propuesta, se pueden mencionar la opción de colocar más elementos (transductores) y modificar sus ubicaciones geométricas, o bien reducir la distancia d que existe entre los transductores. Si la distancia d que existe entre transductores es muy pequeña comparado con la distancia r que hay entre el reflector y la estructura sensorial ($d \ll r$), se reduce el problema de correspondencia de ecos. Tomando en consideración esta premisa, el patrón de emisión/recepción de los transductores puede considerarse el único y estaría centrado en el origen de coordenadas de la estructura sensorial. En la Figura 3.2 se muestra una de las variantes para la estructura sensorial propuesta, donde la estructura básica se ha duplicado y por consiguiente se ha aumentado el número de transductores ultrasónicos con los que se interactúa con el entorno. Esta ampliación de la estructura permite extraer más información del medio al tener una cantidad mayor de transductores.

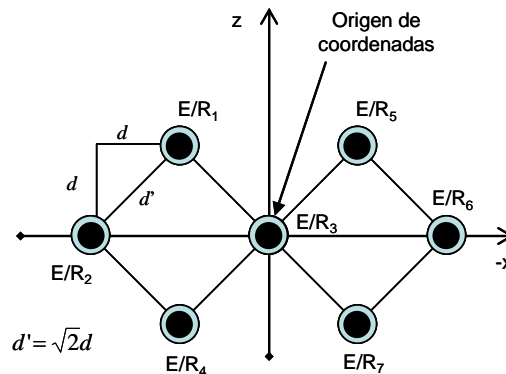


Figura 3.2. Estructura sensorial alternativa a la propuesta.

Después de emitir simultáneamente señales codificadas con los transductores, los ecos correspondientes a estas emisiones son detectados y discriminados en los receptores, en

cada proceso de lectura. En la Tabla 3.1 se observan la cantidad total de emisiones y recepciones que el sistema es capaz de realizar. La señal emitida por el emisor E/R_1 , después de ser reflejada en el entorno, es recibida por los transductores receptores E/R_1 , E/R_2 , E/R_3 y E/R_4 . De forma similar, cada una de las señales emitidas por los emisores E/R_2 , E/R_3 y E/R_4 es recibida por todos los transductores receptores (E/R_1 , E/R_2 , E/R_3 y E/R_4) de la estructura sensorial.

Transductor emisor	Transductor Receptor
E/R_1	$E/R_1, E/R_2, E/R_3, E/R_4$
E/R_2	$E/R_1, E/R_2, E/R_3, E/R_4$
E/R_3	$E/R_1, E/R_2, E/R_3, E/R_4$
E/R_4	$E/R_1, E/R_2, E/R_3, E/R_4$

Tabla 3.1. Configuración de emisión/recepción de transductores de la estructura sensorial.

En la Figura 3.3 se muestran las distintas configuraciones posibles en el proceso de emisión/recepción con la estructura sensorial propuesta, en donde la emisión de cada transductor y los elementos que reciben los ecos provenientes de estas emisiones son mostrados por separado.

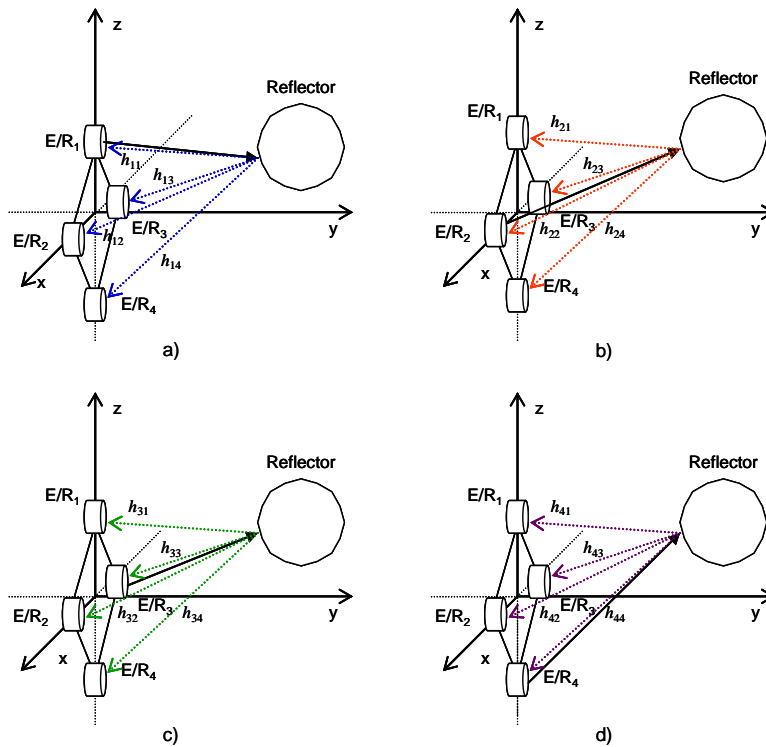


Figura 3.3. Configuración de los canales físicos de transmisión para la emisión del transductor a) E/R_1 , b) E/R_2 , c) E/R_3 y d) E/R_4 ; y la recepción de todos los transductores para cada emisión.

La estructura sensorial propuesta tiene algunas características que la definen con respecto a las presentadas en el capítulo 2:

- Una de las características más destacables es su capacidad de emisión/recepción simultánea. Esto permite obtener un elevado número de medidas (hasta 16 como máximo) en un solo proceso de emisión, lo que aporta una gran cantidad de información del entorno, y con ello se facilita la discriminación de medidas erróneas. Para conseguir la emisión/recepción simultánea se recurre a la utilización de macro-secuencias (*MS*) formadas a partir de Conjuntos Complementarios de *M*-Secuencias (*M-CSS*) [De Marziani *et al.*, 2006].
- Permite obtener información bidimensional (2D) y tridimensional (3D) del entorno a través de la posición geométrica que guardan los transductores ultrasónicos en la estructura, localizados en las esquinas de un cuadrado. A partir de los TDV's proporcionados por los cuatro transductores se puede determinar geoméricamente la posición del reflector en el espacio tridimensional: vector director \vec{r} , azimut γ , y elevación θ (véase la Figura 3.4).

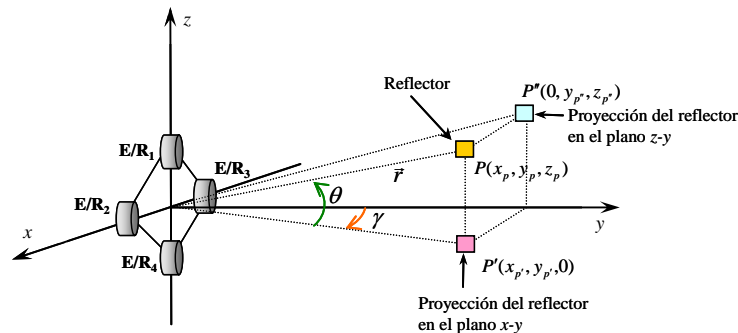


Figura 3.4. Ubicación y proyección de un objeto frente a la estructura sensorial, para obtener información relativa a su posición espacial.

Con la información obtenida por la estructura sensorial se puede llegar a clasificar no sólo reflectores básicos, sino también reflectores de naturaleza compleja. Además de los tiempos de vuelo (TDV), que serán los utilizados en esta tesis, pueden extraerse otras características que podrían ser usadas también como parámetros de clasificación, como son la amplitud de los ecos, las respuestas impulsivas (IR), las componentes frecuenciales (CF), etc. Dichos parámetros pueden servir de base a algoritmos de alto nivel para la clasificación (PCA, ANN, etc.).

3.2.1. Caracterización de reflectores básicos

A continuación se realiza una caracterización de los tres tipos de reflectores básicos (plano, esquina y saliente) que se abordan en esta tesis, debido a que es habitual encontrarlos en entornos típicos de movimiento de robots móviles.

Reflector tipo saliente

Un reflector tipo saliente es aquel que refleja omni-direccionalmente las señales ultrasónicas que inciden en él. Por ello, un saliente puede ser considerado una fuente puntual de ultrasonidos situada en las coordenadas de un punto $P (x_P, y_P, z_P)$. Esto sucede de manera general con objetos y obstáculos que tengan una forma convexa desde el punto de vista del sensor [Jiménez, 2004]. En la Figura 3.5 se representa un reflector tipo saliente con el vector de posición en el punto de reflexión P y coordenadas (x_P, y_P, z_P) . En este caso el reflector saliente es la intersección de dos planos vistos por el lado convexo y la posición P se considerará como el punto donde dicha intersección corta a la recta perpendicular a este punto y que pasa por el origen de coordenadas. Es de este punto P de donde se recibirá el primer eco.

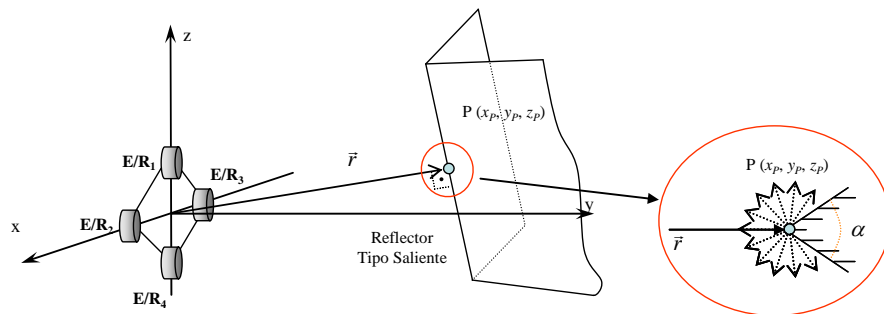


Figura 3.5. Vector de posición para un reflector tipo saliente.

Reflector tipo plano

El modelo tridimensional de un reflector tipo plano que se considera en este apartado queda completamente definido por su vector de posición \vec{r} y el punto P de coordenadas (x_P, y_P, z_P) , al igual que en el caso de los reflectores tipo saliente [Ureña, 1998]. Para el caso de un plano, el vector de posición \vec{r} es la recta normal al plano π que pasa por el origen de coordenadas de la estructura sensorial, como se muestra en la Figura 3.6. Como se observa en esta gráfica, la señal ultrasónica que incide en el plano se refleja y se dispersa en varias direcciones y produce una nueva fuente puntual de ultrasonidos

situada en el plano imagen, suponiendo que el plano se comporte como una superficie especular.

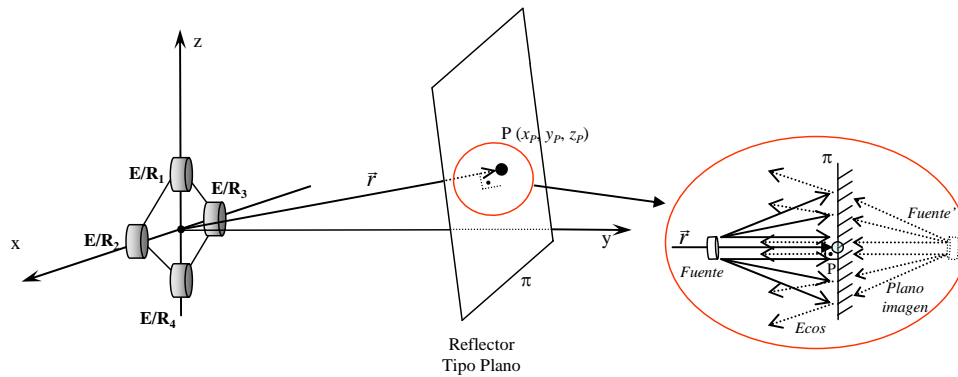


Figura 3.6. Vector de posición para un reflector tipo plano.

Reflector tipo esquina

Un reflector tipo esquina está formado por dos reflectores tipo plano que se intersectan formando un ángulo de 90° , visto desde el lado cóncavo por el sensor. En este estudio únicamente se han considerado las esquinas de 90° ya que éstas son las que habitualmente se encuentran en los entornos reales. Desde un punto de vista teórico y suponiendo que los planos que la conforman se comportan como superficies especulares, un reflector tipo esquina se modela a través de una doble reflexión [Kleeman *et al.*, 1995] [Ureña, 1998].

El vector de posición \vec{r} de una esquina es el que partiendo del origen de coordenadas de la estructura sensorial es perpendicular a la recta que resulta de la intersección de los dos planos (arista), como se representa en la Figura 3.7. Para caracterizar a los reflectores tipo esquina, es necesario recurrir a los vectores de posición de los dos planos que la forman \vec{r}_{π_1} y \vec{r}_{π_2} , a diferencia de los reflectores tipo saliente y plano. La distancia a la que se encuentra la esquina se corresponde con el módulo del vector de posición \vec{r} , y su ángulo de azimut γ está determinado por la relación existente entre el vector de posición \vec{r} y cualesquiera de los dos vectores de posición de los planos π_1 y π_2 . El ángulo de elevación θ del vector de posición \vec{r} en este caso coincide con la de los vectores de posición de ambos planos.

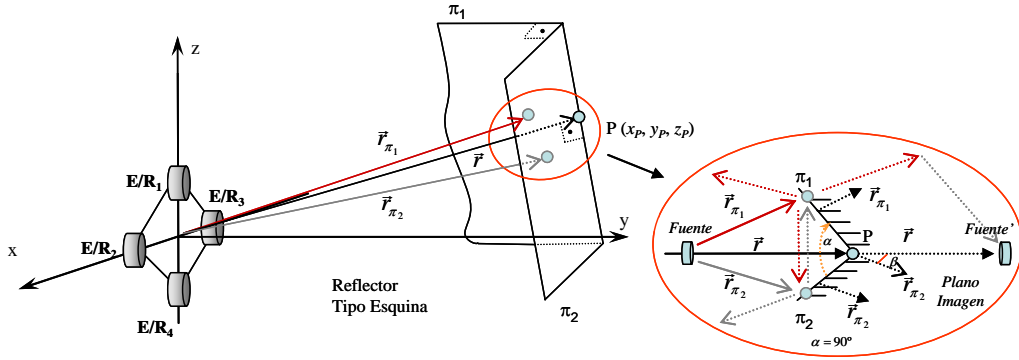


Figura 3.7. Vector de posición para un reflector tipo esquina.

Otros tipos de reflectores

Además, en este apartado se incluyen otros tipos de reflectores a modo de referencia, que en la actualidad son motivo de estudio en diversos trabajos debido a que es común encontrarlos en entornos interiores, sin embargo no se tratarán en este trabajo.

Reflector tipo cilindro. Este tipo de reflector tiene un comportamiento muy similar a un saliente cuando su diámetro es pequeño, y refleja las señales ultrasónicas que inciden en él dispersando la energía en múltiples direcciones. Por el contrario, si su diámetro es grande, este reflector se considera como una superficie especular donde cada punto del cilindro refleja ondas como lo haría un plano tangente al mismo. En la Figura 3.8 se representa un reflector tipo cilindro con un vector de posición \vec{r} que parte del origen de coordenadas y finaliza en el punto de corte más cercano con el cilindro en modo perpendicular (coordenadas x_p, y_p, z_p).

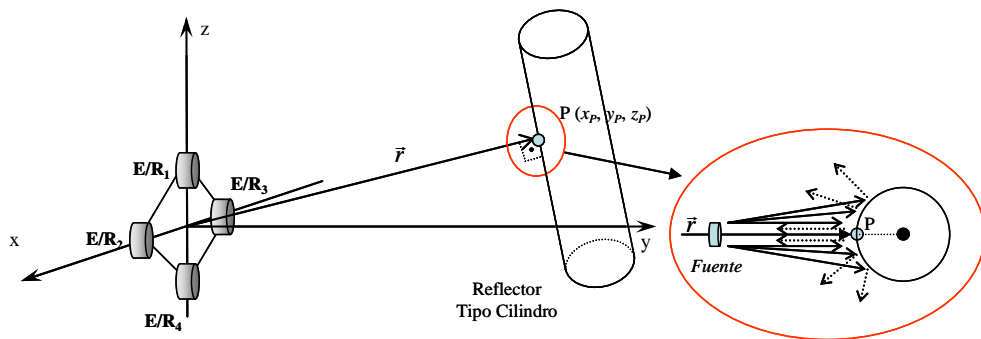


Figura 3.8. Vector de posición para un reflector tipo cilindro.

Reflector tipo esquina 3D formado por la intersección de tres planos. Este tipo de reflector está formado por tres reflectores tipo plano que se intersectan formando un

ángulo de 90° en cada vértice o punto de unión, visto desde el lado cóncavo por el sensor. Los tres planos que forman al reflector tipo esquina se comportan como superficies especulares y se modelan a través de una triple reflexión que involucra a sus tres planos [Hong *et al.*, 1995].

El vector de posición \vec{r} de una esquina 3D es aquel que queda definido partiendo del origen de coordenadas de la estructura sensorial y pasa por el vértice que resulta de la intersección de los tres planos, como se representa en la Figura 3.9. Para caracterizar a este tipo de reflector, es necesario recurrir a los vectores de posición de los tres planos que la forman \vec{r}_{π_1} , \vec{r}_{π_2} y \vec{r}_{π_3} , y con ellos realizar el seguimiento a las correspondientes reflexiones que se producen cuando incide una señal ultrasónica en este reflector. La distancia a la que se encuentra la esquina 3D de la estructura sensorial (origen) está determinada por el módulo del vector de posición \vec{r} .

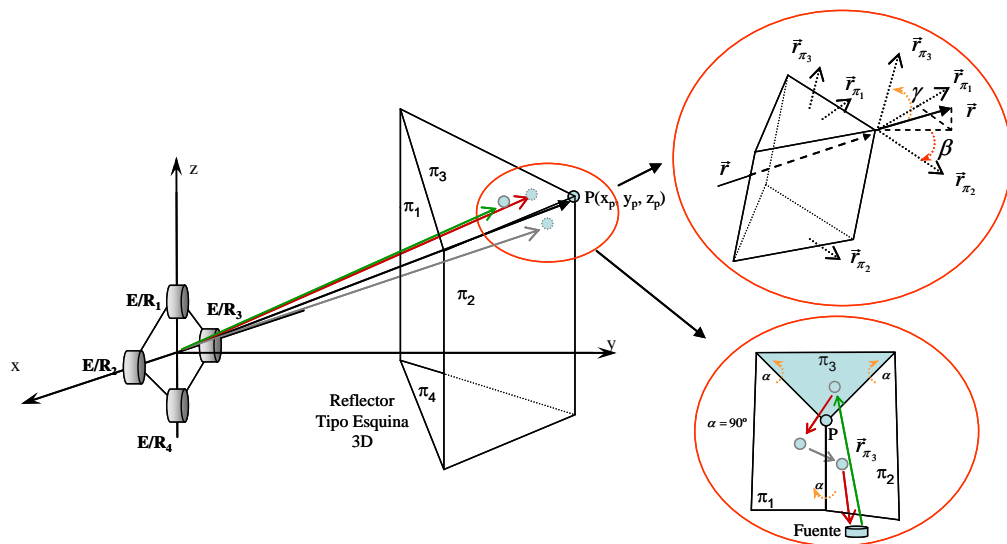


Figura 3.9. Vector de posición para un reflector tipo esquina en 3D.

Por otra parte, el ángulo de elevación θ del vector de posición \vec{r} está dado por la relación que guarda éste con el vector de posición del plano π_3 ; y su ángulo de azimut γ viene determinado por el ángulo que existe entre el vector de posición \vec{r} y el vector de posición del plano π_3 . Si el ángulo de elevación y de azimut son iguales a 45° se dice que el vector de posición \vec{r} está centrado con respecto los tres planos que forman a la esquina 3D.

Reflector complejo. Entre los reflectores complejos que suelen encontrarse habitualmente en entornos interiores se encuentra el reflector tipo planta. Este reflector puede ser modelado como un conjunto de micro-planos que están ubicados de forma aleatoria y cada uno de éstos tiene a su vez una inclinación distinta y particular [CIRCE, 2005]. Por esta razón cuando una señal ultrasónica incide sobre una planta, sólo una porción de la señal emitida por el sensor llega a cada uno de estos planos y se refleja (respecto a la normal del micro-plano). Como resultado de esta reflexión múltiple, la señal recibida está formada por una combinación de ecos que fueron producidos por estos micro-planos.

El vector de posición \vec{r} de una planta es el que partiendo del origen de coordenadas de la estructura sensorial va al punto más cercano detectable que representa a la planta, como se muestra en la Figura 3.10.

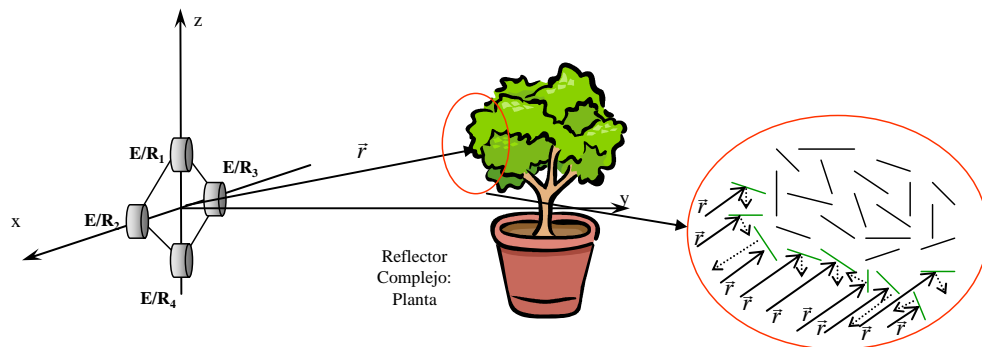


Figura 3.10. Vector de posición para un reflector complejo tipo planta.

3.2.2. Patrón de direcciones de análisis de la estructura sensorial

Después de haber realizado un análisis de los reflectores básicos en el apartado anterior, se pretende conocer cuáles serían sus posibles ubicaciones con respecto a la estructura sensorial en un espacio tridimensional. Para realizar esta tarea se propone construir un mapa de direcciones con el cual se pueda obtener una mayor cantidad de información de los reflectores y con ello lograr una mejor caracterización de éstos. El mapa de direcciones propuesto tiene que ser capaz de captar información en un entorno tridimensional; es decir, tiene que manejar posiciones donde exista un cambio tanto en azimut como en elevación para tener realmente una distribución en 3D. En la Figura 3.11 se muestra el mapa de direcciones propuesto, el cual tiene una apertura en azimut de $\pm 45^\circ$ con incrementos de 5.6° y en elevación de $\pm 40.5^\circ$ con incrementos de 10.12° . La ventaja de esta configuración en hexágonos es que este mapa de direcciones se puede

adaptar perfectamente a los diferentes patrones de emisión/recepción de distintos tipos transductores ultrasónicos. De tal forma que si el ángulo de apertura máximo para un determinado transductor es de aproximadamente de $\pm 35^\circ$, basta con quitar el último hexágono de posiciones del patrón de direcciones.

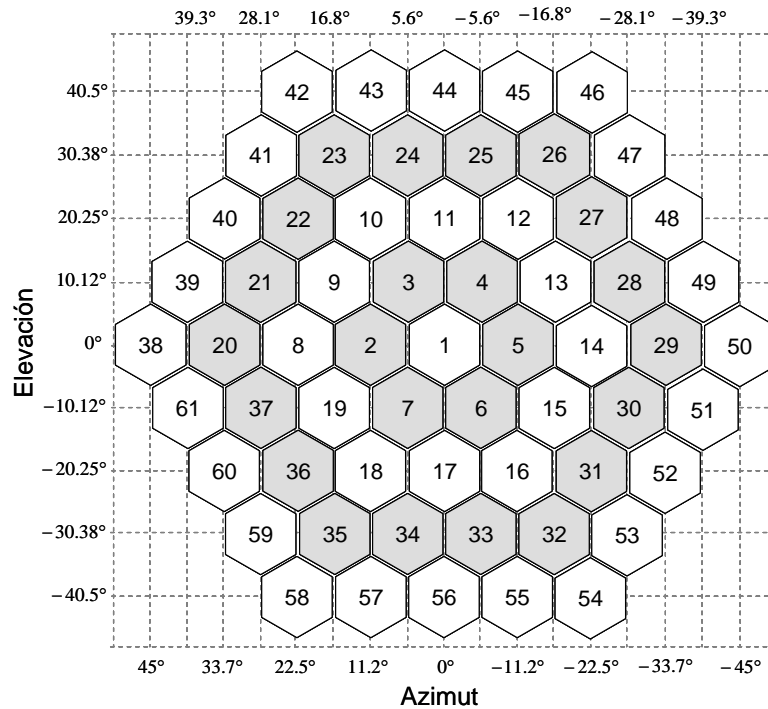


Figura 3.11. Distribución angular del mapa de direcciones.

Debido a que la distancia entre transductores es lo suficientemente pequeña en comparación con la distancia a la que está el reflector, se puede considerar que existe un único patrón de direcciones (mapa de direcciones) para todos los transductores. Este patrón tiene la característica de que está centrado en el origen de coordenadas de la estructura sensorial, como se puede apreciar en la Figura 3.12. Cada punto del patrón tiene como parámetros una distancia r , un ángulo de azimut γ y uno de elevación θ que se representan a través del vector de posición \vec{r} . Una de las características más importantes de este mapa de direcciones es que la distancia r que existe entre el origen de coordenadas y la posición en 3D se mantiene, y lo único que varía son los ángulos de azimut γ y elevación θ . Debido a esto, se puede considerar que cada una de estas posiciones del mapa está ubicada en la superficie de una semiesfera.

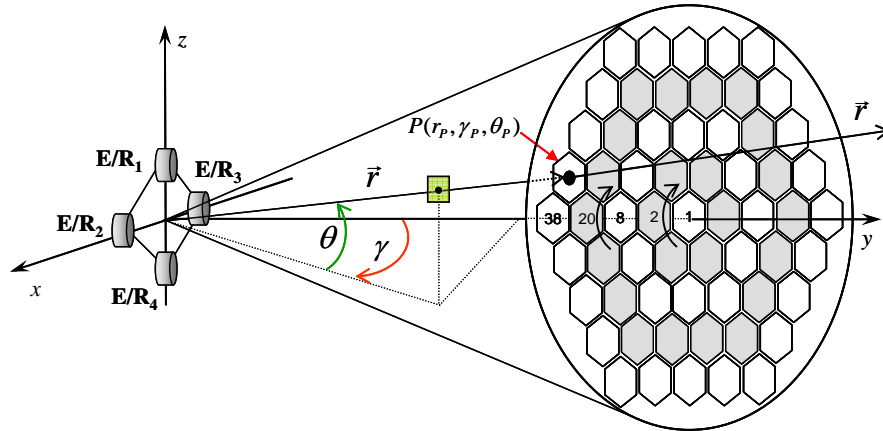


Figura 3.12. Patrón de direcciones de la estructura sensorial.

3.3. Diagrama global de proceso

Con el fin de mejorar los rendimientos obtenidos por los sistemas sensoriales analizados en el capítulo anterior, se ha propuesto una estructura sensorial con la cual es posible obtener mayor información del entorno a pesar de utilizar una reducida cantidad de transductores. Para ello se han propuesto algoritmos tanto en el bajo como en el alto nivel de procesamiento. En el bajo nivel de procesamiento, se usan técnicas de codificación de la señal para poder transmitir simultáneamente y, en la recepción, lograr discriminar a través del proceso de correlación entre las señales transmitidas previamente. En el alto nivel, la información extraída de los ecos captados por el sistema sensor se procesa utilizando algoritmos más complejos como la técnica PCA.

En la Figura 3.13 se muestra el diagrama general de procesamiento que extrae información del entorno a través de la estructura sensorial diseñada. El diagrama general de procesamiento consta de dos partes, la etapa de bajo nivel y la etapa de alto nivel, las cuales se abordarán con más en detalle en los capítulos 4 y 5, respectivamente.

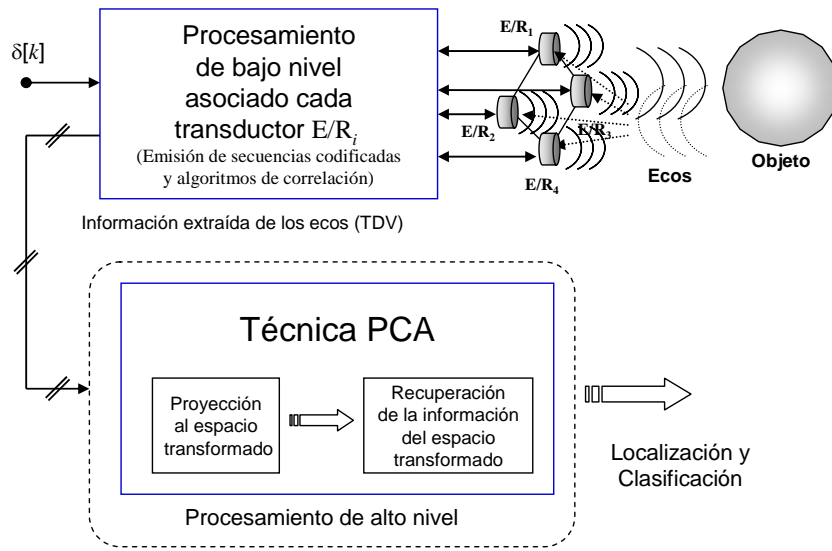


Figura 3.13. Diagrama general de procesamiento propuesto.

3.3.1. Procesamiento en bajo nivel

La algoritmia de bajo nivel asociada a cada transductor de la estructura sensorial propuesta debe permitir realizar las siguientes tareas:

- Realizar una emisión simultánea con todos los transductores que conforman el sensor, sin que exista interferencia entre las señales transmitidas y evitar el *crosstalk*. Para lograr la transmisión simultánea se han utilizado secuencias complementarias para codificar la emisión de cada transductor, y posteriormente realizar su detección.
- Obtención de información del entorno al poder extraer de los ecos recibidos parámetros que puede ser utilizada como características de clasificación (tiempos de vuelo, amplitudes de los ecos, etc.). Dicha información se pretende obtener utilizando una cantidad mínima de transductores en un entorno tridimensional.

Para la realización de estas tareas, es necesario aplicar una algoritmia específica de bajo nivel que permita cumplirlas. En lo que se refiera a la emisión y recepción simultánea, se han utilizado macro-secuencias construidas a partir de conjuntos complementarios de M secuencias, que tienen la particularidad de que pueden transmitirse simultáneamente con muy poca interferencia entre ellas debido a su baja correlación cruzada.

Debido a la pseudo-ortogonalidad de las macro-secuencias, es posible, mediante técnicas de correlación, la detección y discriminación de las señales codificadas

captadas por los receptores después de reflejarse en el entorno, aun con una relación señal-ruido baja. En la Figura 3.14 se muestra el diagrama de bloques de los algoritmos aplicados en el bajo nivel de procesamiento, con el fin de obtener información detallada del entorno al emitir con un transductor una señal codificada, para su posterior procesamiento después de haberse reflejado en el entorno.

En esta figura se observa cómo una macro-secuencia es construida a partir de un conjunto complementario mediante un método de ordenación. Dicha macro-secuencia es modulada utilizando un esquema BPSK para que pueda ser transmitida por el transductor. Los ecos recibidos por este transductor son demodulados y correlados para identificar cada una de las macro-secuencias transmitidas. Posteriormente son validados dichos picos de correlación utilizando un detector de picos.

La señal recibida por el transductor tiene la particularidad de que puede contener información relativa al comportamiento de los canales físicos de transmisión y al tipo de objeto en que se reflejó.

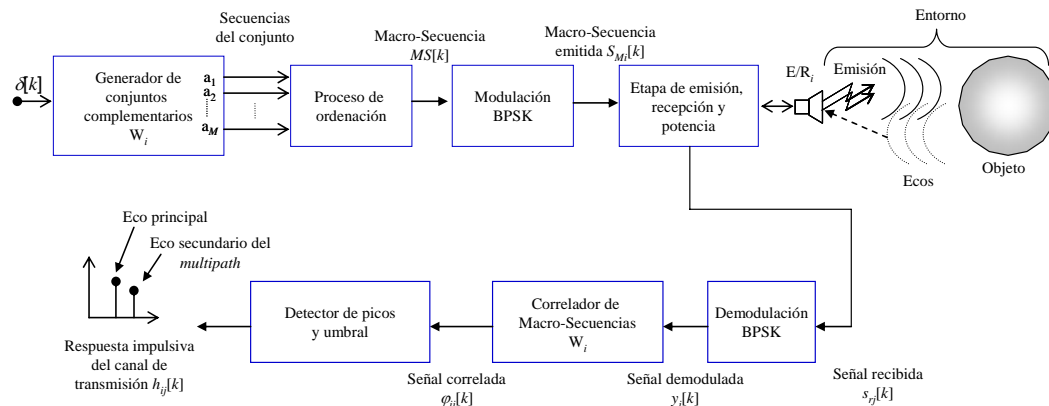


Figura 3.14. Diagrama de bloques de la algoritmia aplicada en el bajo nivel de procesamiento para obtener información del entorno.

3.3.2. Procesamiento en alto nivel

Las respuestas impulsivas obtenidas de los ecos recibidos son usadas para localizar un objeto, además de proveer información relativa al entorno y al objeto donde se ha reflejado la señal transmitida. A partir de esta información extraída (TDV), se ha estudiado y aplicado un método para llevar a cabo una clasificación y localización de reflectores en un entorno tridimensional, de forma que se puedan identificar los reflectores básicos (saliente, plano y esquina). En este sentido, se ha planteado usar la

técnica de análisis de componentes principales, que tradicionalmente ha sido aplicada en otros sistemas sensoriales con diversos procedimientos y metodologías, pero de escaso uso en la actualidad en el campo de los ultrasonidos.

En la Figura 3.15 se muestra el diagrama de bloques del sistema que está encargado de realizar un análisis con la técnica PCA para procesar la información extraída de la estructura sensorial, después de haber sido procesada por el sistema de bajo nivel. Los vectores de información extraídos de los ecos son proyectados al espacio transformado y posteriormente recuperados. A través de los resultados obtenidos con esta técnica se puede realizar la identificación del tipo de reflector, así como su localización en un entorno tridimensional.

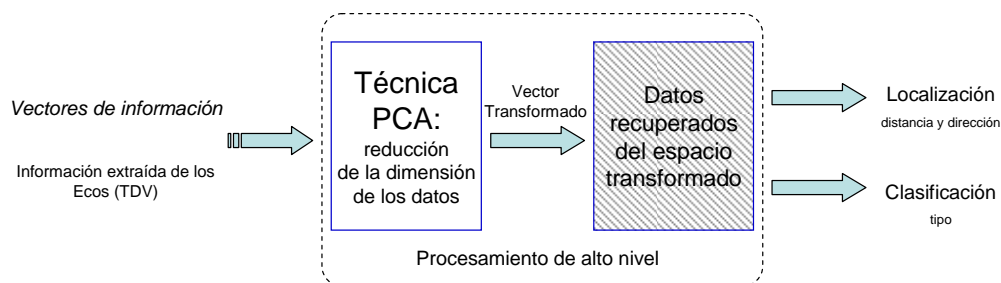


Figura 3.15. Diagrama de bloques de las técnicas utilizadas en el procesamiento de alto nivel para procesar la información extraída de los ecos recibidos por la estructura sensorial.

3.4. Conclusiones

En este capítulo se han mostrado algunas de las características más destacables de la estructura sensorial propuesta, para lograr extraer información detallada del entorno y de los objetos localizados frente al sensor ultrasónico. Esta estructura sensorial cuenta con la particularidad de que permite realizar múltiples emisiones y recepciones simultáneas, lo que dota al sistema de una alta redundancia, muy superior a otras y con una reducción importante del número de elementos con que interactúa el sensor.

En el caso particular de tener cuatro transductores emitiendo simultáneamente, se pueden tener hasta 16 medidas en cada proceso de lectura y con ellas tener más información del entorno desde una sola posición del sensor. Con esta estructura se tiene también la posibilidad de obtener información tanto en un entorno bidimensional (2D) como tridimensional (3D). Con la información obtenida existe la posibilidad de detectar medidas espurias que se apartan considerablemente de los valores esperados, garantizando una mayor fiabilidad a la hora de realizar tareas de clasificación. Gracias a

la capacidad de emisión/recepción simultánea al utilizar macro-secuencias para codificar la emisión de los transductores es posible evitar la interferencia cruzada entre los canales de transmisión.

Además, se ha descrito brevemente el diagrama general de proceso que consta de dos partes esenciales, el procesamiento en el bajo nivel y en el alto nivel. En lo que respecta al procesamiento en el bajo nivel, se propone el uso de macro-secuencias para realizar una transmisión simultánea con los múltiples transductores del sistema sensor. Posteriormente se identifican las secuencias transmitidas a través de un algoritmo de correlación aplicado a la señal recibida por los transductores. Por otra parte, en el alto nivel de procesamiento se utiliza la información obtenida del sensor, de la cual se han extraído algunos parámetros que pueden ser utilizados en algoritmos de clasificación para la identificación y localización de reflectores básicos.

4. Algoritmia de bajo nivel aplicada al sistema sensorial ultrasónico

4.1. Introducción

En este capítulo se realiza un análisis completo del proceso de emisión y recepción de la estructura sensorial propuesta en el capítulo 3. En éste se tiene en cuenta la etapa de transmisión de los transductores, que utilizan macro-secuencias para codificar su emisión; los canales físicos de transmisión del entorno; y por último los algoritmos implementados en la etapa de recepción para procesar los ecos recibidos. En la etapa de emisión, el sistema es capaz de construir distintas macro-secuencias, las cuales son utilizadas para excitar a los transductores durante la emisión, y tienen la particularidad de que pueden transmitirse simultáneamente con baja interferencia cruzada entre ellas. Las secuencias complementarias empleadas para construir las macro-secuencias emitidas por la estructura sensorial se analizarán en este capítulo. Para escoger la forma de construcción de las macro-secuencias se ha realizado un análisis en el cual el objetivo principal ha sido conseguir un grupo de secuencias que tuviesen el menor *bound* (β) de auto-correlación (β_{AC}) y de correlación-cruzada (β_{CC}), término que se define en el apartado 4.2.1. Por otra parte, se ha realizado un estudio en frecuencia de

las macro-secuencias para conocer la mejor forma de transmitirse al medio cuando éstas son utilizadas para codificar la emisión de un transductor. Durante este análisis se han considerado varias características como son la modulación, la frecuencia de transmisión, y el ancho de banda.

El sistema sensor ultrasónico empleado en esta tesis es modelado a través de un modelo MIMO (*Multiple-Input, Multiple-Output*), con el cual se puede analizar en distintos instantes de tiempo el comportamiento de los canales físicos de transmisión entre cada emisor-receptor. Como se tiene una transmisión y recepción simultánea en estos sistemas, en donde se involucran múltiples emisores y múltiples receptores, se tendrá una función de transferencia que relacionará a cada emisor con cada receptor, generando así un modelo general del sistema de transmisión MIMO.

A partir del análisis realizado con el modelo MIMO se ha simulado el sistema de transmisión ultrasónico para obtener información de los ecos captados por la estructura sensorial al aplicar algoritmos en el bajo nivel como la correlación de la señal recibida. Posteriormente se ha empleado un algoritmo de post-proceso para eliminar la interferencia producida por la transmisión simultánea de secuencias.

4.2. Construcción de macro-secuencias a partir de conjuntos complementarios (*M-CSS*)

Como se puede ver en el apéndice B, los conjuntos complementarios son una buena opción para codificar la emisión de un transductor debido a sus características, independientemente del número de secuencias que pueda contener el conjunto [Hernández *et al.*, 2004] [Álvarez *et al.*, 2004a] [De Marziani *et al.*, 2006]. Para su utilización dentro de los sistemas sensoriales, es necesario analizar cuál podría ser el método más eficiente y efectivo que permita transmitir cada uno de los bits del conjunto que codificarán la emisión de cada transductor. Los métodos analizados tienen que minimizar la degradación que puedan tener las propiedades de los *M-CSS* al transmitirse por el medio. Así mismo, también se tendrá en cuenta el nivel de complejidad de los métodos seleccionados para no incrementar los requerimientos del sistema de detección. La utilización de estas técnicas de emisión supone la generación de una nueva secuencia que será utilizada para codificar la emisión de un transductor, la cual se denominará “macro-secuencia” (*MS*) [De Marziani *et al.*, 2006]. En los

siguientes apartados se mencionarán algunas técnicas analizadas en el desarrollo de esta tesis, con el fin de utilizar el método de transmisión que mejores prestaciones presente al sistema sensorial propuesto en el capítulo anterior, para realizar una transmisión simultánea con todos los transductores de dicho sensor.

4.2.1. Construcción de macro-secuencias con entrelazado (*Interleaving*)

Uno de los métodos más simples para generar la macro-secuencia consiste en intercalar o entrelazar cada uno de los bits de las M secuencias que componen el conjunto M -CSS ($\mathbf{S}_{M(L_S)}^{(p)}$) que se muestra en (4-1). De esta manera, la longitud final L_{MS} de la MS está dada por $L_{MS}=M \cdot L_S$, siendo M el número de secuencias del conjunto y L_S la longitud de las secuencias:

$$\mathbf{S}_{M(L_S)}^{(p)} = \begin{pmatrix} S_{1,L_S}^{(p)}[k] \\ S_{2,L_S}^{(p)}[k] \\ \vdots \\ S_{M-1,L_S}^{(p)}[k] \\ S_{M,L_S}^{(p)}[k] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} bs_{1,1} & bs_{1,2} & \cdots & bs_{1,L_S} \\ bs_{2,1} & bs_{2,2} & \cdots & bs_{2,L_S} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ bs_{M-1,1} & bs_{M-1,2} & \cdots & bs_{M-1,L_S} \\ bs_{M,1} & bs_{M,2} & \cdots & bs_{M,L_S} \end{pmatrix} \quad (4-1)$$

donde $S_{n,L_S}^{(p)}$ es la n -ésima secuencia de un M -CSS de longitud L_S generado a partir de la semilla p , tal que $p \in \{0, 1, 2, \dots, L_S-1\}$; $bs_{n,m}$ representan el m -ésimo bit de la n -ésima secuencia del M -CSS, de forma que $n \in \{1,2,\dots,M\}$ y $m \in \{1,2,\dots,L_S\}$ [De Marziani *et al.*, 2006]. En (4-2) se muestra cómo se ha construido la MS al entrelazar cada bit del M -CSS generado con semilla p :

$$\begin{aligned} MSin^{(p)}[k] &= [S_{1,L_S}^{(p)} \otimes S_{2,L_S}^{(p)} \otimes \cdots \otimes S_{M-1,L_S}^{(p)} \otimes S_{M,L_S}^{(p)}] \\ &= [bs_{1,1} \quad bs_{2,1} \quad \cdots \quad bs_{M-1,1} \quad bs_{M,1} \quad bs_{1,2} \quad bs_{2,2} \quad \cdots \quad bs_{M-1,2} \quad bs_{M,2} \quad \cdots \\ &\quad bs_{1,L_S-1} \quad bs_{2,L_S-1} \quad \cdots \quad bs_{M-1,L_S-1} \quad bs_{M,L_S-1} \quad bs_{1,L_S} \quad bs_{2,L_S} \quad \cdots \quad bs_{M-1,L_S} \quad bs_{M,L_S}] \end{aligned} \quad (4-2)$$

donde $MSin^{(p)}[k]$ es la macro-secuencia construida por el *interleaving* de un M -CSS generado con semilla p ; y el operador \otimes representa el entrelazado de los bits del conjunto. Existen dos formas de realizar esta operación de *interleaving*: la primera de ellas consiste en realizar una transposición de la matriz definida en (4-1) y luego concatenar sus filas; y la segunda opción se basa en que a cada secuencia del M -CSS se le aplica la operación definida en (4-3), a través del producto de *Kröneckers*:

$$\begin{aligned}
 Sv_{n,L_S}^{(p)}[k] &= S_{n,L_S}^{(p)}[k] \odot [1 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]_{1 \times M} \\
 &= \left[bs_{n,1} \ (0 \ \dots \ 0)_{1 \times M-1} \ bs_{n,2} \ (0 \ \dots \ 0)_{1 \times M-1} \ \dots \ bs_{n,L_S} \ (0 \ \dots \ 0)_{1 \times M-1} \right]
 \end{aligned} \quad (4-3)$$

donde $Sv_{n,L_S}^{(p)}[k]$ es la nueva secuencia obtenida después de aplicar el producto tensor; y \odot representa el operador producto de *Krönecker*. Por tanto la macro-secuencia $MSin[k]$ se construye a través de:

$$\begin{aligned}
 MSin^{(p)}[k] &= Sv_{1,L_S}^{(p)}[k] + Sv_{2,L_S}^{(p)}[k-1] + \dots + Sv_{M-1,L_S}^{(p)}[k-(M-2)] + Sv_{M,L_S}^{(p)}[k-(M-1)] \\
 &= \left[bs_{1,1} \ bs_{2,1} \ \dots \ bs_{M-1,1} \ bs_{M,1} \ bs_{1,2} \ bs_{2,2} \ \dots \ bs_{M-1,2} \ bs_{M,2} \ \dots \right. \\
 &\quad \left. bs_{1,L_S-1} \ bs_{2,L_S-1} \ \dots \ bs_{M-1,L_S-1} \ bs_{M,L_S-1} \ bs_{1,L_S} \ bs_{2,L_S} \ \dots \ bs_{M-1,L_S} \ bs_{M,L_S} \right]
 \end{aligned} \quad (4-4)$$

De forma general, la función de auto-correlación $\phi_{MS}[k]$ de una macro-secuencia MS está dada por:

$$\phi_{MS}[k] = \sum_{m=1}^{L_{MS}} MS[m] \cdot MS[m+k] \quad (4-5)$$

donde L_{MS} representa la longitud de la macro-secuencia y $m \in \{1, 2, \dots, L_{MS}\}$. Como la $MSin[k]$ construida por *interleaving* está constituida por las secuencias de un M -CSS generado con una semilla p en particular, su función de auto-correlación $\phi_{MSin}[k]$ puede expresarse en función de las correlaciones de estas secuencias $Sv_{n,L_S}^{(p)}[k]$ como se muestra a continuación:

$$\phi_{MSin}[k] = \sum_{n=1}^M \phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)}}[k] + \sum_{n=1}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n \neq n'}}^M \phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n',L_S}^{(p)}}[k - (n' - n)] \quad (4-6)$$

donde $\phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)}}[k]$ es la auto-correlación de la n -ésima secuencia del M -CSS utilizado para generar la MS con una separación entre bits de acuerdo con lo mostrado en (4-3), y $\phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n',L_S}^{(p)}}[k]$ es la correlación-cruzada entre la n -ésima y n' -ésima secuencia del conjunto con un retardo de $(n' - n)$ muestras. Por otra parte, la función de correlación cruzada $\phi_{MSin_1, MSin_2}$ entre dos macro-secuencias ($MSin_1[k]$ y $MSin_2[k]$) generadas a partir

de distintos M -CSS utilizando el mismo método de entrelazado al construir ambas secuencias, queda definido de la siguiente manera:

$$\varphi_{MSin_1MSin_2}[k] = \sum_{n=1}^M \phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n,L_S}^{(p')}}[k] + \sum_{n=1}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n \neq n'}}^M \phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n',L_S}^{(p')}}[k - (n' - n)] \quad (4-7)$$

donde $\varphi_{MSin_1MSin_2}[k]$ es la función de correlación cruzada entre $MSin_1$ y $MSin_2$; p y p' son las semillas de generación de cada conjunto tal que $p, p' \in \{0,1,2,\dots, L_S-1\}$ y $p \neq p'$; $\phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n,L_S}^{(p')}}[k]$ es la función de correlación cruzada entre cada n -ésima secuencia de los conjuntos referidos; y $\phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n',L_S}^{(p')}}[k]$ es la función de correlación cruzada entre la n -ésima y la n' -ésima secuencia ($Sv_{n,L_S}^{(p)}$ y $Sv_{n',L_S}^{(p')}$) generadas con un retardo de $(n' - n)$ muestras.

Analizando (4-6), se observa que la suma de las auto-correlaciones $\phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)}}[k]$ permite obtener lóbulos laterales nulos, debido a las propiedades de los conjuntos complementarios. Sin embargo, la suma de las correlaciones cruzadas $\phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n',L_S}^{(p')}}[k]$ entre las distintas secuencias de ambos conjuntos no es nula en cada instante de tiempo. Por tal motivo, existen lóbulos laterales en la función de auto-correlación de la macro-secuencia por la interferencia entre las secuencias del conjunto que la generan. Así mismo, de (4-7) se deduce que la función de correlación cruzada $\varphi_{MSin_1MSin_2}$ entre las MS depende en primer lugar de la suma de todas las correlaciones cruzadas $\phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n',L_S}^{(p')}}$ entre las secuencias correspondientes a cada conjunto, la cual es nula si p y p' son semillas de dos conjuntos mutuamente ortogonales. Así mismo, esta expresión también depende de un término que representa la suma de la correlación cruzada entre distintas secuencias $\phi_{Sv_{n,L_S}^{(p)} Sv_{n',L_S}^{(p')}}$ de ambos conjuntos con distintos desfases, la cual no es nula para cualquier instante de tiempo.

En la Figura 4.1 se representa la función de auto-correlación $\varphi_{MSin}[k]$ de una $MSin$ de longitud total $L_{MS} = 1024$ obtenida con el entrelazado de los bits de un M -CSS ($M=32$) generado con semilla $p=8$. Como se puede apreciar en esta gráfica, por el efecto de ordenar los bits de la manera indicada aparecen lóbulos laterales en la auto-correlación

de la macro-secuencia, sin embargo el pico o lóbulo principal de la MS se mantiene con la misma amplitud comparado con la auto-correlación de 32-CSS (véase el apéndice B).

De igual manera, en la Figura 4.2 se representa la correlación cruzada $\varphi_{MSin_1MSin_2}$ entre dos macro-secuencias generadas con el entrelazado de los bits de dos conjuntos M -CSS distintos mutuamente ortogonales de semillas $p_1=8$ y $p_2=23$, respectivamente. Como se puede observar, la correlación cruzada entre dos macro-secuencias generadas por *interleaving* no es nula a diferencia de la correlación cruzada entre dos M -CSS que son mutuamente ortogonales (véase apéndice B), pero permanece en valores relativamente bajos comparados con el pico máximo de la auto-correlación.

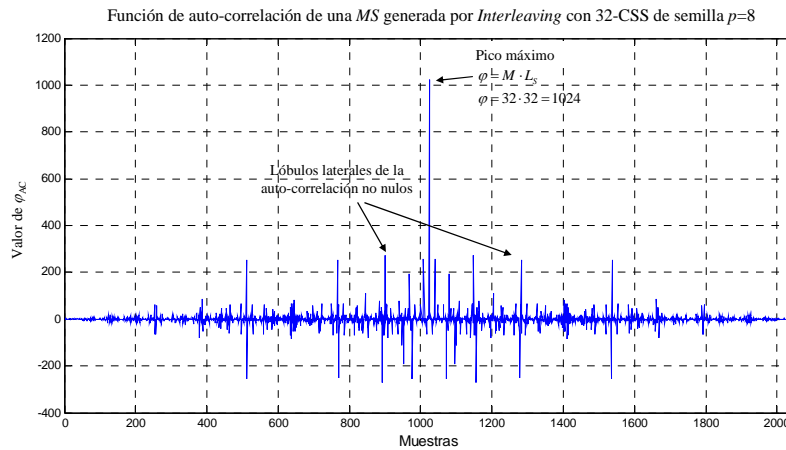


Figura 4.1. Auto-correlación $\varphi_{MSin}[k]$ de una MS de longitud total $L_{MS}=1024$ construida con el entrelazado de los bits de un M -CSS formado por $M=32$ secuencias de longitud $L_S=32$ y semilla $p=8$.

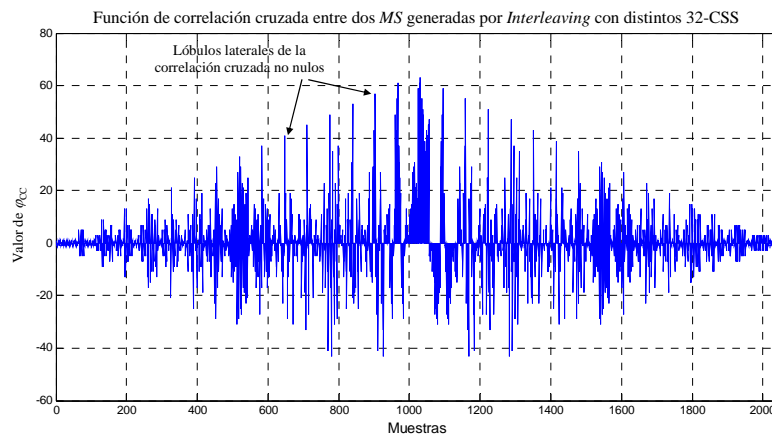


Figura 4.2. Correlación cruzada $\varphi_{MSin_1MSin_2}[k]$ entre dos MS de longitud total L_{MS} obtenidas de dos M -CSS distintos generados a partir de las semillas p_1 y p_2 ($L_{MS}=1024$, $M=32$, $L_S=32$, $p_1=8$, $p_2=23$).

Diferentes factores de mérito pueden ser utilizados para evaluar las propiedades de correlación de las macro-secuencias. Un criterio ampliamente utilizado es caracterizar al

grupo de macro-secuencias a través de la relación β_{AC} que se guarda entre el valor máximo de los lóbulos laterales de la auto-correlación y el pico máximo de la auto-correlación [De Marziani *et al.*, 2006]. Otra relación comúnmente utilizada para caracterizarlos es la que existe entre el valor máximo de la correlación cruzada y el pico máximo de la auto-correlación, definida por β_{CC} .

A través del valor máximo $\beta = \max\{\beta_{AC}, \beta_{CC}\}$ entre ambas relaciones (β_{AC} , β_{CC}), referido como *bound*, es posible determinar un grupo de macro-secuencias cuya interferencia entre dichas macro-secuencias sea mínima.

4.2.2. Construcción de macro-secuencias con concatenación

Un método sencillo que puede ser empleado para generar la macro-secuencia que se utilizará para excitar la emisión de un transductor consiste en concatenar las secuencias que forman parte de un M -CSS. Para obtener la señal codificada a través de este método de ordenación, cada una de las M secuencias $S_{n,L_S}^{(p)}$ del conjunto $\mathbf{S}_{M(L_S)}^{(p)}$ mostrado en (4-1) son concatenadas para construir la macro-secuencia. De esta forma, la longitud final de la MS es $L_{MS} = M \cdot L_S$, siendo M el número de secuencias del conjunto y L_S la longitud de las secuencias.

En (4-8) se muestra cómo se construye la macro-secuencia al concatenar cada una de las M secuencias del conjunto $\mathbf{S}_{M(L_S)}^{(p)}$ generado con semilla p definido en (4-1):

$$\begin{aligned}
 MS_{c^{(p)}}[k] &= [S_{1,L_S}^{(p)} | S_{2,L_S}^{(p)} | \cdots | S_{M-1,L_S}^{(p)} | S_{M,L_S}^{(p)}] \\
 &= \begin{bmatrix} bs_{1,1} & bs_{1,2} & \cdots & bs_{1,L_S-1} & bs_{1,L_S} & bs_{2,1} & bs_{2,2} & \cdots & bs_{2,L_S-1} & bs_{2,L_S} & \cdots \\
 bs_{M-1,1} & bs_{M-1,2} & \cdots & bs_{M-1,L_S-1} & bs_{M-1,L_S} & bs_{M,1} & bs_{M,2} & \cdots & bs_{M,L_S-1} & bs_{M,L_S} \end{bmatrix} \quad (4-8)
 \end{aligned}$$

donde $MS_{c^{(p)}}$ es la macro-secuencia generada por concatenación; $|$ es el operador que representa la concatenación de las secuencias; $S_{n,L_S}^{(p)}$ es la n -ésima secuencia de un conjunto M -CSS formado por M secuencias de longitud L_S y generado con semilla p ; $bs_{n,m}$ es el m -ésimo bit de la secuencia n -ésima del conjunto referido, de forma que $n \in \{1, 2, \dots, M\}$, $m \in \{1, 2, \dots, L_S\}$ y $p \in \{0, 1, 2, \dots, L_S-1\}$. La función de auto-correlación definida en (4-5) se puede aplicar también a las macro-secuencias generadas por concatenación. De forma que, la función de auto-correlación de la macro-secuencia

construida en (4-8) contiene la suma de las auto-correlaciones entre las n -ésimas secuencias $S_{n,L_S}^{(p)}$ del conjunto M -CSS y la suma de las correlaciones cruzadas entre las distintas secuencias ($S_{n,L_S}^{(p)}$ y $S_{n',L_S}^{(p)}$) del referido conjunto. Por lo tanto, se obtiene que:

$$\varphi_{MSc}[k] = \sum_{n=1}^M \phi_{S_{n,L_S}^{(p)}}[k] + \sum_{n=1}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n \neq n'}}^M \phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n',L_S}^{(p)}}[k - (n' - n) \cdot L_S] \quad (4-9)$$

donde $\varphi_{MSc}[k]$ es la auto-correlación de la macro-secuencia MSc generada por concatenación; $\phi_{S_{n,L_S}^{(p)}}[k]$ es la auto-correlación de la n -ésima secuencia del M -CSS utilizado para generar la MS ; y $\phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n',L_S}^{(p)}}[k]$ es la correlación cruzada entre la n -ésima y n' -ésima secuencias del conjunto con un retardo de $(n' - n) \cdot L_S$ muestras. Por otra parte, la función de correlación cruzada $\varphi_{MSc_1 MSc_2}[k]$ entre dos macro-secuencias MSc_1 y MSc_2 generadas por concatenación con distintos M -CSS, está definida por:

$$\varphi_{MSc_1 MSc_2}[k] = \sum_{n=1}^M \phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n,L_S}^{(p')}}[k] + \sum_{n=1}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n \neq n'}}^M \phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n',L_S}^{(p')}}[k - (n' - n) \cdot L_S] \quad (4-10)$$

donde $\varphi_{MSc_1 MSc_2}[k]$ es la función de correlación cruzada entre MSc_1 y MSc_2 ; p y p' son las semillas de generación de cada conjunto tal que $p, p' \in \{0, 1, 2, \dots, L_S - 1\}$ y $p \neq p'$; $\phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n,L_S}^{(p')}}[k]$ es la función de correlación cruzada entre cada n -ésima secuencia de los conjuntos referidos; y $\phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n',L_S}^{(p')}}[k]$ es la función de correlación cruzada entre la n -ésima y la n' -ésima secuencias generadas con un retardo de $(n' - n) \cdot L_S$ muestras. Tanto las macro-secuencias generadas por *interleaving* como las formadas por concatenación se caracterizan porque las correlaciones cruzadas entre las diferentes secuencias que constituyen al M -CSS no son nulas. Debido a esto, aparecen lóbulos laterales no nulos después de aplicar la operación de correlación sobre una MS .

En la Figura 4.3 se muestran los efectos producidos por este método de ordenación de bits en la función de auto-correlación $\varphi_{MSc}[k]$ de una macro-secuencia de longitud total $L_{MS} = M \cdot L_S$ obtenida mediante la concatenación de las $M=32$ secuencias de un M -CSS de $L_S=32$ generado con semilla $p=5$. Como se observa, aparecen lóbulos laterales en la

función de auto-correlación de la macro-secuencia por efecto de la ordenación de los bits. Sin embargo, el lóbulo principal de la MS detectada mantiene su amplitud en comparación a la auto-correlación de un 32-CSS.

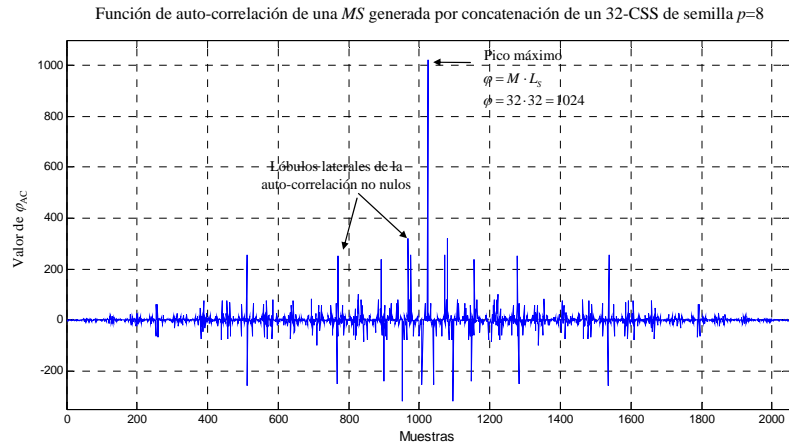


Figura 4.3. Auto-correlación $\phi_{MSc}[k]$ de una MS de longitud total L_{MS} construida a partir del M -CSS generado con semilla p y formado por M secuencias de longitud L_S ($L_{MS}=1024$, $M=32$, $L_S=32$, $p=5$).

En la Figura 4.4 se representa la correlación cruzada $\phi_{MSc_1MSc_2}[k]$ entre dos macro-secuencias MSc_1 y MSc_2 generadas por la concatenación de las secuencias de dos conjuntos distintos de semillas $p_1=5$ y $p_2=10$, respectivamente. En esta gráfica se muestra cómo la correlación cruzada entre estas dos macro-secuencias no es nula debido a que la suma entre sus términos de correlación cruzada no produce una cancelación de sus efectos, como la mostrada en un M -CSS (véase el apéndice B). Sin embargo, los valores permanecen relativamente bajos en comparación con el pico máximo de la auto-correlación.

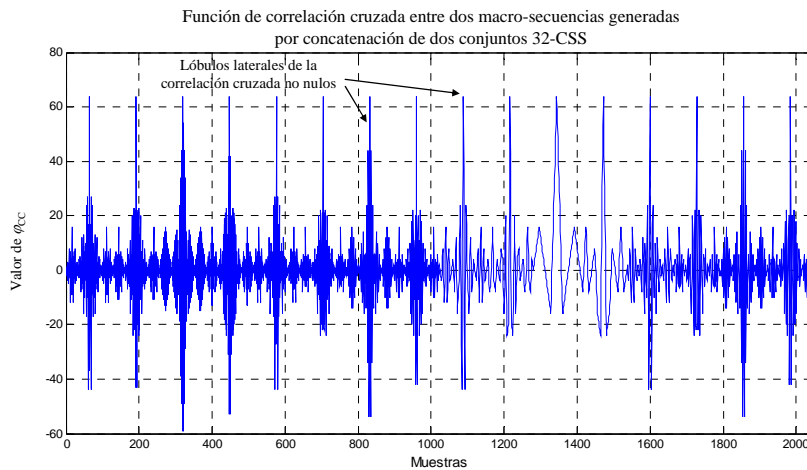


Figura 4.4. Correlación cruzada $\phi_{MSc_1MSc_2}[k]$ entre dos MS de longitud L_{MS} obtenidas a partir de dos conjuntos 32-CSS de distintos de semillas p_1 y p_2 ($M=32$, $L_S=32$, $p_1=5$, $p_2=10$).

4.2.3. Construcción de macro-secuencias con zonas nulas en la función de AC y CC

Otro método alternativo al descrito anteriormente que puede ser utilizado para construir macro-secuencias consiste en concatenar las secuencias de un M -CSS junto con una ventana de ceros. Este método de ordenación permitirá identificar picos de correlación que están muy cercanos entre sí. La macro-secuencia que se utilizará para codificar la emisión de un transductor se obtiene concatenando cada una de las M secuencias $S_{n,L_S}^{(p)}$ del conjunto $\mathbf{S}_{M(L_S)}^{(p)}$ mostrado en (4-1), junto a una secuencia de ceros de longitud L_K para construir la MS . De esta forma, se tiene que la longitud total de la MS es $L_{MS}=M \cdot (L_S+L_K)$, siendo M el número de secuencias del conjunto, L_S la longitud de cada secuencia y L_K la longitud de la secuencia de ceros insertada entre cada secuencia del M -CSS utilizado. En (4-11) se muestra cómo se construyó la macro-secuencia al concatenar distintas secuencias:

$$\begin{aligned} MSck^{(p)}[k] &= [S_{1,L_S}^{(p)} | K_0 | S_{2,L_S}^{(p)} | K_0 | \cdots | S_{M-1,L_S}^{(p)} | K_0 | S_{M,L_S}^{(p)} | K_0] \\ &= [bs_{1,1} \quad bs_{1,2} \quad \cdots \quad bs_{1,L_S-1} \quad bs_{1,L_S} \quad (0 \quad \cdots \quad 0)_{1 \times L_K} \quad bs_{2,1} \quad bs_{2,2} \quad \cdots \quad bs_{2,L_S-1} \quad bs_{2,L_S} \quad (4-11) \\ &\quad (0 \quad \cdots \quad 0)_{1 \times L_K} \quad \cdots \quad bs_{M,1} \quad bs_{M,2} \quad \cdots \quad bs_{M,L_S-1} \quad bs_{M,L_S} \quad (0 \quad \cdots \quad 0)_{1 \times L_K}] \end{aligned}$$

donde $MSck[k]$ es la macro-secuencia generada por concatenación; $|$ es el operador que representa la concatenación de secuencias; $S_{n,L_S}^{(p)}$ es la n -ésima secuencia del M -CSS formado por M secuencias de longitud L_S y generado con semilla p , con $p \in \{0, 1, 2, \dots, L_S-1\}$; K_0 es una secuencia de ceros de longitud L_K que se inserta entre cada una de las secuencias del conjunto; $bs_{n,m}$ es el m -ésimo bit de la n -ésima secuencia del conjunto referido, de forma que $n \in \{1, 2, \dots, M\}$ y $m \in \{1, 2, \dots, L_S\}$.

Análogamente a las secuencias formadas por concatenación del apartado anterior, es posible aplicar la función de auto-correlación definida en (4-5) a estas macro-secuencias. De forma que, la suma de las auto-correlaciones entre las distintas secuencias del conjunto M -CSS utilizado para generar la MS definida en (4-11) está dada por:

$$\varphi_{MSck}[k] = \sum_{n=1}^M \phi_{S_{n,L_S}^{(p)}}[k] + \sum_{n=1}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n \neq n'}}^M \phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n',L_S}^{(p)}}[k - (n' - n) \cdot (L_S + L_K)] \quad (4-12)$$

Donde $\varphi_{MSck}[k]$ es la auto-correlación de la MS generada por concatenación; $\phi_{S_{n,L_S}^{(p)}}[k]$ es la auto-correlación de la n -ésima secuencia del M -CSS utilizado para generar la MS ; y $\phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n',L_S}^{(p')}}[k]$ es la correlación cruzada entre la n -ésima y n' -ésima secuencias del conjunto con un retardo de $(n' - n) \cdot (L_S + L_K)$ muestras. Así mismo, la correlación cruzada entre dos macro-secuencias generadas a partir de dos M -CSS distintos está dada por:

$$\varphi_{MSck_1 MSck_2}[k] = \sum_{n=1}^M \phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n,L_S}^{(p')}}[k] + \sum_{n=1}^M \sum_{\substack{n'=1 \\ n \neq n'}}^M \phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n',L_S}^{(p')}}[k - (n' - n) \cdot (L_S + L_K)] \quad (4-13)$$

Donde $\varphi_{MSck_1 MSck_2}[k]$ es la función de correlación cruzada entre $MSck_1$ y $MSck_2$; p y p' son las semillas de generación de cada conjunto tal que $p, p' \in \{0,1,2,\dots, L_S-1\}$; $\phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n,L_S}^{(p')}}[k]$ es la función de correlación cruzada entre cada n -ésima secuencia de los conjuntos referidos; y $\phi_{S_{n,L_S}^{(p)} S_{n',L_S}^{(p')}}[k]$ es la función de correlación cruzada entre la n -ésima y la n' -ésima secuencias generadas con un retardo de $(n' - n) \cdot (L_S + L_K)$ muestras.

Este método de ordenación permite que exista un espacio o ventana de $2 \cdot L_K$ muestras nulas alrededor del pico principal de la auto-correlación como consecuencia de introducir una secuencia de ceros entre cada secuencia del conjunto. Esta ventana de ceros (nula interferencia) permite identificar con facilidad y con una mínima interferencia entre distintos picos de correlación detectados en ella que corresponden al multicamino que sufrió una misma señal, o bien a la múltiple recepción de distintas señales.

En la Figura 4.5 se muestra la gráfica de la función de auto-correlación $\varphi_{MSck}[k]$ de una MS de longitud total $L_{MS} = M \cdot (L_S + L_K)$ obtenida a través de la concatenación de las $M=32$ secuencias de longitud $L_S=32$ de un 32-CSS, generado con semilla $p=5$, junto con la inclusión de una ventana de $L_K=32$ ceros entre cada una de las secuencias. En esta gráfica se observa que aparecen lóbulos laterales alrededor del pico principal de la auto-correlación por el efecto del método de ordenación, y que la amplitud del lóbulo principal de la MS detectada se mantiene en comparación a la auto-correlación de un 32-CSS. Además, puede observarse también una zona libre de interferencia alrededor del lóbulo principal.

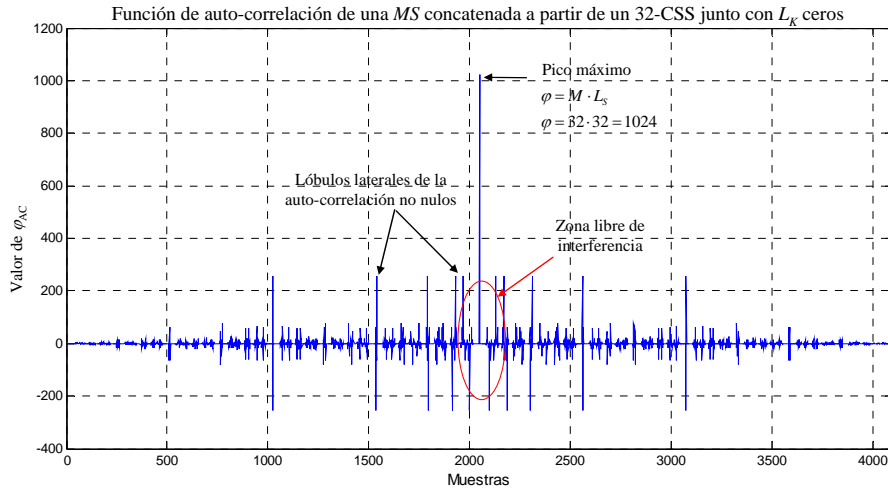


Figura 4.5. Auto-correlación $\phi_{MSck}[k]$ de una MS de longitud total L_{MS} construida a partir de un M -CSS de semilla p y formado por M secuencias de longitud L_S ($L_{MS}=2048$, $M=32$, $L_S=32$, $p=5$, $L_K=32$).

En la señal representada en la Figura 4.6 se puede observar que existe un área de longitud $L_K=32$ y de valor nulo a cada lado del pico principal de la auto-correlación. En este espacio, donde el valor de la auto-correlación es nulo, pueden ser detectados con una interferencia mínima múltiples picos candidatos producidos por los multicaminos o por reflectores cercanos. En lo que respecta a la correlación-cruzada entre dos macrosecuencias diferentes, en la Figura 4.7 se muestra el resultado de esta operación al comparar estas dos MS construidas mediante el método descrito en este apartado, utilizando dos 32-CSS distintos de semillas $p_1=5$ y $p_2=10$, respectivamente.

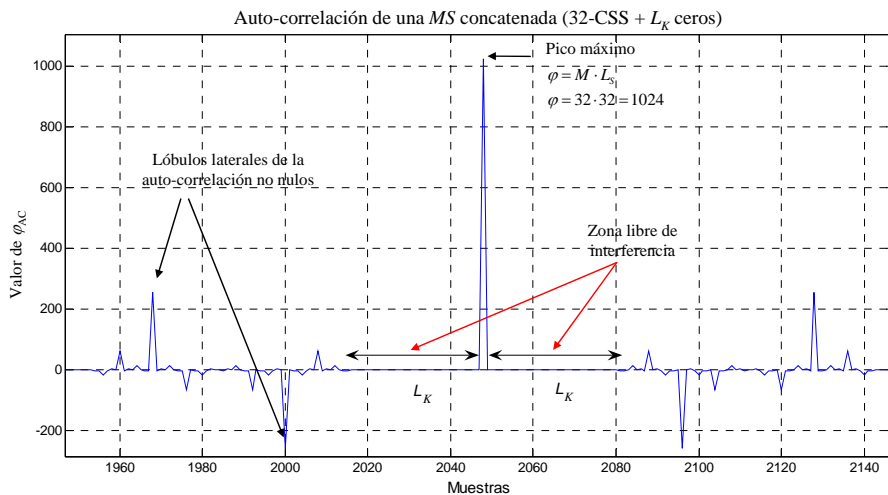


Figura 4.6. Auto-correlación $\phi_{MSck}[k]$ de una MS de longitud 2048 construida a partir del conjunto 32-CSS ($M=32$, $L_S=32$, $p=5$). Durante la construcción de la MS, se añadieron 32 ceros entre cada secuencia.

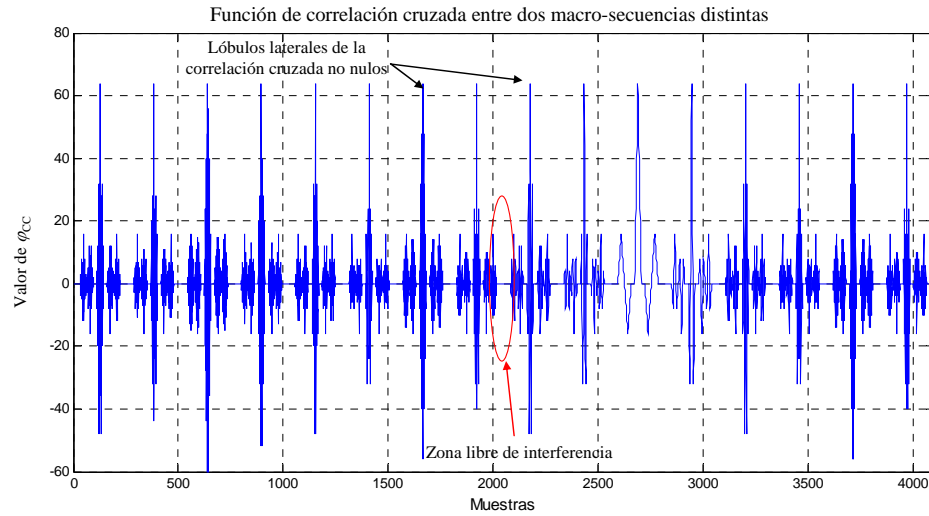


Figura 4.7. Correlación cruzada $\phi_{MSck_1,MSck_2}[k]$ entre dos MS de longitud total L_{MS} obtenidas a partir de dos M -CSS distintos generados con semillas p_1 y p_2 ($L_{MS}=2048$, $M=32$, $L_S=32$, $p_1=5$, $p_2=10$).

En la Figura 4.8 se muestra una ampliación de la señal procesada donde se observa que existe una zona libre de interferencia en la correlación cruzada de dos MS construidas con este método de ordenación. Esta zona se caracteriza por tener un área de longitud $2 \cdot L_K$ muestras de valor nulo localizada aproximadamente en la muestra 2048 ($L_{MS}=2048$, $2 \cdot L_K=64$).

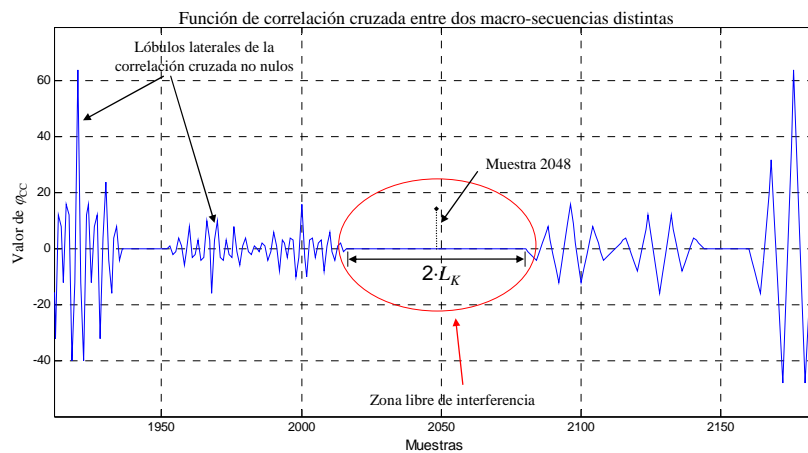


Figura 4.8. Ampliación de la zona libre de interferencia de longitud $2 \cdot L_K$ en la correlación cruzada $\phi_{MSck_1,MSck_2}[k]$ de dos MS de longitud total L_{MS} .

4.3. Análisis espectral de las macro-secuencias transmitidas con distintos esquemas de modulación

Para transmitir el conjunto de macro-secuencias asignadas a los transductores es necesario determinar cuál es el mejor mecanismo que permita su emisión simultánea de manera eficiente y que se ajuste a las especificaciones del transductor utilizado. Entre los distintos esquemas que podrían ser utilizados para esta tarea se encuentran la modulación BPSK y la modulación QPSK. Con el esquema de modulación QPSK se logra reducir el tiempo de emisión, sin embargo aumenta la complejidad de sus módulos (modulador y demodulador). Por contraparte, la modulación BPSK tiene características muy similares a la modulación QPSK en lo que respecta a la transmisión, pero la implementación de sus módulos es más sencilla. Además, este esquema se caracteriza por mantener el espectro más estrecho en torno a la frecuencia principal de la portadora cuando se utilizan símbolos de modulación de igual duración.

4.3.1. Modulación BPSK

La modulación BPSK es un esquema de modulación que puede ser utilizado para la transmisión de códigos binarios en sistemas de compresión de pulsos [Álvarez, 2005] [Ureña, 1998]. Cada bit del código se modula con un símbolo formado por $\{+1 \text{ ó } -1\}$, de forma que el símbolo puede estar constituido por uno o varios ciclos de una portadora cuya fase (0 ó π) está determinada por el valor del bit. Generalmente la forma del símbolo de la portadora es una señal sinusoidal de frecuencia f_e . Sin embargo, con el objeto de reducir la complejidad de la implementación hardware de las etapas de modulación y demodulación, es común utilizar señales cuadradas. Por lo tanto una señal modulada puede ser expresada como la convolución del símbolo de modulación con un tren de deltas separadas temporalmente y ponderadas por los bits de la secuencia MS a transmitir. De esta manera, si $MS = [bs_1, bs_2, bs_3, \dots, bs_{L_{MS}}]$ es la macro-secuencia de longitud L_{MS} con $bs_n = \pm 1$ y $Sb(t)$ con $0 \leq t \leq (N_C \cdot T_e)$ es el símbolo de modulación formado por N_C ciclos de una portadora de frecuencia $f_e = 1/T_e$, la señal modulada S_M a transmitir se describe como:

$$\begin{aligned}
S_M(t) &= Sb(t) * MS(t) = Sb(t) * \sum_{n=0}^{L_{MS}-1} bs_n \cdot \delta(t - n \cdot N_C \cdot T_e) \\
&= \sum_{n=0}^{L_{MS}-1} bs_n \cdot Sb(t - n \cdot N_C \cdot T_e), \quad 0 \leq t \leq (L_{MS} - 1) \cdot N_C \cdot T_e
\end{aligned} \tag{4-14}$$

donde $S_M(t)$ es la señal modulada a transmitir; y bs_n representa cada uno de los bits de la macro-secuencia a emitir. El análisis espectral o espectro de potencia X_{S_M} de una macro-secuencia modulada puede ser expresada por:

$$X_{S_M}(j\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{S_M}(t) \cdot e^{-j\omega t} dt \tag{4-15}$$

donde R_{S_M} representa la función de correlación de la macro-secuencia modulada S_M y ésta constituye una medida de la energía de la señal a transmitir. De esta forma, la potencia espectral X_{S_M} de la macro-secuencia modulada definida en (4-14) está dada por:

$$X_{S_M}(j\omega) = \frac{1}{T_e} |Sb(j\omega)|^2 \cdot S_{MS}(e^{-j\omega T_e}) \tag{4-16}$$

donde $Sb(j\omega)$ representa la transformada de Fourier del símbolo de modulación utilizado y $S_{MS}(e^{-j\omega T_e})$ es el espectro en potencia de la macro-secuencia a transmitir. A partir de esta expresión, se puede concluir que el espectro en potencia de la señal que se desea transmitir depende de las características espectrales del símbolo con que se modula la señal y del propio espectro en frecuencia de la macro-secuencia que se emite.

Con el fin de conocer la mejor forma de transmitir una macro-secuencia, se analizarán en este apartado distintos símbolos de modulación dentro del esquema BPSK considerando sólo aquéllos que permitan emitir la mayor cantidad de energía al medio en el menor tiempo. En este análisis se considerarán únicamente símbolos de modulación que utilizan como referencia señales discretas; entre los cuales se consideran símbolos digitales con $\frac{1}{2}$ ciclo de la portadora, símbolos digitales formados por 1 y 2 ciclos de la portadora, y símbolos digitales de 1 o 2 ciclos que contengan ceros entre cada transición de la portadora. La limitación a dos períodos por símbolo es para no alargar excesivamente la señal transmitida, aparte del efecto del mayor número de

lóbulos laterales que aparecen tras la correlación al aumentar dicho número de períodos. Por otro lado, el usar ceros entre las transiciones de la portadora es para fijar mejor la frecuencia central de la señal emitida con la máxima respuesta del transductor emisor.

En la Figura 4.9 se muestra el símbolo de una modulación BPSK considerando únicamente $\frac{1}{2}$ ciclo de la portadora, así como su representación digital cuando es muestreado a una frecuencia $f_s = 400\text{kHz}$ ($T_s = 1/f_s = 2.5\mu\text{s}$) que es 8 veces superior a la frecuencia de emisión $f_e = 50\text{kHz}$. En este análisis se utiliza como referencia la frecuencia principal de trabajo de un transductor electrostático de Polaroid de la serie 600 [SensComp, 2006] que está en torno a los 50kHz y con un ancho de banda de 25kHz .

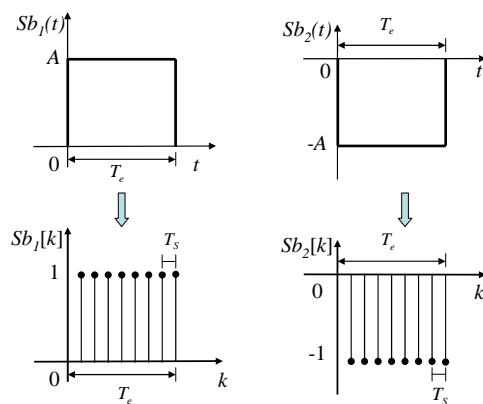


Figura 4.9. Modulación BPSK, considerando un símbolo digital de $\frac{1}{2}$ ciclo de la portadora y su representación discreta en el tiempo.

Para efectuar el análisis en frecuencia se consideraron macro-secuencias generadas a partir de 4-CSS de 4 secuencias de longitud $L_S=256$ generadas a partir de las semillas $p_1=5$ y $p_2=10$. Las macro-secuencias utilizadas en este análisis se formaron empleando dos de los métodos de ordenación vistos en la sección 4.2: *interleaving* y concatenación. Cada bit de la macro-secuencia es sustituido por el correspondiente símbolo de modulación $Sb[k]$ representado en la Figura 4.9 para generar la señal modulada $S_M[k]$ que se emitirá.

En la Figura 4.10 y Figura 4.11 se muestra el espectro de potencia de la macro-secuencia modulada construida por *interleaving* y concatenación, respectivamente. En ambas gráficas se puede observar que el punto máximo de energía está por debajo de la frecuencia de emisión ($f_e=50\text{kHz}$).

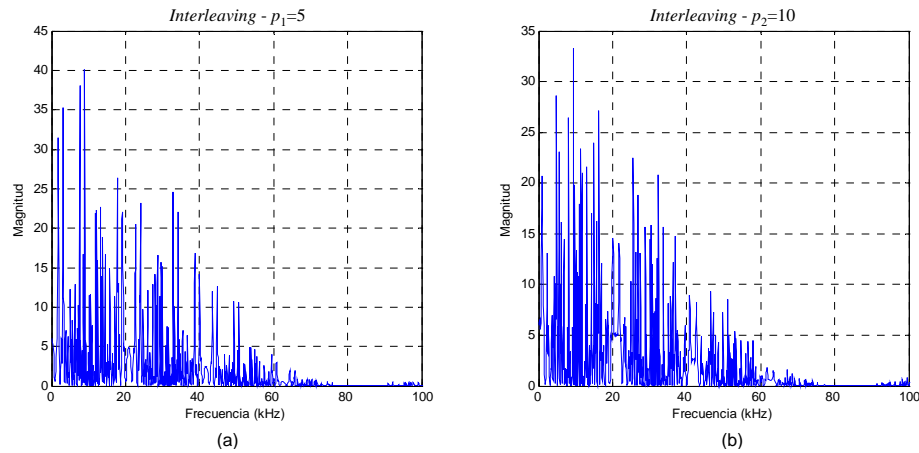


Figura 4.10. Espectro de potencia de la macro-secuencia modulada con un símbolo de $\frac{1}{2}$ ciclo de una portadora de $f_c=50\text{kHz}$ en el esquema de modulación BPSK. Macro-secuencias construidas por *interleaving* y semillas a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$.

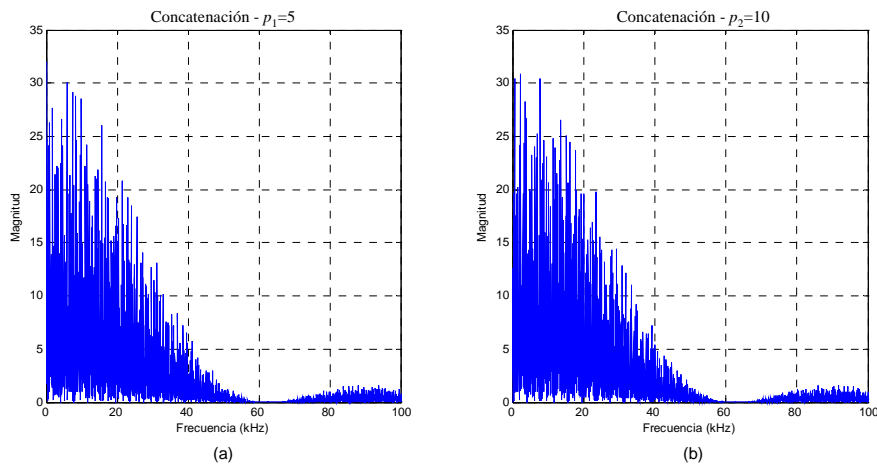


Figura 4.11. Espectro de potencia de la macro-secuencia modulada con un símbolo de $\frac{1}{2}$ ciclo de una portadora de $f_c=50\text{kHz}$ en el esquema de modulación BPSK. Macro-secuencias construidas por concatenación y semillas a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$.

Cabe resaltar que en ambas gráficas, la densidad del espectro de potencia depende en gran medida del método de ordenación con que se generó la macro-secuencia. El porcentaje de energía que puede transmitirse al medio suponiendo distintos anchos de banda ($\pm 5\text{kHz}$, $\pm 10\text{kHz}$, $\pm 15\text{kHz}$, $\pm 20\text{kHz}$), y considerando que el periodo de emisión varía entre $12\mu\text{s}$ y $34\mu\text{s}$ es representado en la Figura 4.12. A través de este análisis se logra caracterizar la respuesta en frecuencia del módulo de emisión suponiendo que el transductor utilizado emitirá con una portadora digital 50kHz . Por otra parte, se puede observar que el porcentaje de mayor energía que se puede transmitir al medio es del 37.66% de la energía total a una frecuencia de 71.43kHz ($T_c=14\mu\text{s}$) y un ancho de banda de $\pm 20\text{kHz}$. El porcentaje de energía que se logra transmitir utilizando una frecuencia de emisión de 50kHz es del 34.29% de la energía total.

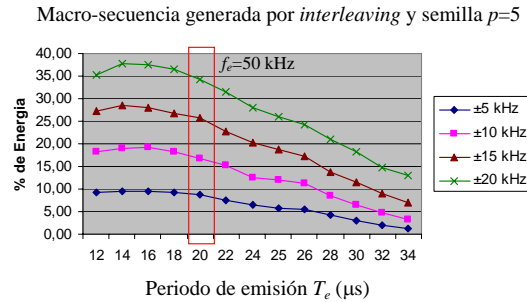


Figura 4.12. Energía transmitida al medio por una macro-secuencia modulada con un símbolo de $\frac{1}{2}$ ciclo de una portadora digital utilizando distintos periodos de emisión.

En el caso de que se utilice un símbolo de modulación formado por un ciclo completo de la portadora para sustituir cada bit de la macro-secuencia, se logrará que la mayor parte de la energía se concentre cerca de la frecuencia de la portadora, como se podrá observar más adelante. En la Figura 4.13 se muestra el símbolo de modulación formado por un ciclo de una señal cuadrada y su representación digital considerando una frecuencia de muestreo $f_s=400\text{kHz}$ ($T_s=2.5\mu\text{s}$), 8 veces superior a la frecuencia de la portadora $f_c=50\text{kHz}$.

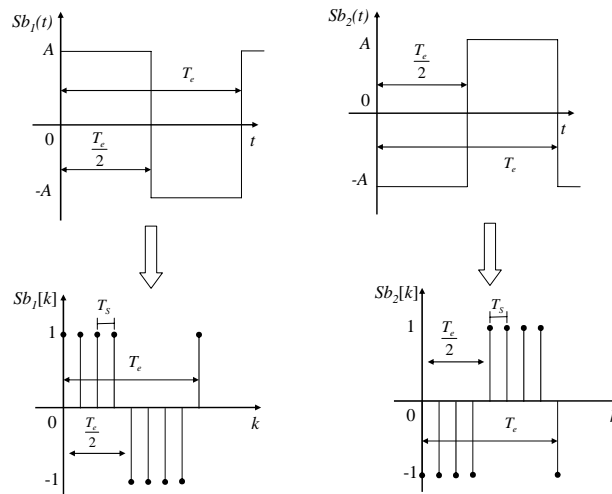


Figura 4.13. Modulación BPSK, considerando un símbolo digital de la portadora y su representación discreta en el tiempo.

Para efectuar el análisis en frecuencia utilizando este símbolo de modulación, se empleará la macro-secuencia descrita al principio de esta sección, considerando los mismos parámetros de configuración ($M=4$, $L_S=256$, $p_1=5$ y $p_2=10$). Al igual que el caso anterior, la macro-secuencia es construida a partir de dos métodos de ordenación: *interleaving* y concatenación. Cada bit de la macro-secuencia es sustituido por el símbolo de modulación $Sb[k]$ definido en la Figura 4.13 para generar la macro-

secuencia modulada $S_M[k]$ que se transmitirá. En la Figura 4.14 y Figura 4.15 se muestran los espectros de potencia de la macro-secuencia construida por *interleaving* y concatenación después de haber sido modulada con el esquema de modulación BPSK, respectivamente. En ambas gráficas se puede observar que la mayor parte de energía se encuentra concentrada alrededor de la frecuencia de emisión ($f_e=50\text{kHz}$). Sin embargo, se puede observar que al utilizar un solo símbolo de modulación la energía está dispersa alrededor de la frecuencia central de emisión.

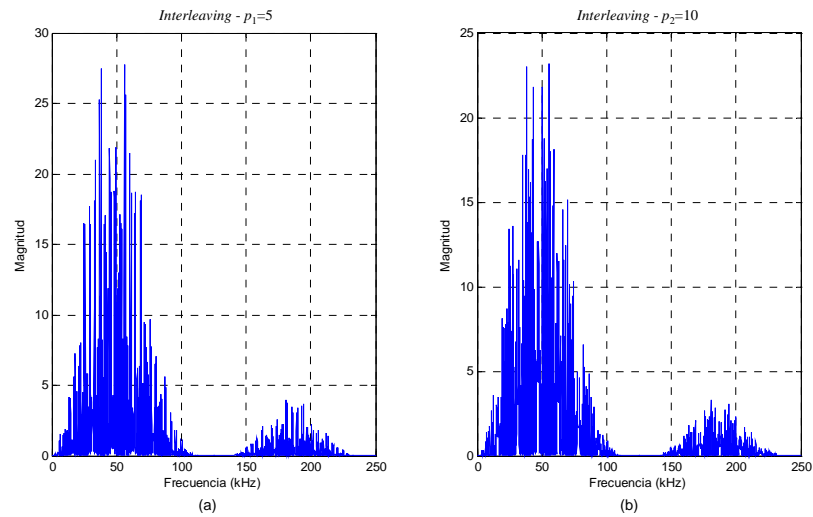


Figura 4.14. Espectro de potencia de una macro-secuencia modulada con un ciclo del símbolo digital de la portadora emitida a una frecuencia de $f_e=50\text{kHz}$ en el esquema BPSK. Macro-secuencias construidas por *interleaving* y semillas a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$.

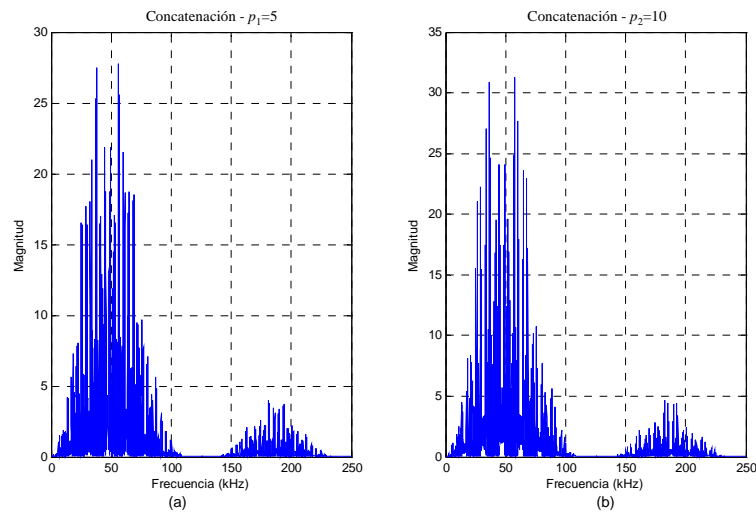


Figura 4.15. Espectro de potencia de una macro-secuencia modulada con un ciclo del símbolo digital de la portadora emitida a una frecuencia de $f_e=50\text{kHz}$ en el esquema BPSK. Macro-secuencias construidas por concatenación y semillas a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$.

De ambas gráficas se puede analizar que la densidad de la energía y la magnitud máxima del espectro de potencia están muy relacionadas con la forma en que se construyó la macro-secuencia y con su semilla de generación. En la Figura 4.16 se representa el porcentaje de energía que logra emitir la macro-secuencia modulada suponiendo distintos anchos de banda ($\pm 5\text{kHz}$, $\pm 10\text{kHz}$, $\pm 15\text{kHz}$, $\pm 20\text{kHz}$), considerando que el periodo de emisión T_e de la portadora varía entre $12\mu\text{s}$ y $34\mu\text{s}$. A través de este análisis es posible caracterizar la respuesta en frecuencia del módulo de emisión, considerando que éste emite a una frecuencia de $f_c=50\text{kHz}$, de forma que el espectro de potencia se desplaza con respecto a los distintos periodos de emisión. Así mismo, se observa que el máximo porcentaje de energía que se puede transmitir al medio es del 62.81% de la energía total emitida con un ancho de banda de $\pm 20\text{kHz}$ y una frecuencia de emisión de 55kHz ($T_e=18\mu\text{s}$).

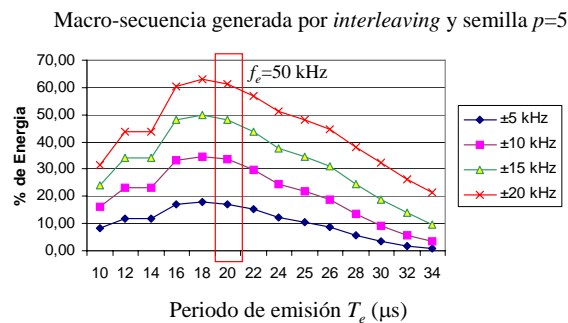


Figura 4.16. Energía transmitida al medio por una macro-secuencia modulada con un ciclo de un símbolo digital utilizando distintos periodos de emisión.

En el caso de que las macro-secuencias se modulen con dos o más ciclos de un símbolo digital, la energía que se transmite al medio estará más concentrada en la frecuencia principal de emisión. Con ello se logra obtener un espectro de potencia más estrecho y, consecuentemente mejor adaptabilidad con transductores que presentan un ancho de banda limitado. En la Figura 4.17 se muestra el espectro de potencia obtenido al modular con dos ciclos de un símbolo digital una macro-secuencia generada por concatenación. En ella se observa que la mayor parte de la energía que contiene la macro-secuencia modulada está concentrada en torno a la frecuencia de emisión y que su lóbulo principal es más estrecho.

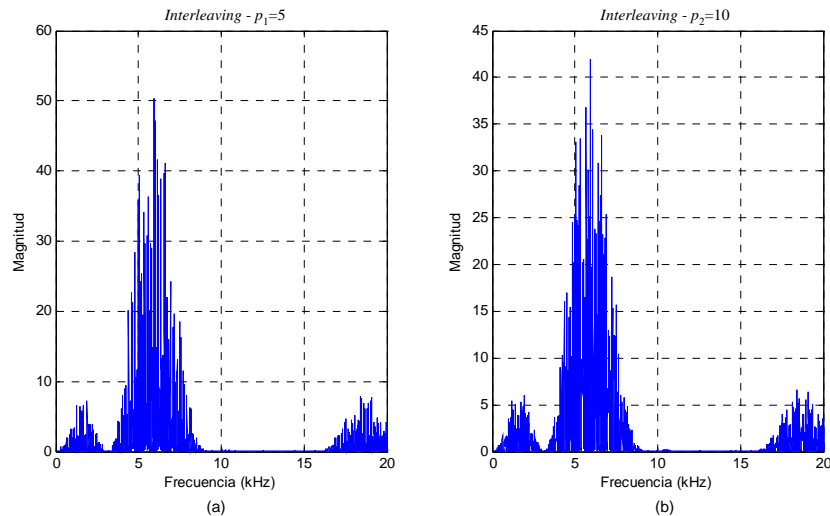


Figura 4.17. Espectro de potencia de una macro-secuencia modulada con dos ciclos de un símbolo digital. Macro-secuencia generada por *interleaving* y semilla a) $p_1=5$ y b) $p_2=10$.

En la Figura 4.18 se muestra el análisis que se realizó para determinar el porcentaje de energía que transmite al medio la macro-secuencia modulada con dos ciclos de una portadora digital considerando distintos anchos de banda. En esta gráfica se observa que el mayor porcentaje de energía transmitido es de 79.09% con un ancho de banda de $\pm 20\text{kHz}$ y una frecuencia de emisión $f_e=50\text{kHz}$ ($T_e=20\mu\text{s}$).

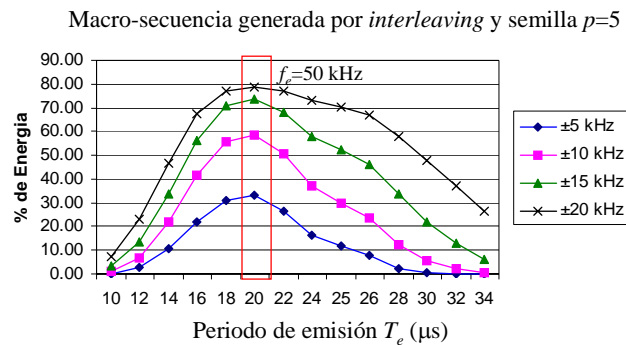


Figura 4.18. Distribución de energía transmitida por una macro-secuencia modulada con dos ciclos de un símbolo digital.

4.4. Procesamiento de las macro-secuencias recibidas por el sistema ultrasónico MIMO

Una vez analizado el módulo emisor, se abordará ahora el proceso de bajo nivel en recepción (véase la Figura 4.19). Este proceso se puede estructurar en tres grandes bloques: un bloque de amplificación y adaptación de la señal recibida por el transductor, otro de demodulación de la señal recibida para extraer la información contenida en ella

y finalmente, un bloque de correlación, con el cual se identifica la procedencia de la macro-secuencia recibida y el instante de llegada. El bloque de correladores asociado a cada transductor utiliza como base el correlador eficiente [De Marziani, 2006] definido en el apéndice B, el cual ha sido modificado para ser aplicado a las macro-secuencias.

También es importante analizar las señales recibidas por los transductores debido a que éstas pueden estar compuestas por una mezcla de distintos ecos que contienen información relacionada con las macro-secuencias transmitidas simultáneamente. Posteriormente, los resultados obtenidos por el bloque de correlación son analizados por algoritmos de detección de la señal para determinar con precisión el instante de llegada de los ecos. Con ello, se logra validar los picos de correlación que corresponden a las distintas emisiones de las macro-secuencias transmitidas simultáneamente, considerando un entorno ruidoso. Por otra parte, a través de un algoritmo de post-proceso (SIC – Cancelación de la Interferencia por Sustracción) es posible disminuir el ruido introducido por la múltiple recepción de señales debido al efecto multicamino.

Debido a que el sistema de transmisión descrito en el capítulo 3 emplea varios transductores para transmitir simultáneamente distintas macro-secuencias, un modelo transmisión-recepción simple del sistema no puede aplicarse. Esto implica que se requiere un modelo que provea información detallada del sistema en cualquier instante de tiempo para todos los canales físicos de transmisión. Para ello, el sistema de transmisión y recepción ultrasónico se modelará a través de un sistema MIMO. El modelo MIMO tiene la capacidad de analizar el efecto de varios tipos de señales interfiriéndose en un sistema de transmisión.

Posteriormente, a partir del proceso de correlación en el bloque de recepción, pueden ser obtenidas hasta un máximo de 16 señales; las cuales al ser procesadas permiten obtener no sólo la medida de tiempo de vuelo (TDV) sino también la cantidad de energía de la señal recibida y la respuesta impulsiva de los canales físicos de transmisión entre cada emisor y receptor como se verá posteriormente. Esta información extraída de los ecos será analizada en el capítulo 5 con el fin de determinar la procedencia de los mismos, así como para poder identificar el objeto que los generó.

En la Figura 4.19 se muestra el diagrama de bloques de todo el sistema ultrasónico MIMO, en el cual está comprendida la etapa de emisión, la etapa de recepción y el

entorno. En el bloque de emisión, cuatro ($\mu=4$) macro-secuencias $\{MS_i\}_{i=1,2,\dots,\mu}$ son generadas a partir de cuatro M -CSS (como se vio en el apartado 4.2), y son utilizadas para codificar la emisión de cada transductor. La respuesta impulsiva $h_{env}[k]$ del entorno puede ser estimada a través de las señales recibidas por un sistema de transmisión ultrasónico para conocer el comportamiento del proceso de emisión-reflexión-recepción e intentar identificar algún tipo de reflector en el entorno a través de esta respuesta. Cada canal físico de transmisión entre un emisor y un receptor tiene una respuesta impulsiva particular. El proceso de emisión-recepción descrito por el diagrama de bloques de la Figura 4.19 cuenta con cuatro emisiones simultáneas y cuatro recepciones simultáneas, donde un máximo de 16 ($\mu \times \mu$) respuestas impulsivas pueden estar implicadas en el proceso de lectura.

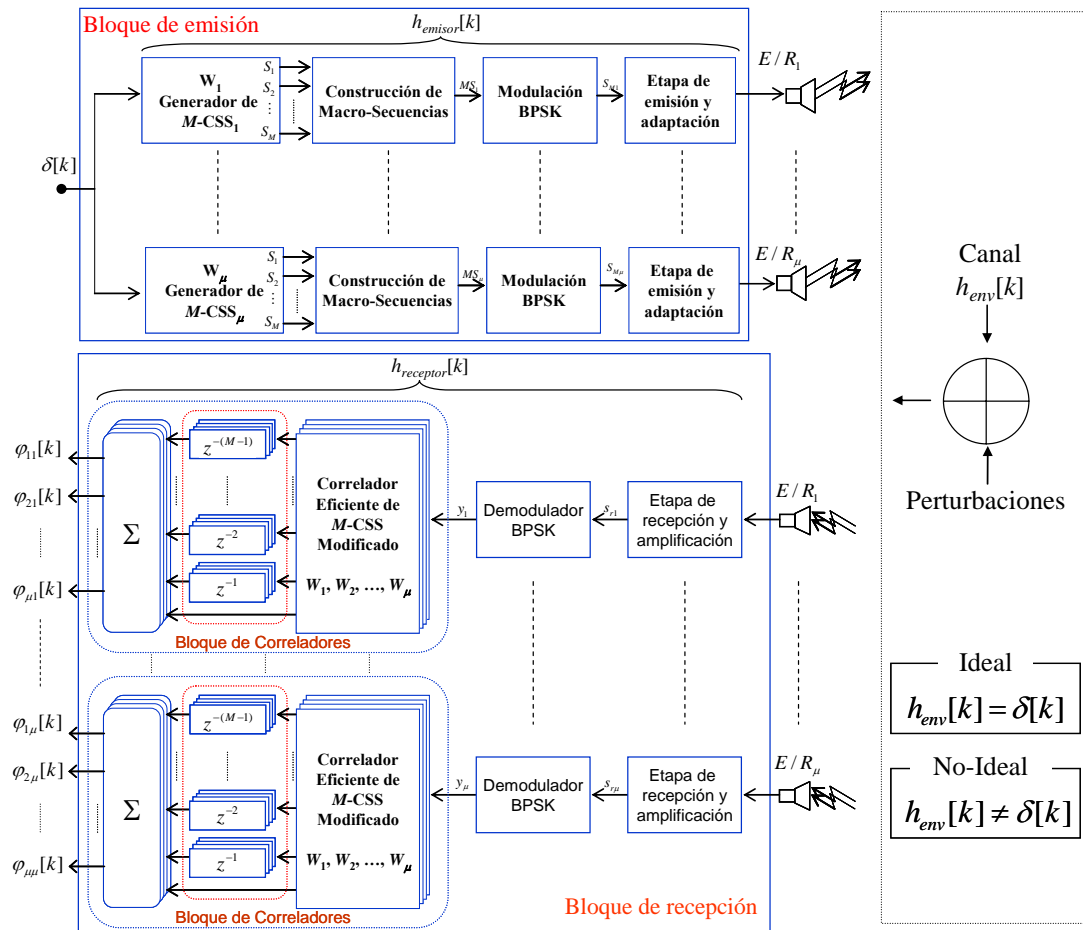


Figura 4.19. Diagrama de bloques del sistema ultrasónico MIMO (emisores, receptores y entorno).

Suponiendo que en el proceso de lectura de las señales ultrasónicas, el canal de transmisión se encuentra perturbado por un ruido aditivo gaussiano y que los procesos

de modulación y demodulación son ideales, las señales obtenidas a la salida de los canales de transmisión (demoduladores) están dadas por:

$$\mathbf{Y}[k] = [y_1[k] \quad y_2[k] \quad \cdots \quad y_\mu[k]]^T \quad (4-17)$$

donde cada elemento $y_j[k]$ de la matriz $\mathbf{Y}[k]$ contiene la señal recibida por el transductor j de la estructura sensorial en el instante k . Por otra parte, las señales recibidas $\{y_j[k]\}_{j=1 \dots \mu}$ están determinadas por:

$$y_j[k] = \sum_{l=0}^o (h_{1j}[l] \cdot MS_1[k-l] + h_{2j}[l] \cdot MS_2[k-l] + \cdots + h_{\mu j}[l] \cdot MS_\mu[k-l]) + \eta_j[k] \quad (4-18)$$

donde $\{MS_i[k]\}_{i=1, 2, \dots, \mu}$ representa cada una de las macro-secuencias transmitidas por el transductor i en el instante k ; o es el orden de canal de transmisión; y $h_{ij}[l]$ son las respuestas impulsivas de los canales físicos de transmisión entre el emisor i y el receptor j en el instante l ; y finalmente $\{\eta_j[k]\}_{j=1, 2, \dots, \mu}$ son los elementos de ruido asociados al transductor j en el instante k .

Para el caso de que se desee realizar la correlación cruzada entre la señal recibida por el receptor j y la macro-secuencia $MS_1[k]$ transmitida por el emisor E/R₁ ($i=1$), la función de correlación está definida por:

$$\varphi_{1j}[k] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} (MS_1[n+k] \cdot y_j[n]) \quad (4-19)$$

que se puede escribir como:

$$\varphi_{1j}[k] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left[MS_1[n+k] \cdot \left\{ \sum_{l=0}^o (h_{1j}[l] \cdot MS_1[n-l] + h_{2j}[l] \cdot MS_2[n-l] + h_{3j}[l] \cdot MS_3[n-l] + h_{4j}[l] \cdot MS_4[n-l]) + \eta_j[n] \right\} \right] \quad (4-20)$$

Al desarrollar esta última expresión se obtiene:

$$\begin{aligned} \varphi_{1j}[k] &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{l=0}^o (h_{1j}[l] \cdot MS_1[n+k] \cdot MS_1[n-l] + h_{2j}[l] \cdot MS_1[n+k] \cdot MS_2[n-l] \\ &\quad + h_{3j}[l] \cdot MS_1[n+k] \cdot MS_3[n-l] + h_{4j}[l] \cdot MS_1[n+k] \cdot MS_4[n-l]) \\ &\quad + \sum_{n=-\infty}^{\infty} (MS_1[n+k] \cdot \eta_j[n]) \end{aligned} \quad (4-21)$$

reagrupando términos y realizando además un intercambio en el orden de las sumatorias, se tiene que:

$$\begin{aligned} \varphi_{1j}[k] = & \sum_{l=0}^o h_{1j}[l] \cdot \left\{ \sum_{n=-\infty}^{\infty} MS_1[n+k] \cdot MS_1[n-l] \right\} + \sum_{l=0}^o h_{2j}[l] \cdot \left\{ \sum_{n=-\infty}^{\infty} MS_1[n+k] \cdot MS_2[n-l] \right\} \\ & + \sum_{l=0}^o h_{3j}[l] \cdot \left\{ \sum_{n=-\infty}^{\infty} MS_1[n+k] \cdot MS_3[n-l] \right\} + \sum_{l=0}^o h_{4j}[l] \cdot \left\{ \sum_{n=-\infty}^{\infty} MS_1[n+k] \cdot MS_4[n-l] \right\} \quad (4-22) \\ & + \sum_{n=-\infty}^{\infty} (MS_1[n+k] \cdot \eta_j[n]) \end{aligned}$$

Para simplificar esta expresión, se realizará un cambio de variable en el cual $n-l=u \Rightarrow n=u+l$. De esta forma, la función de correlación queda definida como:

$$\begin{aligned} \varphi_{1j}[k] = & \sum_{l=0}^o h_{1j}[l] \cdot \left\{ \sum_{u=-\infty}^{\infty} MS_1[u+l+k] \cdot MS_1[u] \right\} + \sum_{l=0}^o h_{2j}[l] \cdot \left\{ \sum_{u=-\infty}^{\infty} MS_1[u+l+k] \cdot MS_2[u] \right\} \\ & + \sum_{l=0}^o h_{3j}[l] \cdot \left\{ \sum_{u=-\infty}^{\infty} MS_1[u+l+k] \cdot MS_3[u] \right\} + \sum_{l=0}^o h_{4j}[l] \cdot \left\{ \sum_{u=-\infty}^{\infty} MS_1[u+l+k] \cdot MS_4[u] \right\} \quad (4-23) \\ & + \sum_{n=-\infty}^{\infty} (MS_1[n+k] \cdot \eta_j[n]) \end{aligned}$$

En esta expresión se pueden identificar tanto las funciones de auto-correlación entre las macro-secuencias transmitidas como las funciones de correlación cruzada entre dichas secuencias, dando como resultado la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} \varphi_{1j}[k] = & \sum_{l=0}^o h_{1j}[l] \cdot M \cdot L \cdot \delta[k+l] + \sum_{l=0}^o h_{2j}[l] \cdot \phi_{MS_1MS_2}[k+l] + \\ & + \sum_{l=0}^o h_{3j}[l] \cdot \phi_{MS_1MS_3}[k+l] + \sum_{l=0}^o h_{4j}[l] \cdot \phi_{MS_1MS_4}[k+l] + \\ & + \phi_{MS_1\eta_j}[k] \end{aligned} \quad (4-24)$$

De forma general, las funciones de correlación $\varphi_{i,j}$ entre la señal recibida y_j por el receptor j y la macro-secuencia $\{MS_i\}_{i=1,2,3,\dots,\mu}$ transmitida por el transductor E/R_i están definidas por:

$$\begin{aligned}
\varphi_{1j}[k] &= \sum_{l=0}^{\sigma} (h_{1j}[l] \cdot M \cdot L \cdot \delta[k+l] + h_{2j}[l] \cdot \varphi_{MS_1MS_2}[k+l] \\
&\quad + h_{3j}[l] \cdot \varphi_{MS_1MS_3}[k+l] + h_{4j}[l] \cdot \varphi_{MS_1MS_4}[k+l]) + \varphi_{MS_1\eta_j}[k] \\
\varphi_{2j}[k] &= \sum_{l=0}^{\sigma} (h_{1j}[l] \cdot \varphi_{MS_2MS_1}[k+l] + h_{2j}[l] \cdot M \cdot L \cdot \delta[k+l] \\
&\quad + h_{3j}[l] \cdot \varphi_{MS_2MS_3}[k+l] + h_{4j}[l] \cdot \varphi_{MS_2MS_4}[k+l]) + \varphi_{MS_2\eta_j}[k] \\
\varphi_{3j}[k] &= \sum_{l=0}^{\sigma} (h_{1j}[l] \cdot \varphi_{MS_3MS_1}[k+l] + h_{2j}[l] \cdot \varphi_{MS_3MS_2}[k+l] \\
&\quad + h_{3j}[l] \cdot M \cdot L \cdot \delta[k+l] + h_{4j}[l] \cdot \varphi_{MS_3MS_4}[k+l]) + \varphi_{MS_3\eta_j}[k] \\
\varphi_{4j}[k] &= \sum_{l=0}^{\sigma} (h_{1j}[l] \cdot \varphi_{MS_4MS_1}[k+l] + h_{2j}[l] \cdot \varphi_{MS_4MS_2}[k+l] \\
&\quad + h_{3j}[l] \cdot \varphi_{MS_4MS_3}[k+l] + h_{4j}[l] \cdot M \cdot L \cdot \delta[k+l]) + \varphi_{MS_4\eta_j}[k]
\end{aligned} \tag{4-25}$$

donde las señales $\varphi_{ij}[k]$ obtenidas por el bloque de correladores asociados al receptor j están compuestas por la auto-correlación de la macro-secuencias $\{\varphi_{MS_i}\}_{i=1,2,3,4}$, las correlaciones-cruzadas entre las distintas macro-secuencias $\{\varphi_{MS_iMS_j}\}_{i,j=1,2,3,4|i \neq j}$ y la correlación-cruzada $\{\varphi_{MS_i\eta_j}\}_{i,j=1,2,3,4}$ entre la MS_i y el ruido η_j asociado al receptor j .

4.4.1. Simulación del sistema ultrasónico MIMO

En este apartado se muestran los resultados obtenidos en un entorno de simulación, el cual se caracteriza por utilizar un modelo MIMO del sistema de transmisión–reflexión–recepción. En las simulaciones se utiliza un grupo de macro-secuencias que se han nombrado como “*preferidas*” debido a que éstas se caracterizan por tener un bajo *bound* de auto-correlación β_{AC} , así como de correlación-cruzada β_{CC} [De Marziani *et al.*, 2006]. Estas macro-secuencias seleccionadas son utilizadas para codificar la emisión simultánea de los cuatro transductores ultrasónicos ubicados en el bloque de emisión representado en la Figura 4.20. Así mismo, se han utilizado cuatro transductores que actúan como emisores/receptores, que captan las señales transmitidas para su posterior procesamiento en el bloque de recepción.

Cada transductor del bloque de emisión tiene asignada una macro-secuencia generada a partir de un M -CSS, al concatenar cada una de las secuencias del conjunto referido, considerando los siguientes parámetros $M=4$, $L_S=256$, $L_{MS}=1024$, $p_1=1$, $p_2=6$, $p_3=11$, $p_4=16$. Este grupo de macro-secuencias utilizadas se caracteriza por tener buenas propiedades de auto/correlación y correlación cruzada.

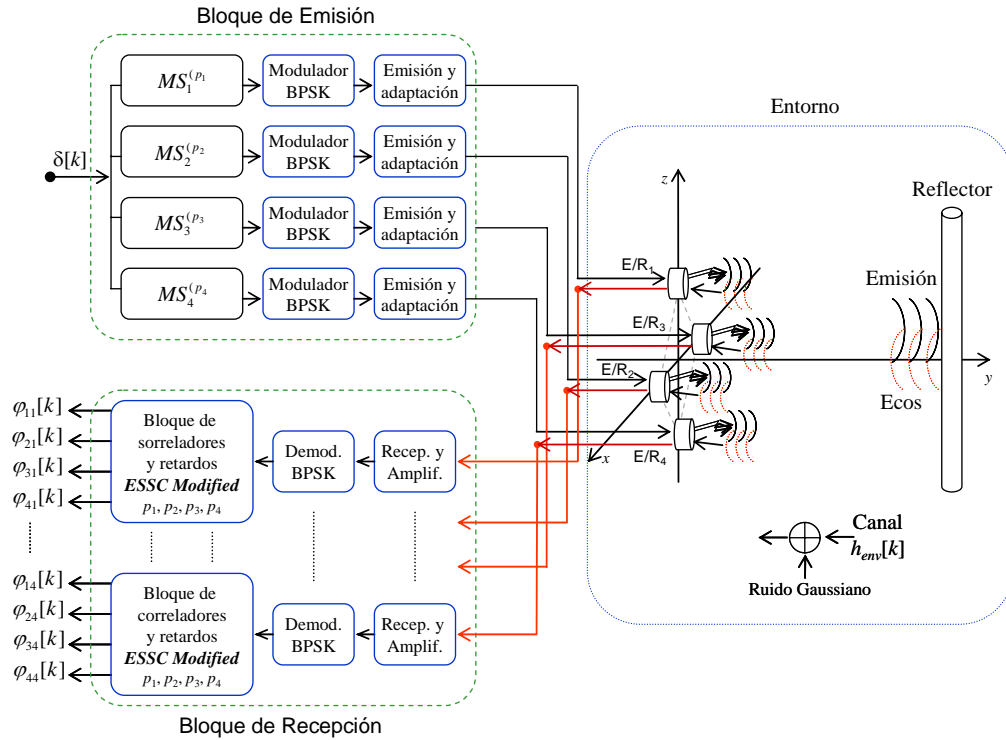


Figura 4.20. Diagrama general del proceso de emisión y recepción simultánea utilizando macro-secuencias a través del sistema ultrasónico MIMO.

Cada transductor emite una única macro-secuencia asignada a él, después de haber aplicado una modulación BPSK. En el esquema de modulación referido se ha empleado un símbolo con un ciclo de la portadora digital. En el boque de recepción, la señal capturada por el transductor es digitalizada empleando un muestreo que es 8 veces superior a la frecuencia de emisión del transductor. La señal digitalizada es demodulada, para posteriormente realizar el proceso de correlación con cada una de las macro-secuencias a fin de detectar con precisión el tiempo de llegada de los múltiples ecos recibidos simultáneamente en cada transductor.

En la Figura 4.21 se representan las respuestas impulsivas que se estimarán a través de las señales captadas por el receptor E/R₁, empleando para ello cuatro macro-secuencias transmitidas simultáneamente por los transductores del sistema sensor. Dichas respuestas impulsivas suponen que hay un reflector localizado frente a la estructura sensorial a una distancia de $r=1\text{m}$ y en la dirección 1 ($\theta=0^\circ$, $\gamma=0^\circ$) del mapa de direcciones construido en el capítulo 3.

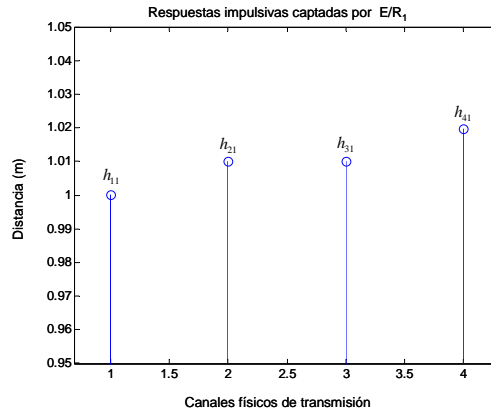


Figura 4.21. Respuestas impulsivas captadas por el transductor E/R₁ asociadas a la emisión de los cuatro transductores del sistema sensor.

La señal recibida por cada transductor está constituida por un grupo de señales que se encuentran superpuestas, como se puede observar en la Figura 4.22. En la figura referida, se presentan los resultados obtenidos en cada una de las cuatro salidas del bloque de correladores asignado al transductor E/R₁, en donde se trata de detectar las macro-secuencias transmitidas por el sistema de transmisión ultrasónico MIMO propuesto en la Figura 4.20.

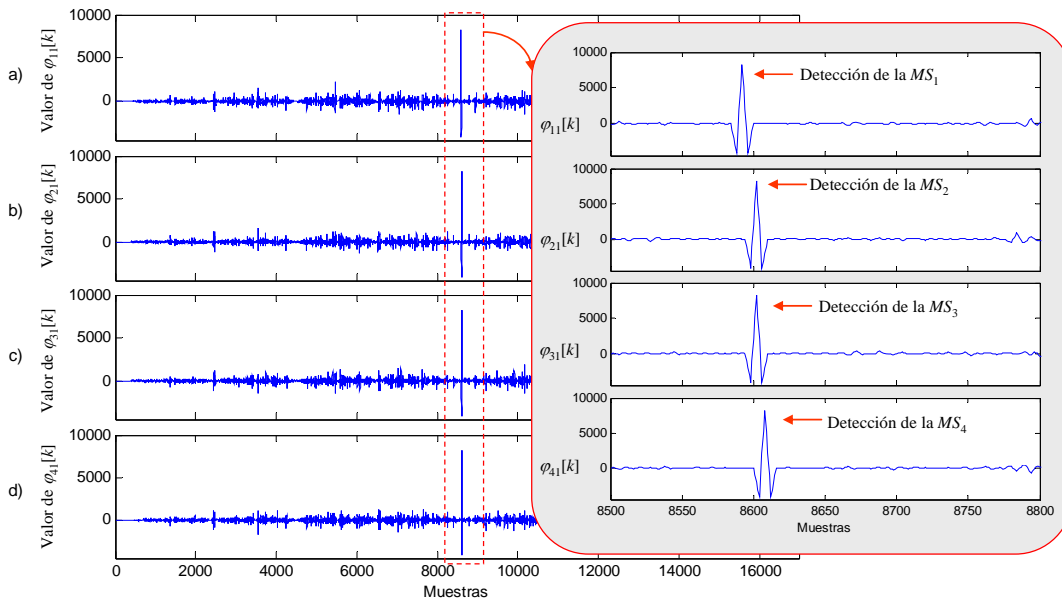


Figura 4.22. Detección simultánea de las macro-secuencias transmitidas por el sistema ultrasónico MIMO al procesar los ecos reflejados mediante técnicas de correlación. En el transductor E/R₁ son identificadas: a) la MS_1 de semilla $p_1=1$ transmitida por E/R₁, b) la MS_2 de semilla $p_2=6$ transmitida por E/R₂, c) la MS_3 de semilla $p_3=11$ transmitida por E/R₃ y d) la MS_4 de semilla $p_4=16$ transmitida por E/R₄.

Al utilizar estas macro-secuencias preferidas en la transmisión, se logra reducir el efecto causado por las transmisiones simultáneas de las secuencias; es decir, los efectos

producidos por las interferencias ISI y MAI son mínimos si se emplean macro-secuencias mutuamente ortogonales y con un nivel de *bound* bajo. Por otra parte, con el fin de conocer cómo se ve afectado el proceso de identificación de las macro-secuencias cuando éstas pasan a través de los transductores, se ha incluido en la simulación el modelo de emisión de un transductor [Álvarez, 2005]. Este análisis permite verificar si se puede determinar la procedencia del eco incluso cuando existe una distorsión en la señal recibida producida por la reducción del ancho de banda causada por el transductor. El modelo de emisión del transductor se ha caracterizado mediante el comportamiento de un filtro paso-banda con una frecuencia de resonancia y un ancho de banda, determinados por el tipo de transductor ($f_e=53$ kHz y ancho de banda en torno a 14 kHz [SensComp, 2006]).

En la Figura 4.23 se muestran los resultados obtenidos para el sistema de transmisión ultrasónico MIMO considerando en la simulación el modelo de emisión y recepción del transductor. En ésta se observa cómo a la salida del bloque de correladores asociado al transductor E/R₁ son obtenidas cuatro señales diferentes que se corresponden con las macro-secuencias transmitidas por el sistema ultrasónico propuesto en la Figura 4.20.

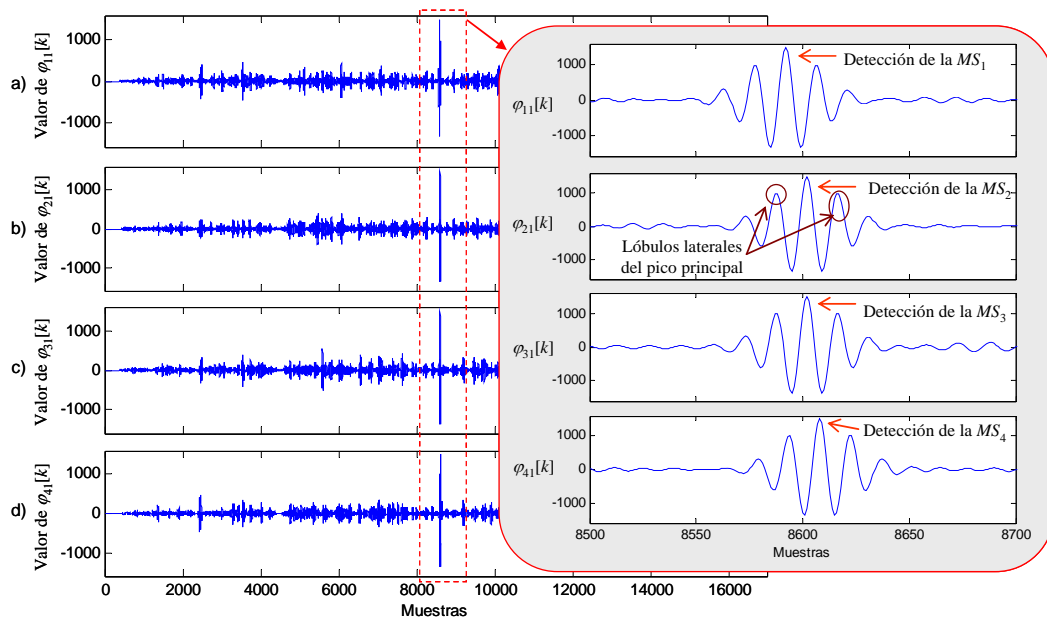


Figura 4.23. Detección simultánea de las macro-secuencias transmitidas por el sistema ultrasónico MIMO considerando en la simulación el modelo de emisión de los transductores. En el transductor E/R₁ se identifican: a) la MS_1 de semilla $p_1=1$ transmitida por E/R₁, b) la MS_2 de semilla $p_2=6$ transmitida por E/R₂, c) la MS_3 de semilla $p_3=11$ transmitida por E/R₃ y d) la MS_4 de semilla $p_4=16$ transmitida por E/R₄.

Al comparar los resultados obtenidos en las Figura 4.22 y Figura 4.23, se observa que en ambas gráficas se logra identificar las macro-secuencias transmitidas en la señal

recibida por el transductor E/R₁, manteniéndose en ambos casos el mismo retardo. Sin embargo, la amplitud de las señales obtenidas a la salida de los correladores se ve reducida a consecuencia de aplicar el modelo de emisión del transductor, e incluso se acentúan los efectos causados por la modulación al incrementar el tamaño de los lóbulos laterales alrededor del pico principal. Cabe mencionar en este caso, que las macro-secuencias utilizadas por el sistema de transmisión se caracterizan por tener un nivel de *bound* (β) bajo, en torno a $\beta = 0,3821$ o $\beta = 0,2156$ dependiendo si se considera o no el modelo del transductor.

En la Figura 4.24 se muestran los resultados obtenidos para la identificación de las macro-secuencias transmitidas por el sistema ultrasónico MIMO considerando que los canales físicos de transmisión tienen agregado un ruido gaussiano con un SNR=0 dB. En esta gráfica se puede observar cómo las macro-secuencias pueden ser detectadas incluso cuando existe un nivel de ruido igual o superior a la intensidad de la señal recibida por el transductor E/R₁.

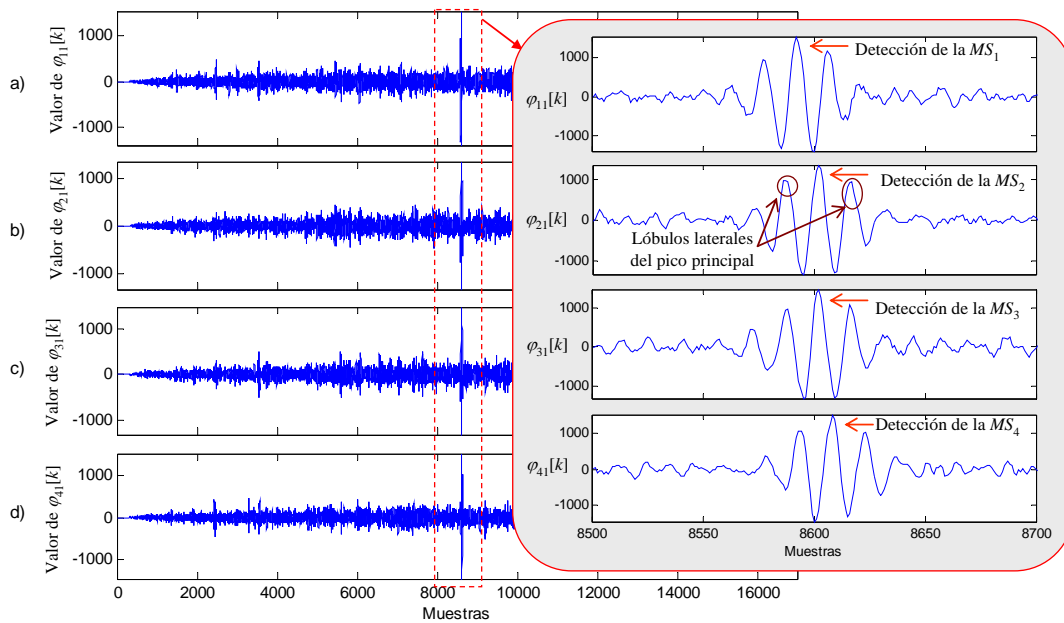


Figura 4.24. Detección simultánea de las MS transmitidas considerando el modelo de emisión de los transductores y que las señales recibidas tiene agregado un ruido gaussiano con un SNR = 0dB. Identificación en el transductor E/R₁ de a) la MS₁ transmitida por E/R₁, b) la MS₂ transmitida por E/R₂, c) la MS₃ transmitida por E/R₃ y d) la MS₄ transmitida por E/R₄.

En el caso de que se encuentren localizados dos reflectores ultrasónicos frente a la estructura sensorial como se muestra en la Figura 4.25, el sistema es capaz de detectar los ecos provenientes de ambos objetos. En este caso, se debe considerar que la señal

recibida por los transductores está compuesta por los ecos producidos por el reflector₁ y el reflector₂. Además, el sistema de procesamiento desarrollado tiene la capacidad de detectar múltiples señales que pueden o no provenir del mismo reflector, lo que daría cabida al efecto multi-camino.

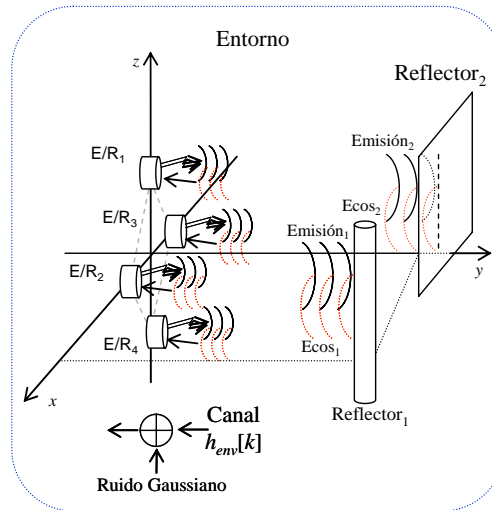


Figura 4.25. Ubicación de dos reflectores ultrasónicos localizados frente a la estructura sensorial.

En la Figura 4.26 se muestra el resultado de la identificación de las macro-secuencias transmitidas por el sistema MIMO considerando que los ecos provienen de dos reflectores distintos localizados en diferentes lugares con respecto a la estructura. Como puede observarse en esta gráfica, el sistema puede detectar los ecos provenientes de los dos reflectores a través de la identificación de las macro-secuencias transmitidas. Analizando las señales obtenidas en cada una de las salidas de los correladores asociados al transductor E/R₁, se puede observar que las deltas obtenidas corresponden con la ubicación del reflector₁ y el reflector₂, siendo de este último del que se recibe una energía mayor debido a que se encuentra ubicado sobre el eje axial del patrón de emisión definido para la estructura sensorial propuesta.

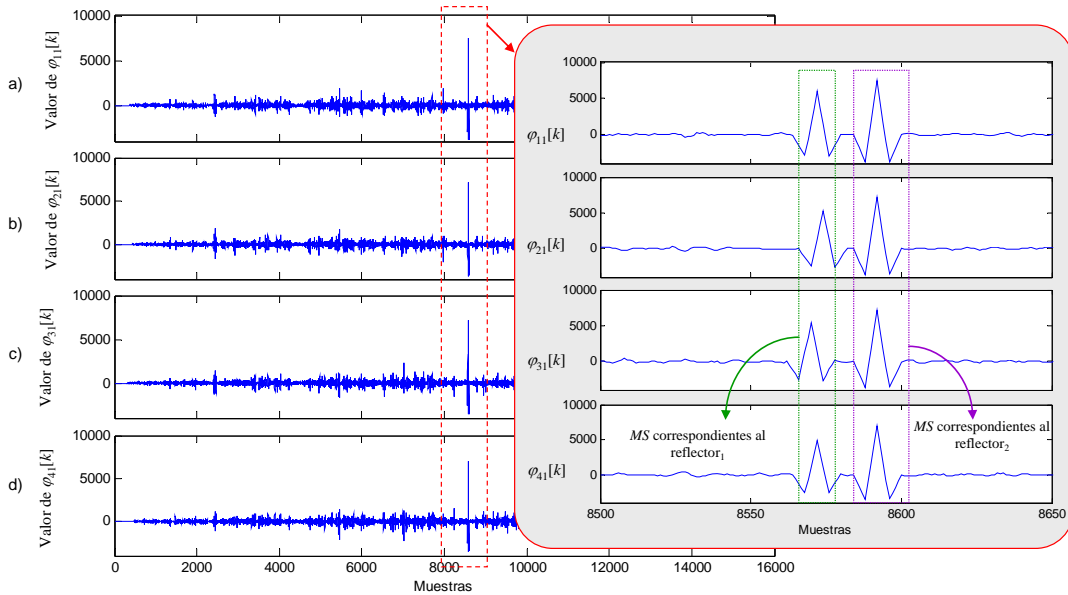


Figura 4.26. Identificación de las *MS* transmitidas después de haber sido reflejadas por el reflector₁ y reflector₂, ubicados en distintos puntos frente a la estructura sensorial. Identificación en E/R₁ de a) la *MS*₁ emitida por E/R₁, b) la *MS*₂ emitida por E/R₂, c) la *MS*₃ emitida por E/R₃ y d) la *MS*₄ emitida por E/R₄.

En la Figura 4.27 se muestra la identificación de las macro-secuencias transmitidas al entorno y reflejadas por dos objetos distintos ubicados en sus respectivas posiciones (véase la Figura 4.25). Cabe mencionar que en esta simulación, en la que se lograron identificar las *MS* transmitidas, está incluido el modelo de emisión y recepción del transductor.

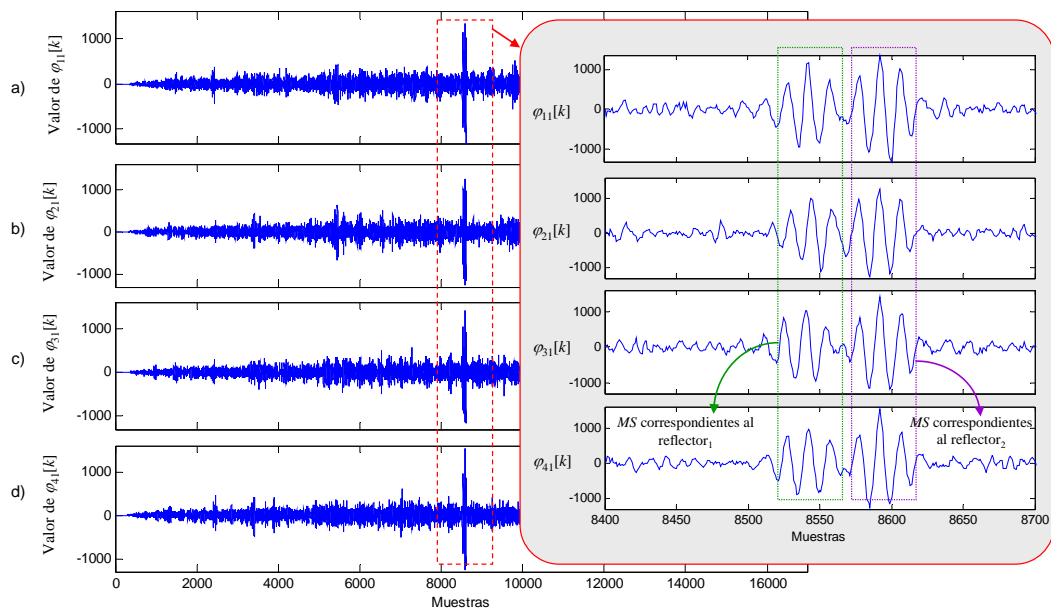


Figura 4.27. Identificación de las *MS* transmitidas después de haber sido reflejadas por el reflector₁ y reflector₂, considerando en la simulación el modelo del transductor. Identificación en E/R₁ de a) la *MS*₁ emitida por E/R₁, b) la *MS*₂ emitida por E/R₂, c) la *MS*₃ emitida por E/R₃ y d) la *MS*₄ emitida por E/R₄.

En resumen, a través de las simulaciones realizadas en este apartado se ha podido comprobar que pueden ser identificados los ecos provenientes de los distintos objetos en el entorno. Para lograr esta identificación se emplearon las macro-secuencias preferidas para codificar la emisión de los transductores, debido a que éstas poseen una baja interferencia cruzada entre ellas. Cabe destacar que en el proceso de transmisión en el que se incluye el modelo del transductor, los cuatro emisores de la estructura sensorial transmiten simultáneamente su macro-secuencia asignada.

4.4.2. Reducción del ruido causado por las interferencias MAI e ISI

Al utilizar las macro-secuencias preferidas (*MS* con bajo *bound*) para codificar la emisión de los transductores ultrasónicos, se puede identificar con precisión el tiempo de llegada de los ecos, empleando técnicas de correlación de la señal. Sin embargo, debido a que en la señal recibida pueden estar agregadas varias señales asociadas a los múltiples caminos del entorno, dichas señales pueden interferir entre ellas produciendo una interferencia ISI (Interferencia Inter-Símbolo). Por otra parte, debido a que el sistema presentado en capítulo realiza una emisión simultánea con varios transductores, en las señales recibidas pueden estar contenidas las señales transmitidas, produciendo una interferencia MAI (Interferencia por Acceso Múltiple). Por ello, es necesario aplicar una algoritmia específica que permita disminuir los efectos de las interferencias ISI y MAI para determinar con una mejor precisión el tiempo de llegada de los múltiples ecos y su posible procedencia.

Existe una gran variedad de algoritmos que se pueden utilizar para disminuir los efectos causados por las interferencias ISI y MAI en sistemas CDMA, sin embargo no todos resultan de interés en los sistemas ultrasónicos, debido a su alto costo computacional. Entre los algoritmos más utilizados se puede mencionar los detectores lineales [Patel *et al.*, 1998], cancelación de la interferencia por sustracción (SIC) [Da Silva *et al.*, 2000], y MUSIC [Strom *et al.*, 1996], etc. Con el fin de reducir las interferencias MAI e ISI en el sistema de transmisión ultrasónico MIMO causado por la transmisión simultánea de secuencias, se ha desarrollado un algoritmo basado en la cancelación de la interferencia por sustracción (SIC), el cual se presenta a continuación.

4.4.2.1. Algoritmo SIC para reducir la interferencia MAI e ISI

Como se puede apreciar en el análisis realizado en el apartado anterior, la señal captada por cada transductor del sensor recibe mezcladas a través de una única señal todas las señales reflejadas en el entorno. En la Figura 4.28 se representa el proceso de recepción de cuatro ecos captados a través de una única señal en el transductor E/R_j y su posterior adaptación y procesamiento mediante un bloque de correladores (definido al inicio de este apartado). A la salida del bloque de correladores se obtienen cuatro señales que corresponden con la correlación cruzada $\{\varphi_{ij}[k]\}_{i=1,2,3,4}$ entre la señal recibida $y_j[k]$ y las macro-secuencias $\{MS_i\}_{i=1,2,3,4}$ transmitidas por los transductores E/R_i.

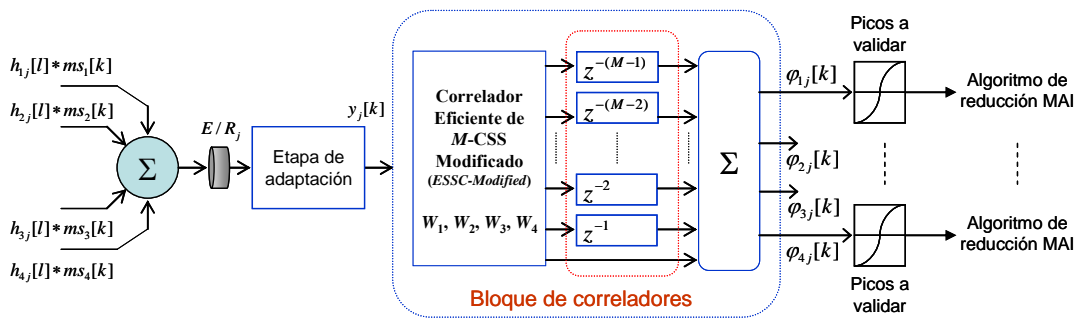


Figura 4.28. Conjunto de señales recibidas por el transductor procesadas por un bloque de correladores para detectar las macro-secuencias transmitidas.

En cada una de las señales obtenidas a la salida de los correladores se observa que tienen sumados tanto los efectos de la auto-correlación $\{\varphi_{MS_i}[k]\}_{i=1,2,3,4}$ como los correspondientes a las correlaciones cruzadas $\{\varphi_{MS_i MS_j}[k]\}_{i,j=1,2,3,4, i \neq j}$ entre las distintas macro-secuencias. Debido a esto, siempre hay un ruido que está implícito en cada una de las señales procesadas, ya que las correlaciones-cruzadas no son nulas. En la Figura 4.29, se puede observar que al analizar las señales correladas (por ejemplo, $\varphi_{1j}[k]$) se puede detectar con precisión el pico principal de auto-correlación al buscar en la señal recibida por E/R₁ la señal transmitida por E/R₁. Sin embargo, en determinadas posiciones se observa que los lóbulos laterales superan su valor mínimo establecido de manera teórica por el parámetro *bound*; en posiciones que concuerdan con los picos principales de la auto-correlación de las demás macro-secuencias. Estos lóbulos laterales son causados por la correlación cruzada entre las distintas *MS*.

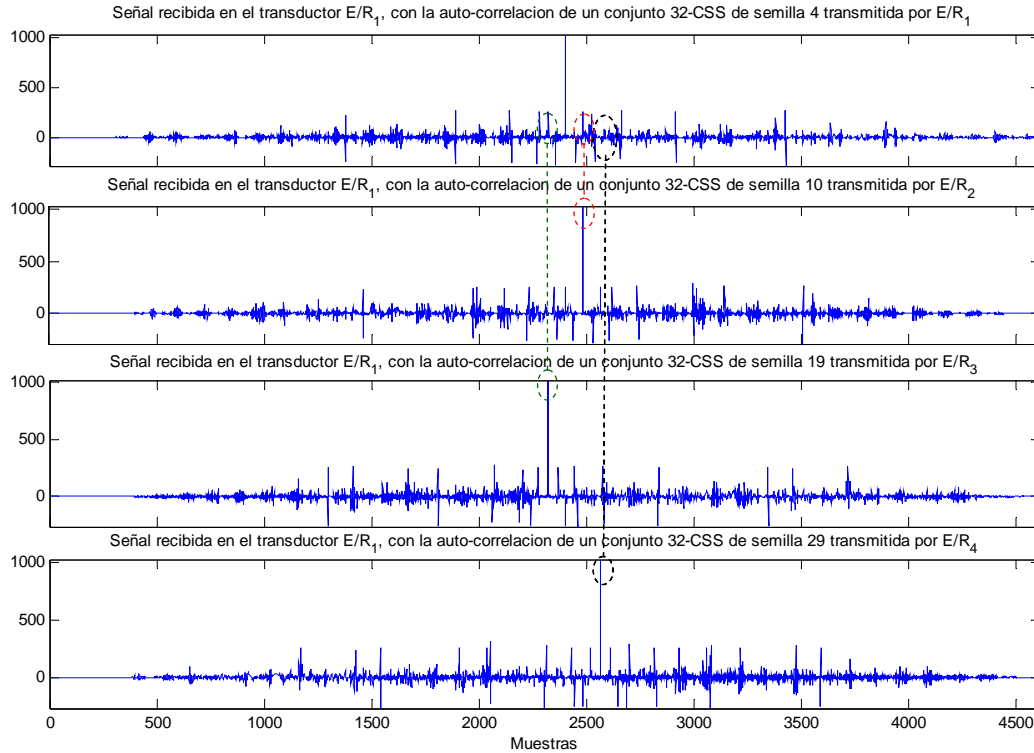


Figura 4.29. Identificación de las macro-secuencias $\{MS_i\}_{i=1,2,3,4}$ transmitidas por los transductores de la estructura sensorial a través de la señal recibida por el transductor E/R_1 .

Para eliminar la interferencia MAI causada por correlación-cruzada entre las diferentes macro-secuencias se ha utilizado el algoritmo SIC (cancelación de la interferencia por sustracción) [Da Silva *et al.*, 2000], comúnmente utilizado en el campo de las comunicaciones digitales. El algoritmo SIC consta de los siguientes pasos:

- Detección del pico candidato a validar $\hat{\rho}$, y también de los picos ρ que no se validarán que han superado un determinado umbral. La detección de los ρ picos (número total de picos que superan el umbral) se realiza sobre la señal recibida $y_j[k]$ después de haber sido procesada por el bloque de correladores en busca de las $\{MS_i[k]\}_{i=1,2,3,4}$ transmitidas. En este primer punto, se generan las estimaciones iniciales de las amplitudes $A_{\varphi_{ij-\rho}}$ y retardos κ_ρ de cada uno de los picos detectados de las distintas MS identificadas.
- Se genera una nueva señal $\hat{y}_j[k]$ que contiene la sustracción entre la señal recibida $y_j[k]$ y las estimaciones de las restantes señales $y_{ij-ref}[k]$ transmitidas por los demás transductores, con excepción de la MS que corresponde con el pico candidato $\hat{\rho}$.

Cada una de las señales sustraídas está convolucionada por la respuesta impulsiva $h_{ij-ref}[k-\kappa_\rho]$ del canal de transmisión, la cual se ha debido estimar de manera independiente, considerando a su vez su respectivo retardo κ_ρ . Además, las señales restadas $y_{ij-ref}[k]$ están ponderadas por la amplitud de las señales de referencia $A_{\varphi_{i-ref}}$ y la amplitud de los picos de correlación $A_{\varphi_{ij-\rho}}$ detectados que no se validarán ($\hat{\rho} \neq \rho$).

- La señal $\hat{y}_j[k]$ obtenida se procesa de nuevo con el bloque de correladores en busca de las $\{MS_i[k]\}_{i=1,2,3,4}$ transmitidas. A partir de las nuevas señales correladas $\hat{\phi}_{ij}[k]$ se generan de nuevo las estimaciones de las amplitudes $A_{\varphi_{ij-\rho}}$ y retardos κ_ρ de todos los picos de correlación anteriormente detectados. En la Figura 4.30 puede observarse la arquitectura del algoritmo SIC descrito que emplea las funciones de correlación obtenidas en una primera estimación y a continuación se utiliza esta información para reducir las interferencias MAI e ISI.
- El algoritmo concluye en el instante en que no se produzcan cambios en la estimación de la amplitud $A_{\varphi_{ij-\rho}}$ y retardo κ_ρ del pico de correlación $\hat{\rho}$ candidato a validar. En caso contrario, el algoritmo continúa en el punto 2.

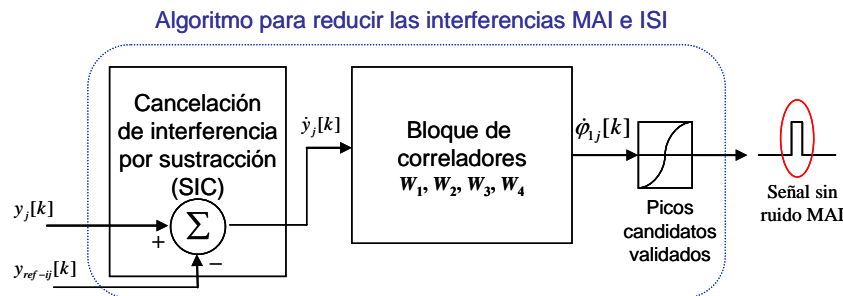


Figura 4.30. Diagrama de bloques del algoritmo de reducción de interferencia MAE e ISI.

A través del proceso descrito en los pasos anteriores, se puede determinar con mayor precisión el tiempo de llegada de las distintas macro-secuencias MS_i transmitidas por el sistema sonar al procesar la señal $\hat{y}_j[k]$. La señal $\hat{y}_j[k]$ está definida por:

$$\begin{aligned} \dot{y}_j[k] &= y_j[k] - y_{ij-ref}[k] \\ \dot{y}_j[k] &= y_j[k] - \sum_{\substack{\rho=1 \\ \hat{\rho} \neq \rho}}^{p_j} \{ (MS_i[k - \kappa_\rho] * h_{ij-ref}[k - \kappa_\rho]) \frac{A_{\varphi_{ij-\rho}}}{A_{\varphi_{i-ref}}} \} \end{aligned} \quad (4-26)$$

Donde $\dot{y}_j[k]$ es la nueva señal obtenida aplicando el algoritmo SIC; $\hat{\rho}$ es el pico de correlación que se desea validar; p_j es el número de picos de correlación máximo que tiene la señal correlada en busca de la MS_i ; κ_ρ es el retardo del pico de correlación que no se validará; $A_{\varphi_{ij-\rho}}$ es la amplitud del pico de correlación que se anulará, estando ésta ponderada por la amplitud de la señal de referencia $A_{\varphi_{i-ref}}$.

En el siguiente apartado se verifica el algoritmo SIC para reducir la interferencia causada por la emisión simultánea de múltiples señales a través de sistema ultrasónico MIMO desarrollado en esta tesis.

4.4.2.2. Verificación del algoritmo SIC al transmitir simultáneamente MS

Con el fin de verificar las mejoras que se pueden obtener durante la detección de macro-secuencias al utilizar el algoritmo SIC, se han propuesto distintos ejemplos para poder realizar su detección con mayor precisión. Durante el análisis que se ha realizado para verificar la eficiencia del algoritmo, se han empleado macro-secuencias generadas por concatenación y por *interleaving*. Las cuatro macro-secuencias empleadas en la simulación están construidas (por concatenación o *interleaving*) a partir de un M -CSS de $L_S=256$, $M=4$, $p_1=1$, $p_2=6$, $p_3=11$, $p_4=16$. El grupo de macro-secuencias que se utilizan en el proceso de transmisión se caracterizan por tener un nivel de *bound* aproximadamente de $\beta=0.2156$.

Durante la primera parte de la simulación, se transmitieron simultáneamente las cuatro macro-secuencias construidas por *interleaving* y posteriormente estas señales fueron captadas por cada receptor de la estructura sensorial. En la Figura 4.31 se muestran cada una de las señales obtenidas por el bloque de correladores en busca de las cuatro MS transmitidas. En esta gráfica puede observarse cómo la transmisión simultánea de las secuencias produce un nivel de interferencia (ISI y MAI) considerable debido a la correlación-cruzada entre las macro-secuencias como a la propia auto-correlación de cada MS .

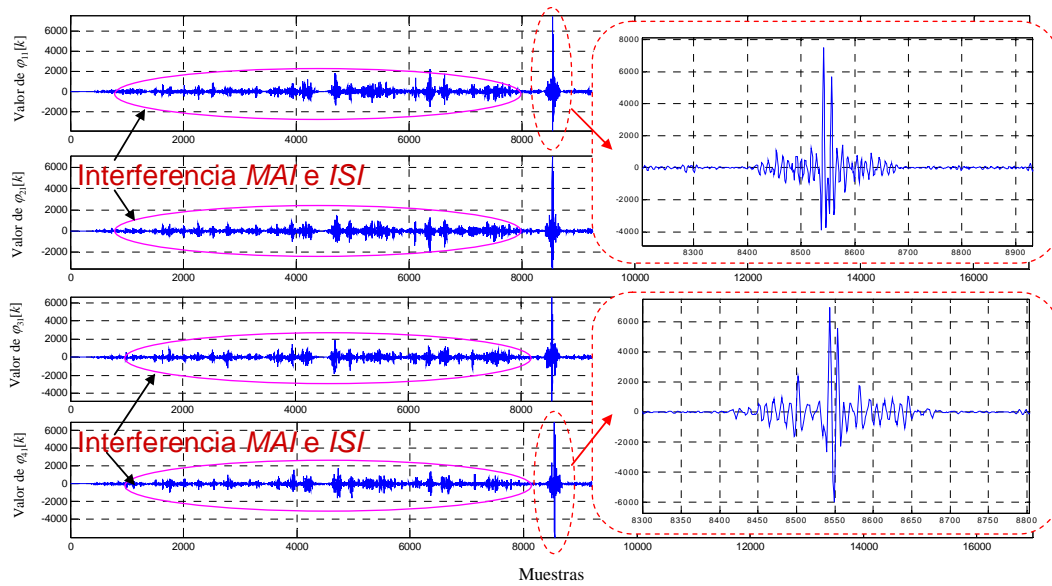


Figura 4.31. Detección por correlación de cuatro macro-secuencias generadas por *interleaving* que fueron transmitidas simultáneamente. Cada una de las señales obtenidas muestra un nivel de ruido considerable como se puede observar en el recuadro.

En la Figura 4.32 se puede observar cómo la señal correlada tiene un nivel de ruido menor después de haber aplicado el algoritmo SIC definido en (4-27). Al aplicar este algoritmo, se logra reducir los efectos de las interferencias MAI e ISI producidos por la transmisión simultánea de distintas *MS*.

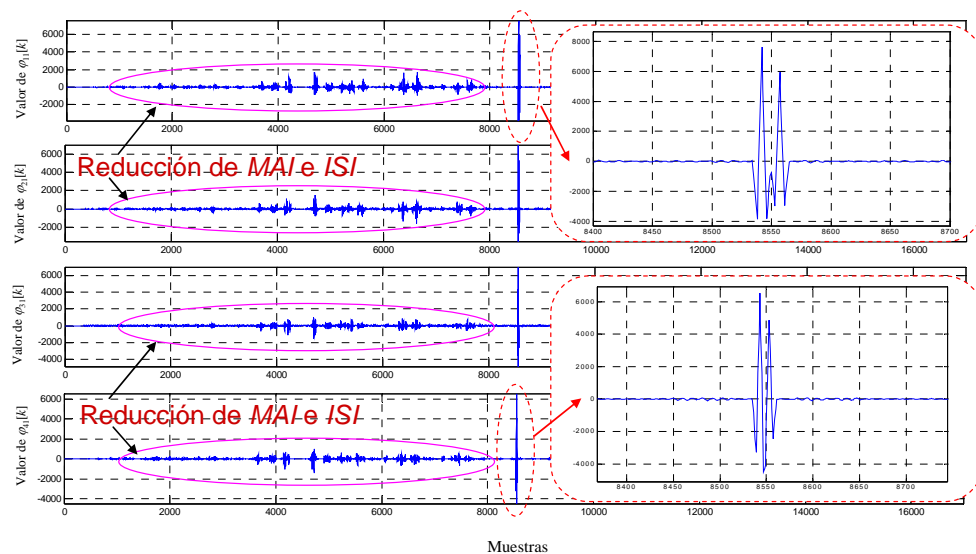


Figura 4.32. Detección por correlación de cuatro macro-secuencias generadas por *interleaving* que fueron transmitidas simultáneamente. Las nuevas señales obtenidas por correlación muestran una reducción de la interferencia MAI e ISI al aplicar el algoritmo SIC.

Posteriormente se utilizaron las macro-secuencias construidas a partir de la concatenación de las secuencias de los conjuntos definidos con anterioridad para probar

la eficiencia del algoritmo SIC. En la Figura 4.33 se muestra la identificación de las macro-secuencias transmitidas simultáneamente a través del bloque de correladores asociado al transductor que recibió las múltiples señales.

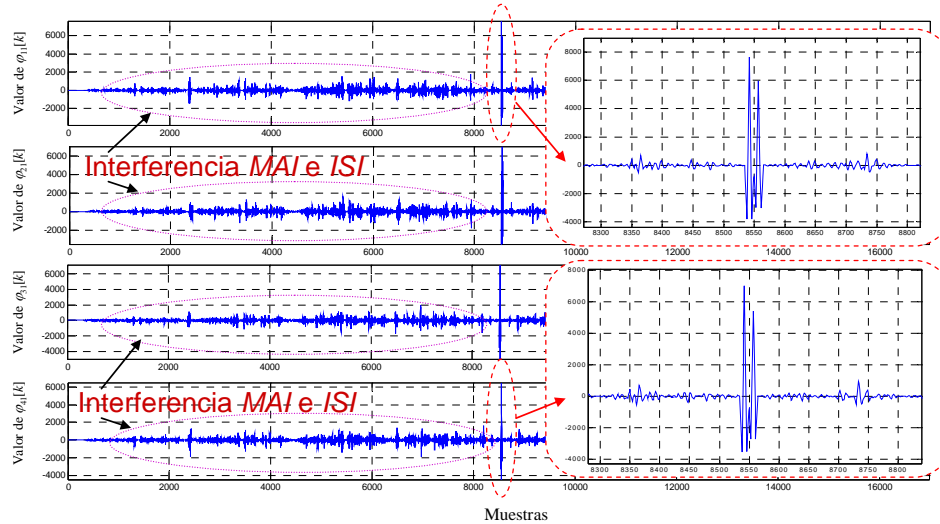


Figura 4.33. Detección por correlación de cuatro macro-secuencias generadas por concatenación que fueron transmitidas simultáneamente. Las señales obtenidas tienen agregado un ruido causado por la interferencia MAI e ISI.

En la figura anterior se observa que a diferencia de las macro-secuencias construidas por *interleaving*, las generadas por concatenación tienen una menor interferencia en el pico principal de correlación y una mayor interferencia en los lóbulos laterales.

En la Figura 4.34 se puede observar que al aplicar el algoritmo SIC a la señal recibida por el transductor, se logra reducir el ruido causado por las correlaciones cruzadas e incluso el de la auto-correlación. En esta gráfica se muestra cómo el nivel de ruido se reduce tanto en los lóbulos laterales como en el pico principal de cada una de las señales procesadas. De esta forma, se mejora la estimación de las amplitudes y retardos de cada una de las macro-secuencias transmitidas.

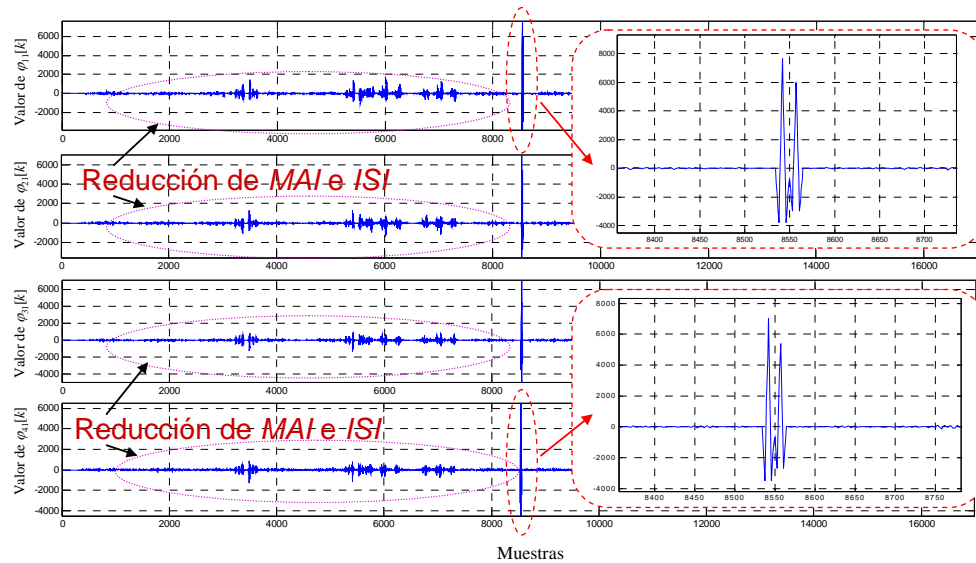


Figura 4.34. Identificación por correlación de las macro-secuencias transmitidas simultáneamente que fueron generadas por concatenación. Las nuevas señales obtenidas por correlación muestran una reducción de la interferencia MAI e ISI al aplicar el algoritmo SIC.

4.4.2.3. Verificación del algoritmo SIC para reducir la interferencia MAI considerando el modelo del transductor

En los casos simulados y analizados hasta ahora para verificar el algoritmo SIC se han considerado únicamente emisiones de macro-secuencias solapadas por la transmisión simultánea, pero no se ha incluido el modelo de emisión/recepción del transductor en la simulación. Por ello, en esta sección se muestran los resultados del comportamiento del algoritmo SIC considerando tanto la superposición de las macro-secuencias como el modelo del transductor. Las cuatro macro-secuencias utilizadas son generadas por *interleaving* y concatenación; empleando para ello cuatro *M-CSS* de $L_S=256$, $M=4$ y semillas $p_1=1$, $p_2=6$, $p_3=11$, $p_4=16$. En cada una de las *MS* se ha utilizado para su transmisión una modulación BPSK con un ciclo de un símbolo digital.

En este caso, la etapa de recepción es similar a la mostrada por la Figura 4.28. Las señales captadas por cada transductor son analizadas por su respectivo bloque de correladores en busca de las cuatro macro-secuencias transmitidas. En primera instancia, se verifica cómo afecta la interferencia MAI a las macro-secuencias generadas por *interleaving* y cómo se mejora su detección al aplicar el algoritmo SIC. En la Figura 4.35 se observa cómo las cuatro funciones de correlación obtenidas al identificar las distintas *MS* transmitidas presentan un nivel de ruido alrededor del pico principal causado por la interferencia MAI e ISI.

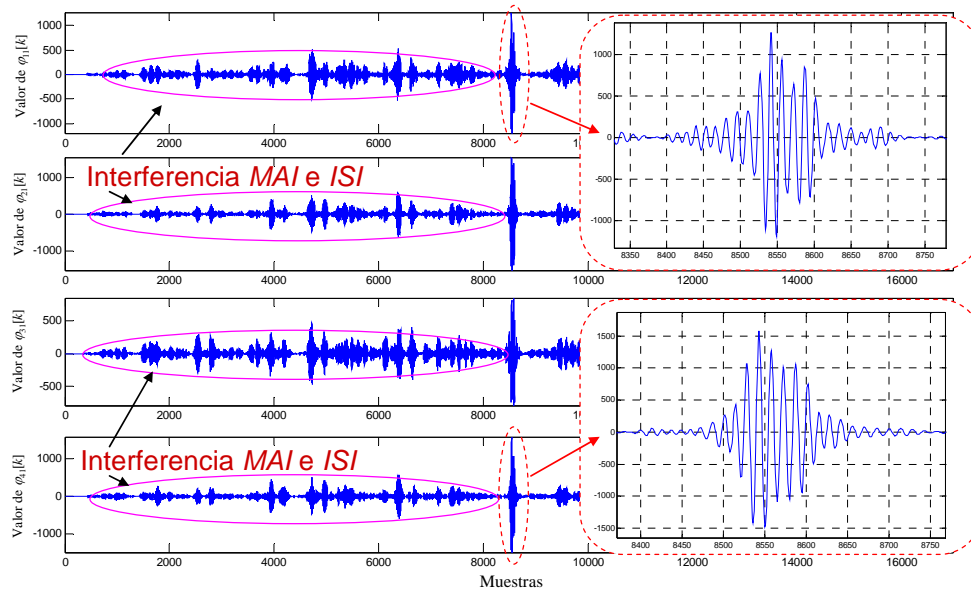


Figura 4.35. Identificación de cuatro macro-secuencias superpuestas captadas por el transductor E/R_i, considerando en la simulación el modelo de emisión y recepción del transductor. Las señales correladas ($\varphi_1[k]$, $\varphi_2[k]$, $\varphi_3[k]$, $\varphi_4[k]$) con ruido producido por la interferencia MAI e ISI.

En la Figura 4.36 se puede observar cómo al aplicar el algoritmo SIC a la señal recibida por el transductor E/R_i, se logra reducir el ruido causado por las correlaciones cruzadas. Esta figura muestra que el nivel de ruido se reduce fuera de los lóbulos laterales de la modulación y del pico principal de cada una de las señales procesadas. De esta forma, se mejora la estimación de las amplitudes y retardos de cada una de las macro-secuencias transmitidas que fueron generadas por *interleaving*, como se muestra en el zoom de la Figura 4.36.

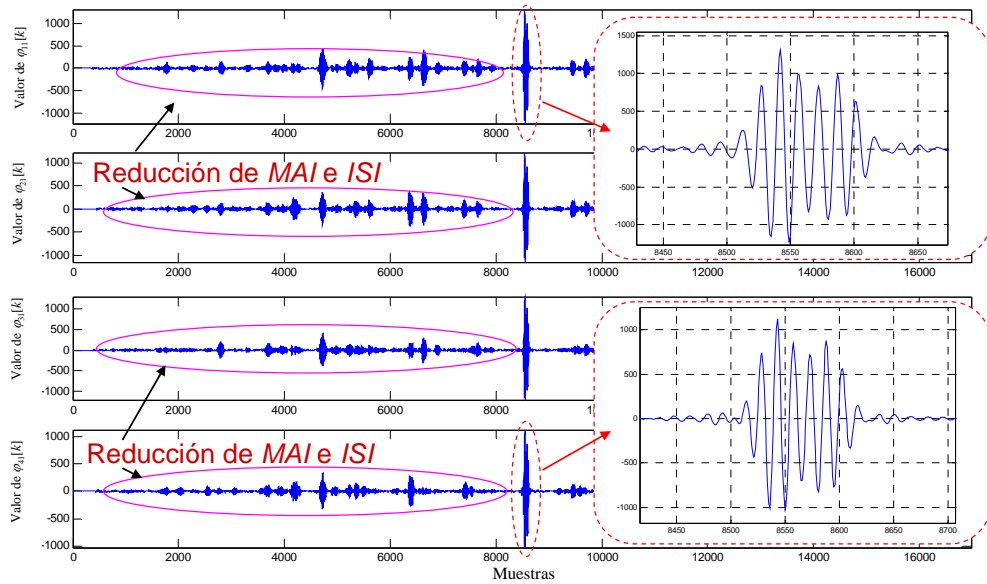


Figura 4.36. Mejoras en la identificación de las cuatro macro-secuencias superpuestas captadas por E/R_i. Se incluye en la simulación el modelo de emisión y recepción del transductor. Las señales ($\varphi_{11}[k]$, $\varphi_{21}[k]$, $\varphi_{31}[k]$, $\varphi_{41}[k]$) muestran una reducción de la interferencia MAI e ISI al aplicar el algoritmo SIC.

Ahora se verifica cómo afecta el proceso de detección de macro-secuencias generadas por concatenación con la interferencia MAI y la mejora su identificación al aplicar el algoritmo SIC. En la Figura 4.37 se muestra cómo son identificadas las cuatro distintas MS transmitidas a través de sus funciones de auto-correlación obtenidas al procesar la señal recibida por el transductor E/R_i.

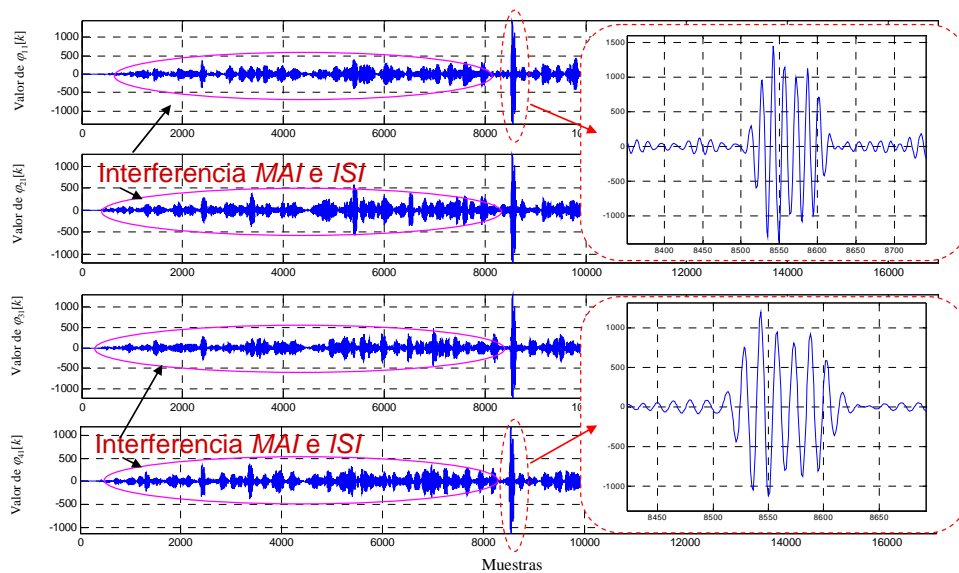


Figura 4.37. Identificación de cuatro macro-secuencias generadas por concatenación en el transductor E/R_i que fueron transmitidas simultáneamente, considerando en la simulación el modelo de emisión y recepción del transductor. Las señales correladas ($\varphi_{11}[k]$, $\varphi_{21}[k]$, $\varphi_{31}[k]$, $\varphi_{41}[k]$) muestran un ruido agregado por la interferencia MAI e ISI.

En las señales procesadas se observa que existe ruido alrededor del pico principal causado por las interferencias MAI e ISI.

En la Figura 4.38 se observa cómo al aplicar el algoritmo SIC a la señal recibida por el transductor E/R_i, se logra reducir las interferencias MAI e ISI. Se observa además que el nivel de interferencia es menor alrededor del pico principal y de los lóbulos laterales de la modulación de cada una de las señales procesadas. Con ello, se mejora la estimación de las amplitudes y TDV de cada una de las macro-secuencias generadas por concatenación y que fueron transmitidas simultáneamente, como se observa en ambos ampliaciones de la Figura 4.38.

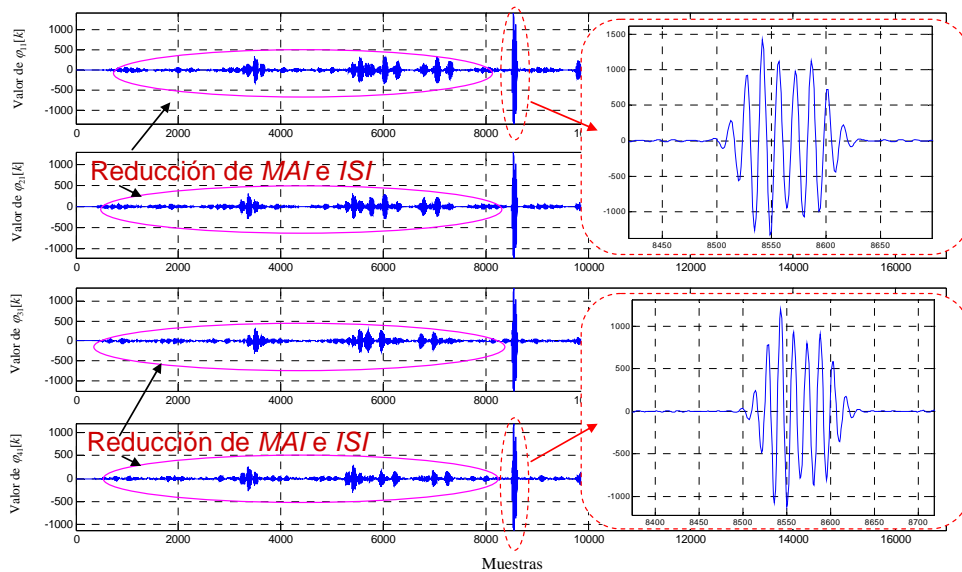


Figura 4.38. Mejoras en la identificación de las cuatro macro-secuencias generadas por concatenación que son captadas por E/R_i. Se incluye el modelo de emisión y recepción del transductor en la simulación. Las señales ($\varphi_{11}[k]$, $\varphi_{21}[k]$, $\varphi_{31}[k]$, $\varphi_{41}[k]$) muestran una reducción de interferencia MAI e ISI al aplicar el algoritmo SIC

4.4.3. Algoritmia utilizada para determinar los picos de correlación

Con el propósito de determinar con mayor precisión los tiempos de vuelo de las distintas señales emitidas y recibidas por el sistema sensor, se tienen que analizar todas las señales obtenidas a la salida del bloque de correladores. Para ello es necesario determinar de forma precisa el instante de llegada de los ecos (macro-secuencias) a través de la validación de los máximos picos de correlación obtenidos durante su búsqueda.

Para determinar los TDV de las distintas señales recibidas, se ha utilizado un umbral fijo U_f sobre la señal correlada. A través de este método, se convertirán en picos candidatos todos aquellos valores que superen el umbral establecido y que además no exista otro candidato mayor ubicado en las proximidades del mismo. Mediante la utilización de una ventana de análisis F_o , se reduce la posibilidad de validar como ecos los lóbulos laterales del pico máximo de correlación que aparecen principalmente por los efectos de la modulación y de la reducción del ancho de banda producido por la emisión.

El algoritmo para la detección de los picos de correlación puede ser expresado mediante el siguiente pseudo-código:

```

if ( $\varphi_{ij}[k] > U_f$ ) and ( $\varphi_{ij}[k] > \varphi_{ij}[k+n]$ )  $\forall n \in \{-F_o, F_o+1, \dots, -1, 1, 2, \dots, F_o-1, F_o\}$ 
     $P_{ACij}[k] = 1$ 
else
     $P_{ACij}[k] = 0$ 
end if

```

(4-27)

Donde $\varphi_{ij}[k]$ es la señal obtenida a la salida de los correladores; U_f es el umbral fijo establecido; $2 \cdot F_o + 1$ es el tamaño de la ventana de análisis; y $P_{ACij}[k]$ representa la señal obtenida del detector de picos. La nueva señal obtenida al aplicar el algoritmo para validar los picos de la correlación sólo tendrá valores comprendidos en $\{0,1\}$, siendo este último valor el que identifica la validez de la detección de las macro-secuencias. En nuestro caso, el umbral fijo se establece considerando sólo aquellos picos de correlación que superen el 60% del pico de correlación máximo teórico.

En la Figura 4.39 se representa como al transmitir una macro-secuencia MS de longitud $L_{MS}=1024$ y con una modulación BPSK, es detectada la señal recibida por el transductor al procesarla con un bloque de correladores para obtener los picos de correlación. Desafortunadamente, el empleo de un algoritmo basado únicamente en un umbral fijo puede presentar la desventaja de que durante la detección no se logren validar señales recibidas debido a que su nivel de energía no sea lo suficientemente alto para sobrepasar el umbral. Esto hecho hace que señales que fueron generadas por objetos distantes con respecto a la estructura sensorial o de dimensiones reducidas no sean detectadas por la

atenuación que sufre el ultrasonido en el aire. Este mismo problema puede ocurrir con objetos que no reflejen suficiente energía para superar el umbral establecido.

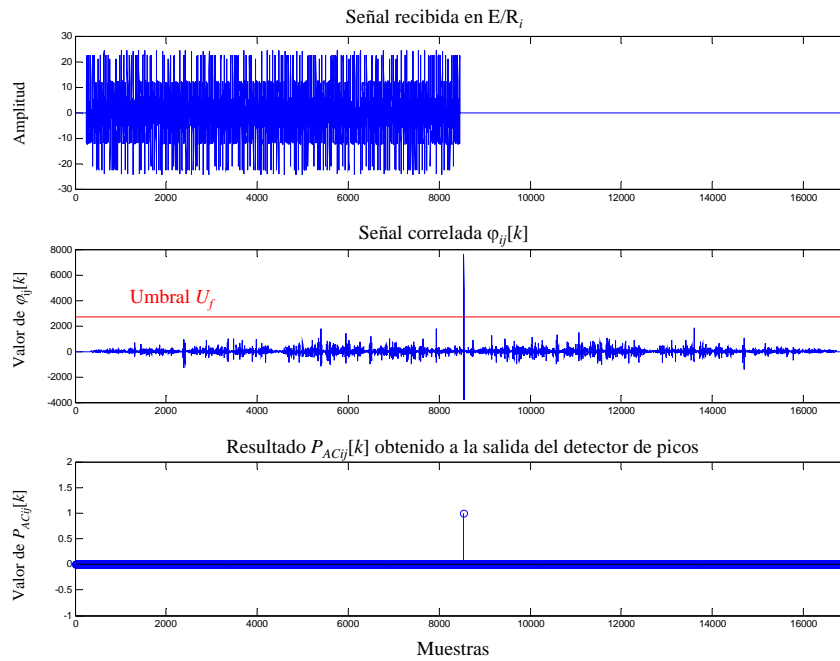


Figura 4.39. Representación de la validación de un eco al detectar una *MS* transmitida.

Para mejorar la detección de estas señales, existe la posibilidad de realizar un tratamiento previo a la señal $y_i[k]$ captada por el transductor E/R_i . Este pre-proceso consiste en realizar un cambio de escala en la señal recibida para que ésta siempre se encuentre acotada entre sus niveles máximo y mínimo [Hernández, 2003]. Este proceso implica que se incremente el nivel de señal así como el nivel de ruido agregado a la señal recibida.

Este algoritmo de pre-proceso amplifica la señal y el ruido pero permite aplicar posteriormente el detector de picos con un umbral fijo para validar los picos de correlación de las señales captadas con un nivel de energía reducido. En (4-28) se representa el pre-proceso que se realiza sobre la señal recibida $y_i[k]$ por el transductor E/R_i para obtener una mejora en la detección de los picos de correlación al utilizar un umbral fijo.

$$y'_i[k] = \frac{FE}{\Delta y_i} y_i[k] \quad (4-28)$$

Donde $y_i[k]$ es la señal recibida por el transductor E/R_i; FE es el rango máximo de valores que puede alcanzar la señal $y_i[k]$; Δy_i es la diferencia entre los valores máximo y mínimo de $y_i[k]$ en la ventana de análisis F_o ; y finalmente, $y'_i[k]$ es la nueva señal obtenida al aplicar el pre-proceso.

En la Figura 4.40 se muestra una comparativa del algoritmo de pre-procesamiento para detectar de manera más eficiente la macro-secuencia transmitida. Para verificar este algoritmo, se ha empleado una *MS* generada por la concatenación de un *M-CSS* de $L_S=256$, $M=4$ y $p=1$. La señal recibida por el transductor E/R_i se ha procesado con el detector de picos con un umbral fijo de 7000 después de haber pasado por el bloque de correladores, dicho umbral corresponde con el 45% del pico máximo teórico que se puede recibir (2^{20}) considerando para ello un FE de 2^7 . Sin embargo, a la salida del detector de picos no se logra detectar la macro-secuencia transmitida.

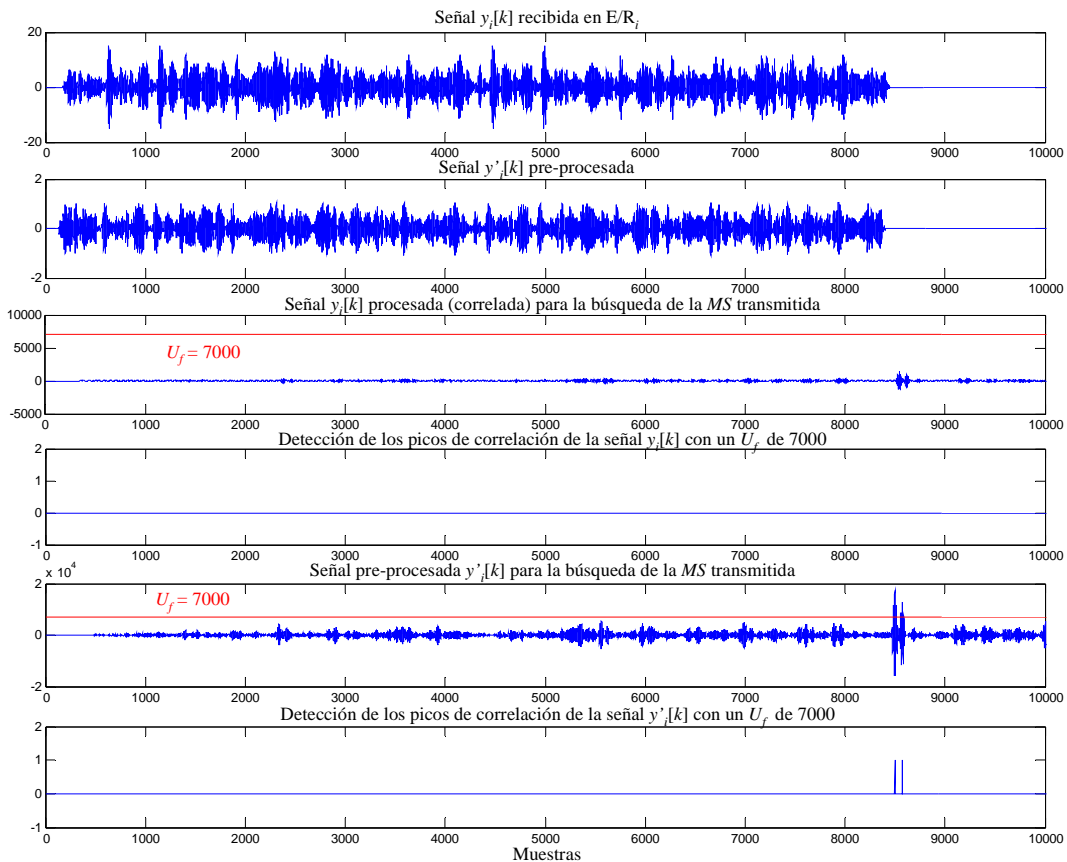


Figura 4.40. Comparativa del funcionamiento del detector de picos con umbral fijo sobre una señal recibida por el transductor E/R; aplicándolo directamente y con un pre-procesamiento de la señal. El umbral fijo se estableció en 7000. La macro-secuencia utilizada fue generada por la concatenación de un *M-CSS* de $L_S=256$ y $M=4$.

Posteriormente, se ha aplicado el pre-procesamiento a la señal recibida por E/R_i antes de introducirla al bloque de correladores. Al emplear nuevamente el detector de picos a la nueva señal obtenida considerando el mismo umbral definido, se observa que son detectados dos picos de correlación que corresponden a la macro-secuencia transmitida. En este caso, el primer pico de correlación corresponde con un camino directo y el segundo fue producido por un multicamino.

Después de validar de los picos de correlación con el detector de picos, las amplitudes de dichos picos son determinadas procesando la señal original captada por el transductor.

4.5. Conclusiones

A lo largo de este capítulo se han analizado distintas algoritmias de bajo nivel que son utilizadas para procesar las señales sensoriales captadas por la estructura sensorial propuesta en el capítulo anterior. Dichos algoritmos permiten determinar de manera eficiente tanto la amplitud como el tiempo de llegada de los múltiples ecos captados por el sistema sensor. A continuación se detallan en los siguientes puntos las principales aportaciones:

- Para poder codificar la emisión de cada transductor ultrasónico de la estructura sensorial, se han analizado las propiedades de los Conjuntos Complementarios de M Secuencias que se emplearán para realizar dicha tarea. Tales conjuntos permiten que pueda existir una transmisión simultánea desde varios transductores ultrasónicos con una mínima interferencia debido a sus propiedades de auto-correlación y correlación-cruzada.
- Debido a que puede existir una degradación de las propiedades de los conjuntos complementarios al transmitirse al medio, se han analizado distintos métodos que la minimicen. Estos métodos permiten transmitir de manera eficiente cada uno de los bits del conjunto que codificará la emisión de cada transductor, en función de las características espectrales de éstos. Los métodos de ordenación permiten generar una nueva secuencia que es utilizada para codificar la emisión de un transductor, la cual recibe el nombre de “macro-secuencia”. Dicha macro-secuencia, al aplicarle una modulación BPSK puede ser transmitida a través de transductores ultrasónicos

que tienen un ancho de banda estrecho, como demostró el análisis espectral realizado con distintas variantes de este esquema de modulación.

- Las macro-secuencias generadas permiten emitir simultáneamente con todos los transductores de la estructura sensorial propuesta, debido a que éstas se caracterizan por tener una baja interferencia cruzada entre ellas. De esta manera, cada una de las macro-secuencias captadas por un transductor receptor pueden ser identificadas empleando para ello los correladores eficientes modificados referidos en el apéndice B. Este sistema permite además determinar las respuestas impulsivas de los canales físicos de transmisión asumiendo que frente a la estructura sensorial está ubicado un objeto.
- Por otro lado, se ha logrado modelar el sistema de transmisión ultrasónico MIMO al observar el comportamiento que tienen las macro-secuencias transmitidas por los canales físicos de transmisión en los distintos instantes de tiempo. Además, el sistema de transmisión MIMO permite obtener información detallada y precisa del entorno al utilizar las señales captadas para extraer datos como TDV y amplitud.
- Debido a que la señal recibida por un transductor puede estar compuesta por varias señales asociadas tanto a los múltiples caminos como a las múltiples emisiones en el entorno, en la señal procesada pueden aparecer los efectos causados por la interferencia MAI e ISI. Este nivel de interferencia no se logra eliminar en su totalidad al utilizar las macro-secuencias preferidas, debido a que la auto-correlación y la correlación cruzada entre las *MS* no es nula. Para lograr reducir los efectos causados por la interferencia MAI e ISI se ha empleado el algoritmo SIC, lo que ha permitido determinar con mayor precisión el tiempo de llegada de los múltiples ecos y sus amplitudes.
- Finalmente se puede concluir que al aplicar toda esta algoritmia de bajo nivel, se ha logrado obtener un sistema fiable para la determinación de TDV y amplitudes. Además, se ha verificado que las limitaciones del ancho de banda al utilizar un transductor convencional no afectasen a la extracción de estos parámetros.

5. Clasificación y localización de reflectores ultrasónicos en entornos tridimensionales

5.1. Introducción

En este capítulo se realiza un análisis sobre el proceso de localización y clasificación de reflectores ultrasónicos en entornos tridimensionales, el cual está basado en la técnica PCA (análisis de componentes principales). Dicha técnica se empleará para el reconocimiento y localización de reflectores ultrasónicos básicos (planos, esquinas 2D y salientes lineales). La técnica referida utiliza como único parámetro de discriminación los tiempos de vuelo (TDV) extraídos de las señales captadas por la estructura sensorial definida en el capítulo 3. La utilización de los TDV como parámetro de clasificación permite no sólo identificar el tipo de reflector del cual provienen los ecos, sino también estimar su localización en un entorno tridimensional.

La técnica PCA o transformada de *Karhunen-Loève* [Hua *et al.*, 1998][Tanaka *et al.*, 1999][Vargas *et al.*, 2002], es una técnica de análisis estadístico que permite ser aplicada en distintos campos debido a que:

- Permite representar óptimamente en un espacio de pequeñas dimensiones observaciones de un espacio multidimensional de gran tamaño.
- Permite transformar linealmente un conjunto de variables originales, en general fuertemente correladas, en nuevas variables incorreladas, facilitando de esta manera la interpretación de la información del conjunto original.
- Permite identificar y representar los elementos de los vectores de características que retengan la mayor cantidad de información de los datos procesados.

Un problema fundamental en el análisis multivariante es la reducción de la dimensionalidad. Esto es, se pretende describir con precisión los valores de N variables por un pequeño subconjunto de tamaño K , siendo $K \leq N$, sin apenas pérdida de información [Peña, 2002]. PCA transforma de un espacio de representación \mathbb{P} (espacio original) a un nuevo espacio \mathbb{P}' (espacio transformado), en el que las variables están incorreladas (la matriz de covarianza en el espacio \mathbb{P}' será diagonal). En otras palabras, se trata de encontrar un nuevo conjunto de ejes ortogonales en el que la varianza de los datos sea máxima. Considerando esto, las componentes (variables), cuyas varianzas son las más significativas del conjunto de vectores obtenidos, constituyen las componentes principales de los datos en el espacio transformado. Las componentes restantes son descartadas porque sus varianzas son muy pequeñas.

La técnica PCA tiene aplicación en distintos campos tales como: reconocimiento de caras [Turk et al., 1991][Swets et al., 1996][Kirby *et al.*, 1990], reconocimiento de voz [Mami et al., 2003], reconocimiento de caracteres escritos manualmente [Murase *et al.*, 1981], detección de objetivos [Howard *et al.*, 1998], clasificación de señales sonar [Soares-Filho *et al.*, 2001], estimación de la posición de un robot móvil [Crowley *et al.*, 1998], identificación y estimación de la posición de objetos en 3D [Murase *et al.*, 1993], clasificación de reflectores ultrasónicos [Jiménez *et al.*, 2005], detección de objetos en movimiento en líneas férreas [Vázquez *et al.*, 2004], entre otros.

Cuando se usa PCA en aplicaciones de clasificación y localización, las variables que forman los vectores de observaciones son las características utilizadas para identificar los objetos. Conocido el vector de características u observaciones de un elemento perteneciente a una clase de un total de p posibles, PCA permite deducir la clase a la

que pertenece dicho elemento a partir del conocimiento *a priori* (observaciones) que se tiene de cada clase.

En esta tesis se ha utilizado la técnica PCA para realizar tanto la clasificación de reflectores como su localización en entornos tridimensionales. Para ello, se establecieron tantas clases como tipos de reflectores se deseen identificar (plano, esquina 2D y saliente lineal). Cada clase o modelo de referencia está formado por los TDV captados por la estructura sensorial asumiendo distintas ubicaciones de los reflectores en el entorno.

5.2. Consideraciones previas

Como se comentó anteriormente, PCA produce buenos resultados si los elementos del vector de características están altamente correlados, de forma que exista alguna redundancia que haga posible su compresión (reducción de la dimensión). Debido a que los datos (TDV) extraídos de la estructura sensorial propuesta en el capítulo 3 tienen una elevada correlación entre ellos, la aplicación de la técnica PCA tiene una buena efectividad para realizar el proceso de clasificación y localización.

El sistema sensorial propuesto en el capítulo 3 permite obtener hasta un máximo de N TDV ($N=16$) debido a la posibilidad de transmitir y recibir simultáneamente con todos los transductores del sensor. Este conjunto de N TDV forma un vector-columna de tiempos de vuelo N -dimensional (vector de características), al que se identifica por $\boldsymbol{\tau}$.

$$\boldsymbol{\tau} = [t_1 \quad t_2 \quad \cdots \quad t_N]^T \quad (5.1)$$

donde t_n es el TDV obtenido por el sistema sensorial para el eco recibido, $n \in \{1, 2, \dots, N\}$; y el superíndice T significa transpuesta. A partir de ahora, al vector $\boldsymbol{\tau}$ se le denominará *vector* de TDV; y a su espacio asociado, *espacio* de los TDV's.

Si un conjunto de entrenamiento de G vectores de TDV $\{\boldsymbol{\tau}_1, \boldsymbol{\tau}_2, \dots, \boldsymbol{\tau}_G\}$ es considerado tomando valores en un espacio N -dimensional, el vector media del conjunto de vectores de TDV está determinado por:

$$\Psi = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G \tau_g \quad (5.2)$$

donde $\Psi \in \mathfrak{R}^N$. La diferencia $\{\Phi_g\}_{g=1,2,\dots,G}$ entre cada vector de TDV τ_g y el vector media Ψ , está definida por:

$$\Phi_g = \tau_g - \Psi, \quad g = 1, 2, \dots, G \quad (5.3)$$

donde Φ_g es el nuevo vector de entrenamiento con media nula. PCA permite realizar una transformación lineal del espacio de TDV N -dimensional original, al espacio de características K -dimensional, donde $K \leq N$. El nuevo vector de características $\Omega_g \in \mathfrak{R}^K$ es definido por la siguiente transformación lineal:

$$\Omega_g = \mathbf{U}^T \cdot \Phi_g \quad (5.4)$$

donde $\Phi_g \in \mathfrak{R}^N$ es el vector sobre el que se realiza la transformación y \mathbf{U} es la matriz de transformación formada por los K autovectores $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_K\}$ asociados a los K autovalores más significativos de la matriz de covarianza ($\mathbf{U} \in \mathfrak{R}^{N \times K}$), dada por:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G \Phi_g \cdot \Phi_g^T \quad (5.5)$$

Tendiendo en cuenta que en el espacio transformado la matriz de covarianza obtenida a partir de los $\{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_G\}$ viene dada por $\mathbf{U}^T \cdot \mathbf{C} \cdot \mathbf{U}$. (véase el apéndice C), la matriz de transformación \mathbf{U} óptima, \mathbf{U}_{opt} , se elige de forma que el determinante de la matriz de covarianza de los vectores en el espacio de características (espacio transformado) sea máximo. Esto es:

$$\mathbf{U}_{opt} = \arg \max_U |\mathbf{U}^T \mathbf{C} \mathbf{U}| = [\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_2 \quad \dots \quad \mathbf{u}_K] \quad (5.6)$$

donde $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_K\}$ es el conjunto de autovectores N -dimensional de \mathbf{C} asociados a los K autovalores más significativos $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K\}$ o de mayor valor.

Una cuestión importante en PCA, por tanto, es el criterio de elección del número K de autovectores que conforman la matriz de transformación óptima \mathbf{U}_{opt} . Para tomar esta decisión existen diferentes criterios entre los cuales se pueden mencionar los siguientes:

- Criterio de Kaiser [Kaiser, 1960]: Consiste en eliminar todos los autovectores, cuyos autovalores asociados, λ_n , cumplan $\lambda_n < \bar{\lambda}$, donde $\bar{\lambda}$ es la media de todos los autovalores de la matriz \mathbf{C} . Con este criterio se pueden descartar autovalores pequeños pero importantes; además, algunas variables pueden no quedar bien representadas por los primeros componentes principales.
- Criterio de Jolliffe [Jolliffe, 1972] y [Jolliffe, 1973]: Con este criterio se eliminan los autovectores cuyos autovalores, λ_n , asociados, cumplan: $\lambda_n < 0.7 \bar{\lambda}$.
- Criterio de Cattell [Catell, 1966]: Este criterio consiste en mostrar los valores de los autovalores en orden decreciente en una gráfica, siendo la abscisa el orden del autovalor. Sobre dicha gráfica se unen las ordenadas que representan los diferentes autovalores y se toman los K autovalores tales que la línea que une λ_{K-1} con λ_K tenga una pendiente mucho más pronunciada que la que une λ_K con λ_{K+1} . Con este criterio se toman los K primeros autovalores y se descartan aquellos a partir de los cuales la curva empieza a decrecer más lentamente.
- Criterio de Swets [Swets *et al.*, 1996]: Este criterio consiste en seleccionar tantos componentes principales como hagan falta para representar un porcentaje dado de la varianza total, que como se sabe es igual a la suma de los autovalores. Se suele utilizar el denominado *error cuadrático medio residual normalizado* (RMSE) como criterio para seleccionar los K componentes más significativos:

$$RMSE(K) = \frac{\sum_{n=K+1}^N \lambda_n}{\sum_{n=1}^N \lambda_n} \quad (5.7)$$

Para la mayoría de aplicaciones estándar se suelen considerar las K componentes que permiten obtener un valor de $RMSE(K)$ menor al 5%.

La elección de uno u otro criterio se realiza normalmente en función de su comportamiento en cada aplicación particular. Todos estos criterios tienen utilidad cuando la diferencia entre autovalores no es muy significativa; en caso contrario, la elección del número de autovalores a utilizar se resuelve experimentalmente.

El procedimiento seguido hasta aquí puede ser denominado fase *off-line*, en el que principalmente se ha logrado obtener la matriz de transformación óptima, tal como se muestra en la Figura 5.1.

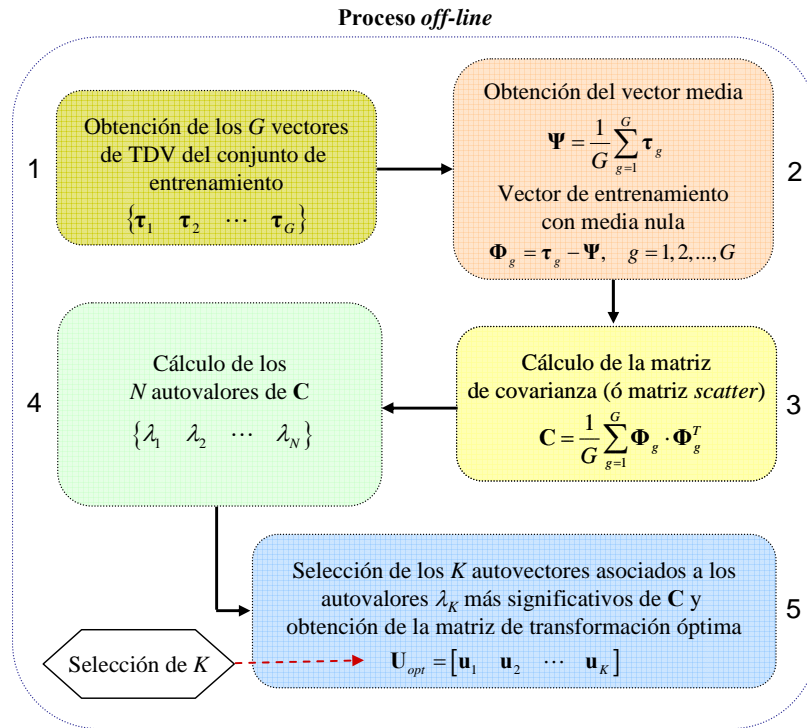


Figura 5.1. Diagrama de bloques del proceso *off-line* para la obtención de la matriz de transformación óptima \mathbf{U}_{opt} .

Determinada la matriz de transformación óptima \mathbf{U}_{opt} a partir de los G vectores de TDV que forman parte del conjunto de entrenamiento, se puede aplicar la técnica PCA a los nuevos datos obtenidos de forma *on-line* por la estructura sensorial. En lo que sigue la matriz \mathbf{U}_{opt} se va a identificar simplemente por \mathbf{U} . Dado un nuevo vector muestra $\boldsymbol{\tau}$ de TDV N -dimensional, éste se transforma al espacio de características a través de la expresión (5.4), utilizando la matriz de transformación óptima \mathbf{U}_{opt} indicada en (5.6) y el vector media $\boldsymbol{\Psi}$. De esta manera, el nuevo vector $\boldsymbol{\Omega}$ en el espacio de características o espacio transformado está definido por:

$$\mathbf{\Omega} = \mathbf{U}^T \cdot \mathbf{\Phi} = \mathbf{U}^T \cdot (\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\Psi}) \quad (5.8)$$

donde, como ya se ha indicado, por simplificación de la notación, se ha omitido el subíndice *opt* en \mathbf{U} ; $\mathbf{\Omega}$ es la proyección del nuevo vector muestra $\boldsymbol{\tau}$ de TDV al espacio transformado; $\boldsymbol{\Psi}$ es el vector media de los vectores de TDV del conjunto de entrenamiento determinado por (5.2); y $\mathbf{\Phi}$ es el vector de TDV con media nula determinado como $\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\Psi}$.

La recuperación de $\mathbf{\Phi}$ a partir del espacio transformado, referida como $\hat{\mathbf{\Phi}}$, se realiza a través de la transformación inversa dada por:

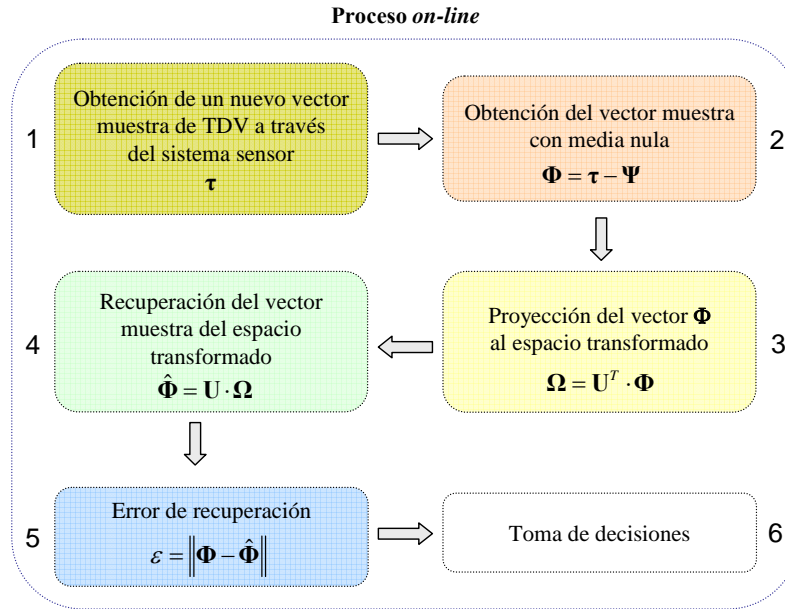
$$\hat{\mathbf{\Phi}} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Omega} \quad (5.9)$$

La distancia entre el vector muestra $\mathbf{\Phi}$ y el vector característico del objeto recuperado $\hat{\mathbf{\Phi}}$ se denomina error de recuperación ε , y se obtiene a través de la distancia euclídea entre ambos vectores:

$$\varepsilon = \|\mathbf{\Phi} - \hat{\mathbf{\Phi}}\| \quad (5.10)$$

Este error de recuperación se puede utilizar para determinar el grado de semejanza entre el vector $\boldsymbol{\tau}$ y los vectores utilizados en la obtención de la matriz de transformación. En efecto, si para el vector muestra $\boldsymbol{\tau}$ de TDV se cumple que el error de recuperación $\varepsilon \leq \xi_\varepsilon$, siendo ξ_ε un umbral de error establecido, será indicativo de que $\boldsymbol{\tau}$ tiene una gran semejanza con alguno de los G vectores de TDV del conjunto de entrenamiento $\{\boldsymbol{\tau}_1, \boldsymbol{\tau}_2, \dots, \boldsymbol{\tau}_G\}$ utilizados para la obtención de la matriz de transformación óptima \mathbf{U} .

En la Figura 5.2 se muestra un diagrama de bloques del proceso *on-line* que se sigue al aplicar la técnica PCA para determinar si la muestra tiene una alta similitud con los vectores del conjunto de entrenamiento.

Figura 5.2. Diagrama de bloques del proceso *on-line* de la técnica PCA.

5.3. Clasificación y localización de reflectores en entornos 3D empleando la técnica PCA

En este apartado se estudia el proceso de clasificación y localización de tres tipos de reflectores básicos (planos, salientes lineales y esquinas), asumiendo que éstos se encuentran ubicados en un entorno tridimensional (3D). El sistema descrito está basado en la técnica PCA, la cual utilizará como parámetro de discriminación los TDV obtenidos por la estructura sensorial propuesta en el capítulo 3, para proveer información 3D de los reflectores ultrasónicos. Esta técnica permitirá identificar el tipo de reflector, así como también estimar su ubicación 3D con respecto al sistema sensor (distancia y dirección angular).

A través de la estructura sensorial propuesta pueden ser obtenidas varias características (TDV, amplitud de los ecos, respuesta impulsiva de los canales de transmisión, etc.) de los ecos procesados; sin embargo, solo se utilizarán los TDV medidos por cada transductor como parámetro de clasificación. Cada vector de características o vector de TDV está formado por un total de N -TDV's obtenidos simultáneamente en cada proceso de lectura (véase el apartado 3.2).

Se ha diseñado un simulador de TDV, que permite caracterizar los distintos tipos de reflectores ubicados frente a la estructura sensorial, suponiendo siempre un entorno

controlado (véase el apéndice A). Los datos extraídos del simulador se han utilizado para evaluar el proceso de clasificación y localización de reflectores empleando la técnica PCA.

Para el sistema de clasificación presentado en esta tesis se han definido diferentes clases, cada una de las cuales tendrá asociada una matriz de transformación. El objetivo que se persigue en esta propuesta de clasificador es en primer lugar realizar la clasificación diferenciando el tipo de reflector. Esto es, conocer si el reflector es tipo plano (P), esquina (E) o saliente (S). Por tanto definiremos las clases plano, esquina y saliente, cada una de las cuales llevará asociada una matriz de transformación.

Una vez identificado el tipo de reflector $\{P, E, S\}$ el objetivo es conocer su ubicación física dentro del campo de visión del sensor ultrasónico. Para ello se van a definir las clases distancias y las clases orientaciones. Para las clases “orientación” definiremos una clase por cada dirección espacial, definiendo un total de Q direcciones. Cada una de estas direcciones llevará asociada una matriz de transformación. De la misma forma, se definirán las clases “distancia”. Se considerarán un total de L distancias en cada dirección y por tanto cada una de estas distancias llevará asociada también una matriz de transformación.

5.3.1. Generación *off-line* de los patrones de referencia

Antes de obtener las diferentes matrices de transformación U (a las que nos referiremos más adelante) que se utilizarán en el proceso de clasificación y localización, se tienen que establecer algunas consideraciones asociadas a la estructura sensorial que se ha utilizado en el proceso de adquisición de patrones. El cono de emisión/recepción del sensor está acotado por el ángulo de azimut γ ($\gamma_{\min} \leq \gamma \leq \gamma_{\max}$) y elevación θ ($\theta_{\min} \leq \theta \leq \theta_{\max}$); y el rango de distancias está acotado por r_{\min} y r_{\max} . El vector de posición \vec{r} , que define la posición 3D de un reflector ultrasónico en la zona de percepción, está dado por sus coordenadas esféricas (r, γ, θ) . En cada uno de los puntos definidos por el vector \vec{r} se han situado los reflectores para obtener los vectores de TDV de los patrones de entrenamiento, como se observa en la Figura 5.3. Por lo tanto, el espacio frontal de la estructura sensorial está formado por Q direcciones definidas por (γ_q, θ_q) , con $q \in \{1, 2, \dots, Q\}$ (véase el apartado 3.2.2).

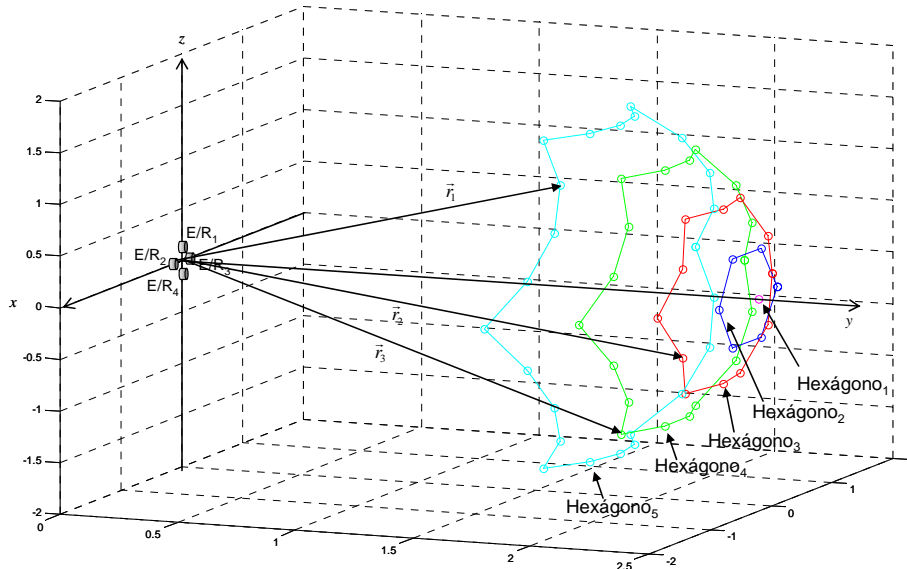


Figura 5.3. Distribución tridimensional de las Q posiciones del mapa de direcciones donde estarán ubicados los reflectores para obtener los patrones de entrenamiento.

Además, en cada dirección q considerada, existen L distancias discretas definidas por r_l , con $l \in \{1, 2, \dots, L\}$, como se representa en la Figura 5.4.

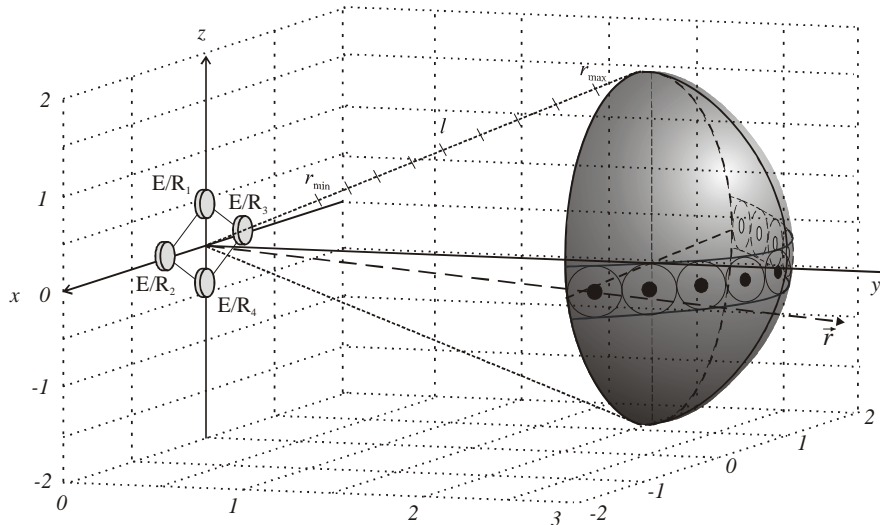


Figura 5.4. Distribución de las L distancias donde se ha ubicado un reflector ultrasónico en un espacio 3D para la obtención de los patrones de entrenamiento.

Por ello, en cada dirección q se obtienen L vectores de TDV, con los cuales se construyen los patrones de entrenamiento en un espacio N -dimensional. La obtención de los $Q \times L$ vectores de TDV para cada tipo de reflector se realiza de manera independiente. De esta forma, se han colocado cada uno de los tres tipos de reflectores

ultrasónicos considerados en la dirección q indicada por el vector de posición \vec{r} , cuyo módulo está definido por r ($r_{\min} \leq r \leq r_{\max}$).

Los tres reflectores (plano, esquina y saliente) considerados durante este proceso están definidos por su vector de posición \vec{r} , como se representa en la Figura 5.5.

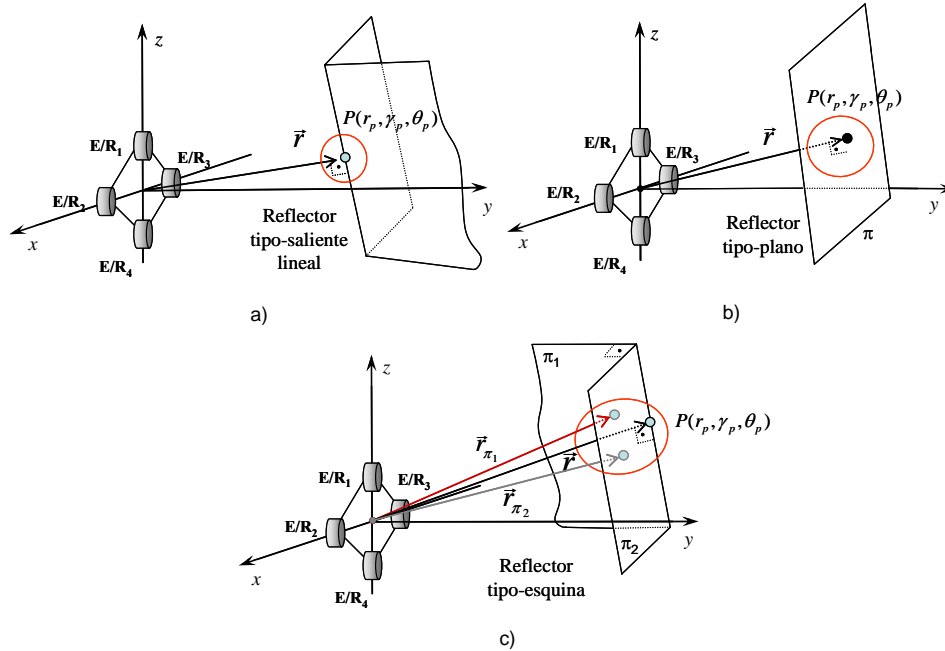


Figura 5.5. Reflectores ultrasónicos considerados, definidos por su vector de posición \vec{r} . Reflectores a) tipo saliente-lineal, b) tipo plano, y c) tipo esquina.

En lo que sigue identificaremos los tiempos de vuelo asociados a cada tipo de reflector (P, E, S) y ubicación espacial (l, q) por:

τ_{lq}^P Vector de tiempos de vuelo N -dimensional para un reflector tipo plano ubicado en las coordenadas (l, q), siendo l la distancia y q la dirección, con $l=1,2,\dots,L$ y $q=1,2,\dots,Q$.

τ_{lq}^E Vector de tiempos de vuelo N -dimensional para un reflector tipo esquina ubicado en las coordenadas (l, q), siendo l la distancia y q la dirección, con $l=1,2,\dots,L$ y $q=1,2,\dots,Q$.

τ_{lq}^S Vector de tiempos de vuelo N -dimensional para un reflector tipo saliente ubicado en las coordenadas (l, q), siendo l la distancia y q la dirección, con $l=1,2,\dots,L$ y $q=1,2,\dots,Q$.

Cada uno de los τ_{lq}^P , τ_{lq}^E , y τ_{lq}^S esta conformado por N , TDV, esto es:

$$\begin{aligned}
 \boldsymbol{\tau}_{lq}^P &= \{t_{lq1}^P \quad t_{lq2}^P \quad \dots \quad t_{lqN}^P\} \\
 \boldsymbol{\tau}_{lq}^E &= \{t_{lq1}^E \quad t_{lq2}^E \quad \dots \quad t_{lqN}^E\} \\
 \boldsymbol{\tau}_{lq}^S &= \{t_{lq1}^S \quad t_{lq2}^S \quad \dots \quad t_{lqN}^S\}
 \end{aligned}
 \tag{5.11}$$

En la Figura 5.6 se representa la posición del reflector tipo plano para obtener los vectores de TDV de los patrones de entrenamiento; considerando que en cada dirección q existen L distancias. De esta forma, se obtiene el siguiente conjunto de patrones de entrenamiento:

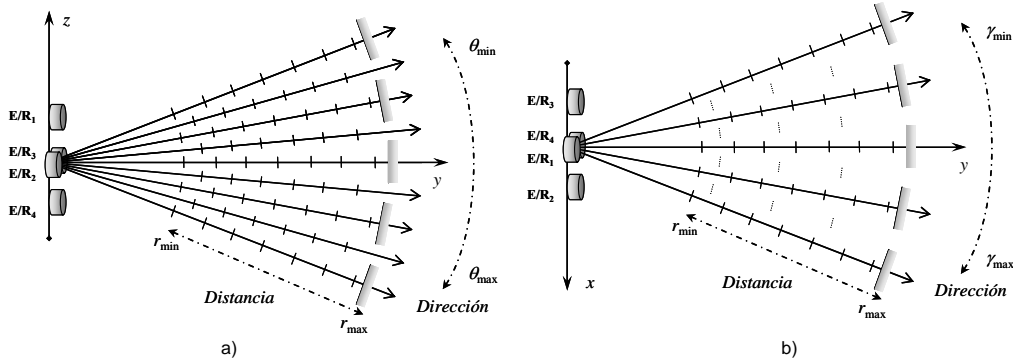


Figura 5.6. Ubicación de un reflector tipo plano en distintos sitios del entorno para obtener las muestras de entrenamiento. a) Vista del eje z-y (ángulos en elevación) y b) vista del eje x-y (ángulos en azimut).

En el caso del reflector tipo esquina, se realiza el mismo proceso para obtener los vectores de TDV N -dimensionales que conformarán los patrones de entrenamiento del reflector referido, como puede ser observado en la Figura 5.7.

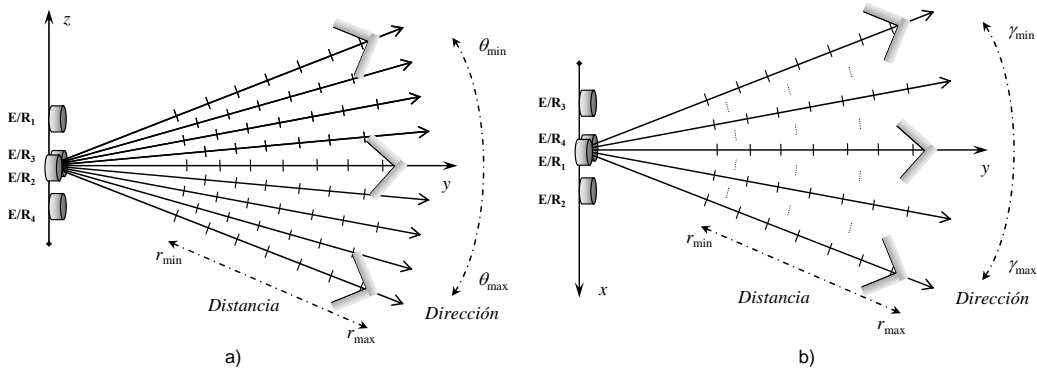


Figura 5.7. Ubicación de un reflector tipo esquina en un entorno 3D para obtener las muestras de entrenamiento. a) Vista del eje z-y (ángulos en elevación) y b) vista del eje x-y (ángulos en azimut).

En la Figura 5.8 se representan las distintas posiciones en que se ubicó un reflector tipo saliente lineal para obtener los vectores de TDV N -dimensionales que conformarán el conjunto de muestras de entrenamiento.

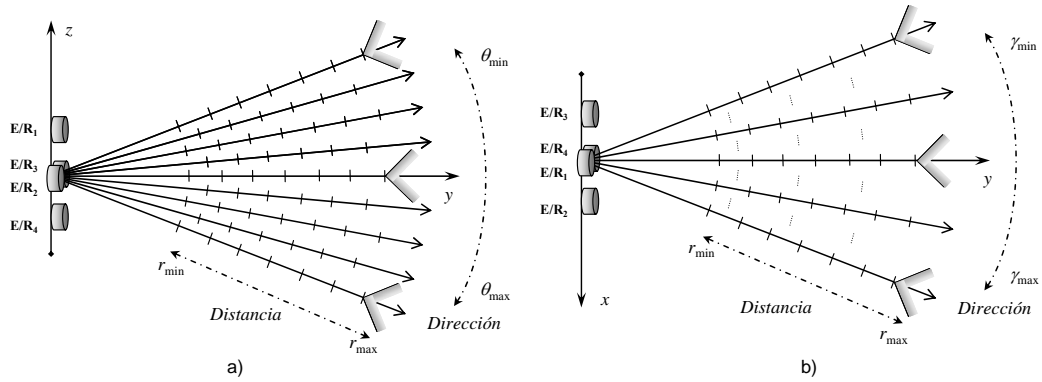


Figura 5.8. Ubicación de un reflector tipo saliente lineal en un entorno 3D para obtener las muestras de entrenamiento. a) Vista del eje z - y (ángulos en elevación) y b) vista del eje x - y (ángulos en azimut).

5.3.2. Generación de las matrices de transformación de las clases: tipo de reflector, dirección y distancia de ubicación

Tal como ya se ha comentado anteriormente, para el sistema de clasificación propuesto en esta tesis, se deben definir diferentes clases (tipo de reflector, dirección de ubicación y distancia de ubicación) y para cada una de ellas se debe definir una matriz de transformación. En este punto nos vamos a referir a la definición de estas clases y a la obtención de las correspondientes matrices de transformación asociada a cada una de ellas. En este caso, se han definido las siguientes clases:

- *Clases tipo de reflector.* Se definen tres clases:

α^{P_r} Reflector tipo plano, cuya matriz de transformación se identifica por \mathbf{U}^{P_r} .

α^{E_r} Reflector tipo esquina, cuya matriz de transformación se identifica por \mathbf{U}^{E_r} .

α^{S_r} Reflector tipo saliente, cuya matriz de transformación se identifica por \mathbf{U}^{S_r} .

donde el superíndice $\{P_r, E_r, S_r\}$ indica el tipo de reflector, reflector plano, reflector esquina y reflector saliente, respectivamente. Para la obtención *off-line* de las matrices de transformación \mathbf{U}^{P_r} , \mathbf{U}^{E_r} , \mathbf{U}^{S_r} se ubicaron los reflectores tipo plano (\mathbf{U}^{P_r}), tipo esquina (\mathbf{U}^{E_r}), y tipo saliente (\mathbf{U}^{S_r}), en todos los puntos del espacio, esto es en $Q \times L$ puntos y se obtuvieron los correspondientes tiempos de vuelo, a partir de los cuales se calcularon las matrices de transformación.

Esto es, si se identifica por τ_{lq}^P el tiempo de vuelo medido con un reflector tipo plano en la posición (l, q) , y de forma similar para esquinas y salientes, entonces las matrices de transformación U^P , U^E y U^S se obtienen a partir de los tiempos de los vectores de TDV indicados a continuación:

$$\begin{aligned}
 & \left. \begin{array}{c} \tau_{11}^P \quad \tau_{12}^P \quad \cdots \quad \tau_{1q}^P \quad \cdots \quad \tau_{1Q}^P \\ \tau_{21}^P \quad \tau_{22}^P \quad \cdots \quad \tau_{2q}^P \quad \cdots \quad \tau_{2Q}^P \\ \vdots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ \tau_{l1}^P \quad \tau_{l2}^P \quad \cdots \quad \tau_{lq}^P \quad \cdots \quad \tau_{lQ}^P \\ \vdots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ \tau_{L1}^P \quad \tau_{L2}^P \quad \cdots \quad \tau_{Lq}^P \quad \cdots \quad \tau_{LQ}^P \end{array} \right\} \Rightarrow \text{obtención } U^P \\
 & \left. \begin{array}{c} \tau_{11}^E \quad \tau_{12}^E \quad \cdots \quad \tau_{1q}^E \quad \cdots \quad \tau_{1Q}^E \\ \tau_{21}^E \quad \tau_{22}^E \quad \cdots \quad \tau_{2q}^E \quad \cdots \quad \tau_{2Q}^E \\ \vdots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ \tau_{l1}^E \quad \tau_{l2}^E \quad \cdots \quad \tau_{lq}^E \quad \cdots \quad \tau_{lQ}^E \\ \vdots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ \tau_{L1}^E \quad \tau_{L2}^E \quad \cdots \quad \tau_{Lq}^E \quad \cdots \quad \tau_{LQ}^E \end{array} \right\} \Rightarrow \text{obtención } U^E \\
 & \left. \begin{array}{c} \tau_{11}^S \quad \tau_{12}^S \quad \cdots \quad \tau_{1q}^S \quad \cdots \quad \tau_{1Q}^S \\ \tau_{21}^S \quad \tau_{22}^S \quad \cdots \quad \tau_{2q}^S \quad \cdots \quad \tau_{2Q}^S \\ \vdots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ \tau_{l1}^S \quad \tau_{l2}^S \quad \cdots \quad \tau_{lq}^S \quad \cdots \quad \tau_{lQ}^S \\ \vdots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ \tau_{L1}^S \quad \tau_{L2}^S \quad \cdots \quad \tau_{Lq}^S \quad \cdots \quad \tau_{LQ}^S \end{array} \right\} \Rightarrow \text{obtención } U^S
 \end{aligned} \tag{5. 12}$$

- *Clases tipo direcciones.* En este caso se definen para cada tipo de reflector (P, E, S) y dirección q una clase. Esto es:

- $\alpha_1^{P_q}$ Clase reflector plano en la dirección $q=1$, cuya matriz de transformación se identifica por $U_1^{P_q}$.
- $\alpha_2^{P_q}$ Clase reflector plano en la dirección $q=2$, cuya matriz de transformación se identifica por $U_2^{P_q}$.
- \vdots \vdots
- $\alpha_Q^{P_q}$ Clase reflector plano en la dirección $q=Q$, cuya matriz de transformación se identifica por $U_Q^{P_q}$.

- $\alpha_1^{E_q}$ Clase reflector esquina en la dirección $q=1$, cuya matriz de transformación se identifica por $\mathbf{U}_1^{E_q}$.
- $\alpha_2^{E_q}$ Clase reflector esquina en la dirección $q=2$, cuya matriz de transformación se identifica por $\mathbf{U}_2^{E_q}$.
- \vdots
- $\alpha_Q^{E_q}$ Clase reflector esquina en la dirección $q=Q$, cuya matriz de transformación se identifica por $\mathbf{U}_Q^{E_q}$.
- $\alpha_1^{S_q}$ Clase reflector saliente en la dirección $q=1$, cuya matriz de transformación se identifica por $\mathbf{U}_1^{S_q}$.
- $\alpha_2^{S_q}$ Clase reflector saliente en la dirección $q=2$, cuya matriz de transformación se identifica por $\mathbf{U}_2^{S_q}$.
- \vdots
- $\alpha_Q^{S_q}$ Clase reflector saliente en la dirección $q=Q$, cuya matriz de transformación se identifica por $\mathbf{U}_Q^{S_q}$.

Para la obtención *off-line* de las matrices de transformación \mathbf{U}_q^P , $\mathbf{U}_q^{E_q}$, y $\mathbf{U}_q^{S_q}$ se ubican para cada una de las direcciones q ($q=1, 2, \dots, Q$) y en todas las distancias l ($l=1, 2, \dots, L$), dentro de la misma dirección, los reflectores tipo $\{P, E, S\}$ y se obtienen los vectores TDV de las L posiciones. Identificando por $\boldsymbol{\tau}_{lq}^P$ ($l=1, \dots, L$) los vectores TDV asociados a Planos en la dirección q , y de forma similar para Esquinas y Salientes, las matrices de transformación asociadas a cada dirección q se obtienen a partir de:

$$\begin{aligned}
 \left\{ \boldsymbol{\tau}_{1q}^P \quad \boldsymbol{\tau}_{2q}^P \quad \dots \quad \boldsymbol{\tau}_{Lq}^P \right\} &\Rightarrow \text{se obtienen las } Q \text{ matrices } \mathbf{U}_{q(q=1,2,\dots,Q)}^P \\
 \left\{ \boldsymbol{\tau}_{1q}^E \quad \boldsymbol{\tau}_{2q}^E \quad \dots \quad \boldsymbol{\tau}_{Lq}^E \right\} &\Rightarrow \text{se obtienen las } Q \text{ matrices } \mathbf{U}_{q(q=1,2,\dots,Q)}^{E_q} \\
 \left\{ \boldsymbol{\tau}_{1q}^S \quad \boldsymbol{\tau}_{2q}^S \quad \dots \quad \boldsymbol{\tau}_{Lq}^S \right\} &\Rightarrow \text{se obtienen las } Q \text{ matrices } \mathbf{U}_{q(q=1,2,\dots,Q)}^{S_q}
 \end{aligned} \tag{5.13}$$

- Clases tipo distancias.** En este caso se define para cada tipo de reflector (P, E, S) y distancia l una clase. Esto es:

- $\alpha_1^{P_l}$ Clase reflector plano a la distancia $l=1$, cuya matriz de transformación identificamos por $\mathbf{U}_1^{P_l}$.

- α_2^P Clase reflector plano a la distancia $l=2$, cuya matriz de transformación identificamos por \mathbf{U}_2^P .
 \vdots \vdots
 α_L^P Clase reflector plano a la distancia $l=L$, cuya matriz de transformación identificamos por \mathbf{U}_L^P .
- $\alpha_1^{E_l}$ Clase reflector esquina a la distancia $l=1$ y cuya matriz de transformación identificamos por $\mathbf{U}_1^{E_l}$.
 $\alpha_2^{E_l}$ Clase reflector esquina a la distancia $l=2$, y cuya matriz de transformación identificamos por $\mathbf{U}_2^{E_l}$.
 \vdots \vdots
 $\alpha_L^{E_l}$ Clase reflector esquina a la distancia $l=L$, y cuya matriz de transformación identificamos por $\mathbf{U}_L^{E_l}$.
- $\alpha_1^{S_l}$ Clase reflector saliente a la distancia $l=1$, y cuya matriz de transformación se identifica por $\mathbf{U}_1^{S_l}$.
 $\alpha_2^{S_l}$ Clase reflector saliente a la distancia $l=2$, y cuya matriz de transformación identificamos por $\mathbf{U}_2^{S_l}$.
 \vdots \vdots
 $\alpha_L^{S_l}$ Clase reflector saliente a la distancia $l=L$, y cuya matriz de transformación identificamos por $\mathbf{U}_L^{S_l}$.

Para la obtención *off-line* de las matrices \mathbf{U}_l^P , $\mathbf{U}_l^{E_l}$, y $\mathbf{U}_l^{S_l}$ con $l = 1, 2, \dots, L$, se ubican reflectores tipo $\{P, E, S\}$ a una determinada distancia l y en todas las direcciones Q , y se obtienen los vectores TDV en las Q direcciones. Identificando por $\boldsymbol{\tau}_q^P (q = 1, \dots, Q)$ los vectores TDV asociados a Planos en la distancia l , y de forma similar para Esquinas y Salientes, las matrices de transformación asociadas a cada distancia l se obtienen a partir de:

$$\begin{aligned}
 \left\{ \boldsymbol{\tau}_{l1}^P \quad \boldsymbol{\tau}_{l2}^P \quad \cdots \quad \boldsymbol{\tau}_{lQ}^P \right\} &\Rightarrow \text{se obtienen las } L \text{ matrices } \mathbf{U}_{l(l=1,2,\dots,L)}^P \\
 \left\{ \boldsymbol{\tau}_{l1}^E \quad \boldsymbol{\tau}_{l2}^E \quad \cdots \quad \boldsymbol{\tau}_{lQ}^E \right\} &\Rightarrow \text{se obtienen las } L \text{ matrices } \mathbf{U}_{l(l=1,2,\dots,L)}^{E_l} \\
 \left\{ \boldsymbol{\tau}_{l1}^S \quad \boldsymbol{\tau}_{l2}^S \quad \cdots \quad \boldsymbol{\tau}_{lQ}^S \right\} &\Rightarrow \text{se obtienen las } L \text{ matrices } \mathbf{U}_{l(l=1,2,\dots,L)}^{S_l}
 \end{aligned} \tag{5. 14}$$

La obtención de las matrices de transformación correspondientes a las *clases tipo de reflector* $\{ \mathbf{U}^P \quad \mathbf{U}^E \quad \mathbf{U}^S \}$, *tipo de dirección* $\{ \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^P \quad \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^E \quad \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^S \}$ y *tipo*

distancia $\{ \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} \ \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} \ \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} \}$, se ha realizado siguiendo el proceso descrito en el apartado 5.2.

Para cada una de las matrices de transformación se utilizan los K autovectores asociados a los K autovalores más significativos. Pero el número K de estos autovalores más significativos no tiene porque coincidir en cada una de las matrices de transformación. Por tanto, de manera general, se puede decir que cada una de las matrices de transformación $\{ \mathbf{U}^{P_r}, \mathbf{U}^{E_r}, \mathbf{U}^{S_r}, \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q}, \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q}, \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}, \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l}, \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l}, \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} \}$ tienen el mismo número de filas (N - tamaño de los vectores de medida de tiempos de vuelo) pero diferente número de columnas K . Esto es, $\mathbf{U}^{P_r}, \mathbf{U}^{E_r},$ y \mathbf{U}^{S_r} son matrices de dimensión $N \times K^{P_r}, N \times K^{E_r},$ y $N \times K^{S_r}$, respectivamente; $\mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q}, \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q},$ y $\mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}$ son matrices de dimensión $N \times K_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q}, N \times K_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q},$ y $N \times K_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}$, respectivamente; y $\mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l}, \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l},$ y $\mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}$ son matrices de dimensión $N \times K_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l}, N \times K_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l},$ y $N \times K_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}$, respectivamente.

5.3.3. Proceso de clasificación y localización de un reflector en un entorno 3D

Con todas las matrices de transformación indicadas en el apartado anterior, el proceso de clasificación y localización que se propone en esta tesis se resume en las Figura 5.9 y Figura 5.10 (está ultima es continuación de la anterior).

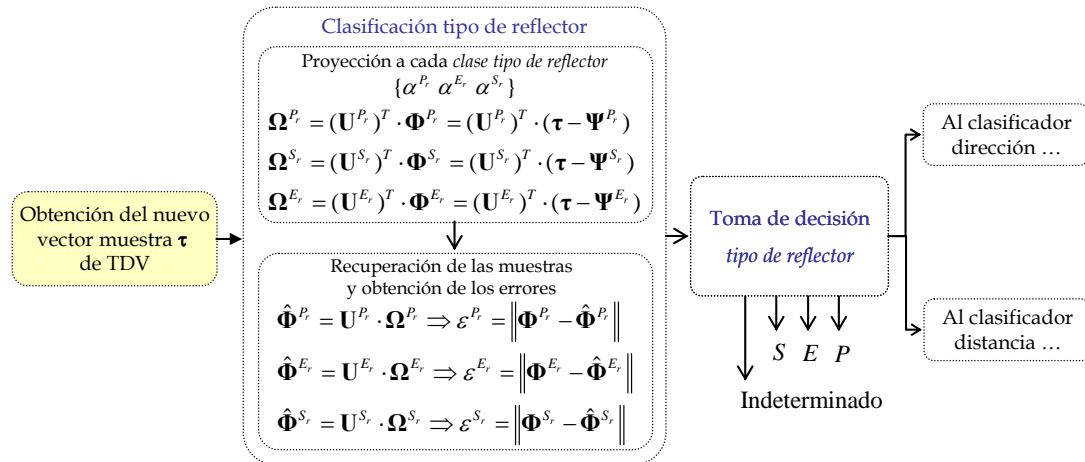


Figura 5.9. Diagrama de bloques del proceso on-line de clasificación y localización de un reflector. Proceso para obtener el tipo de reflector.

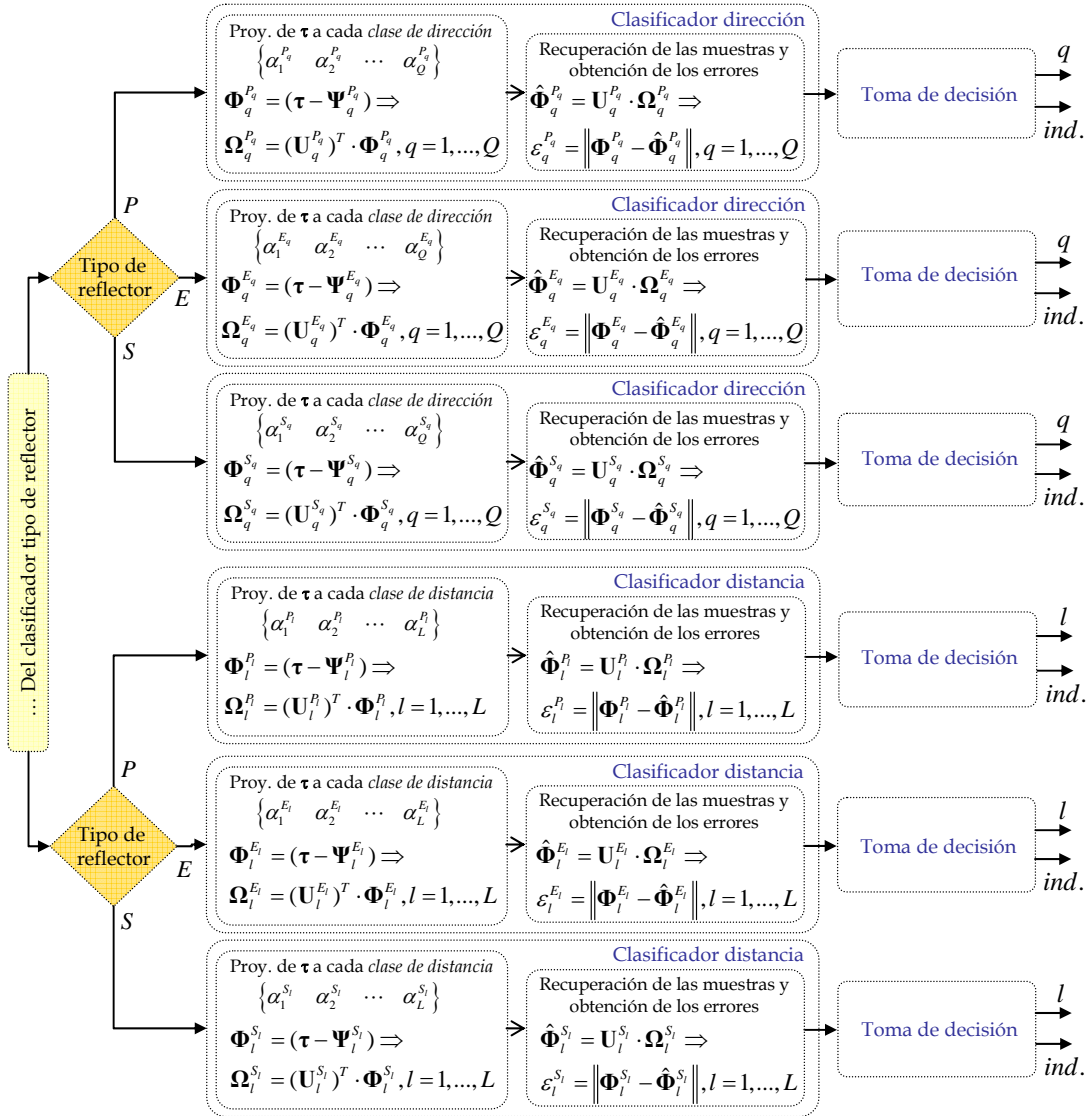


Figura 5.10. Diagrama de bloques del proceso *on-line* de clasificación y localización de un reflector (Continuación de la Fig. 5.9). Proceso para estimar la dirección y distancia del reflector identificado, de manera simultánea.

Como se puede observar de las Figuras 5.9 y 5.10, a partir de las diferentes tipos de matrices de transformación (*tipo de reflector, dirección y distancia*) en el proceso *on-line*, dado un vector τ de TDV N -dimensional, la estrategia a seguir para realizar la clasificación y localización de un reflector en un entorno 3D se resume en dos pasos:

1. Determinar el tipo de reflector del nuevo vector muestra τ de TDV.
2. Ubicación física (dirección y distancia) en la que se encuentra dicho reflector de forma simultánea, utilizando el resultado obtenido en el paso anterior para reducir el número de comparaciones a realizar.

Identificación del tipo de reflector

Para la clasificación del tipo de reflector (P , E , S) se proyecta el vector de TDV, τ obtenido en el proceso *on-line*, a los espacios transformados de cada una de las clases de tipo de reflector utilizando (5.8). Identificando por Ω^P , Ω^{E_r} y Ω^{S_r} , las proyecciones de τ en los tres espacios transformados vienen dadas por:

$$\begin{aligned}\Omega^P &= (\mathbf{U}^P)^T \cdot \Phi^P = (\mathbf{U}^P)^T \cdot (\tau - \Psi^P) \\ \Omega^{S_r} &= (\mathbf{U}^{S_r})^T \cdot \Phi^{S_r} = (\mathbf{U}^{S_r})^T \cdot (\tau - \Psi^{S_r}) \\ \Omega^{E_r} &= (\mathbf{U}^{E_r})^T \cdot \Phi^{E_r} = (\mathbf{U}^{E_r})^T \cdot (\tau - \Psi^{E_r})\end{aligned}\quad (5.15)$$

donde Φ^P , Φ^{E_r} y Φ^{S_r} son los vectores de media nula generados para cada clase de *tipo de reflector*; y Ψ^P , Ψ^{E_r} y Ψ^{S_r} son los vectores media de las clases referidas (obtenidas éstas últimas en el proceso *off-line* mediante la ecuación (5.2)).

Posteriormente, los vectores proyectados $\{\Omega^P \ \Omega^{E_r} \ \Omega^{S_r}\}$ son recuperados de cada uno de los espacios transformados aplicando la transformación inversa definida en (5.9). Los vectores de TDV recuperados, referidos como $\hat{\Phi}^P$, $\hat{\Phi}^{E_r}$, y $\hat{\Phi}^{S_r}$, para cada uno de los tres tipos de reflectores, están dados por:

$$\begin{aligned}\hat{\Phi}^P &= \mathbf{U}^P \cdot \Omega^P \\ \hat{\Phi}^{E_r} &= \mathbf{U}^{E_r} \cdot \Omega^{E_r} \\ \hat{\Phi}^{S_r} &= \mathbf{U}^{S_r} \cdot \Omega^{S_r}\end{aligned}\quad (5.16)$$

Estimación simultáneamente de la dirección y distancia

Una vez conocido el tipo de reflector $\{P, E, S\}$, para la clasificación *on-line* en distancia y orientación, el vector τ de TDV es proyectado a los diferentes espacios transformados de las distintas *clases de distancia* y *clases de dirección*. Esto permite obtener de forma simultánea su ubicación (dirección q y distancia l) con respecto al sistema sensor. En resumen, el vector τ es proyectado a los espacios de características, usando para ello únicamente las matrices de transformación definidas en el apartado 5.3.2 (para las “*Clases tipo distancias*” y “*Clases tipo direcciones*”). Esto es, para las “clases tipo dirección”:

$$\begin{aligned}
\Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} &= (\tau - \Psi_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q}) \Rightarrow \Omega_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} = (\mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q})^T \cdot \Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} \\
\Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} &= (\tau - \Psi_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q}) \Rightarrow \Omega_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} = (\mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q})^T \cdot \Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} \\
\Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q} &= (\tau - \Psi_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}) \Rightarrow \Omega_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q} = (\mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q})^T \cdot \Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}
\end{aligned} \tag{5.17}$$

y para las “clases tipo distancias”:

$$\begin{aligned}
\Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} &= (\tau - \Psi_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l}) \Rightarrow \Omega_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} = (\mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l})^T \cdot \Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} \\
\Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} &= (\tau - \Psi_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l}) \Rightarrow \Omega_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} = (\mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l})^T \cdot \Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} \\
\Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} &= (\tau - \Psi_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}) \Rightarrow \Omega_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} = (\mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l})^T \cdot \Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}
\end{aligned} \tag{5.18}$$

donde $\{\Omega_q^{P_q} \ \Omega_q^{E_q} \ \Omega_q^{S_q}\}$ son las proyecciones del vector muestra τ a los espacios transformados definidos por las matrices de transformación $\{\mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} \ \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} \ \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}\}$ en las dirección $q=1,2,\dots, Q$ del reflector $\{P, E, S\}$; $\{\Omega_l^{P_l} \ \Omega_l^{E_l} \ \Omega_l^{S_l}\}$ son las proyecciones del vector τ a los espacios transformados definidos por $\{\mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} \ \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} \ \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}\}$ a la distancia $l=1, 2, \dots, L$ del reflector $\{P, E, S\}$; $\{\Psi_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} \ \Psi_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} \ \Psi_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}\}$ son los vectores media en la dirección q de los reflectores $\{P, E, S\}$; y $\{\Psi_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} \ \Psi_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} \ \Psi_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}\}$ son los vectores media en la distancia l de los reflectores $\{P, E, S\}$.

La recuperación del vector muestra τ proyectado a los distintos espacios transformados se obtiene a través de la transformación inversa definida en (5.9). Los vectores de TDV recuperados; referidos como $\{\hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} \ \hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} \ \hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}\}$ y $\{\hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} \ \hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} \ \hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}\}$ para la dirección q y distancia l , respectivamente, están dados por:

$$\begin{aligned}
\hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} &= \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} \cdot \Omega_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q}, & \hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} &= \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} \cdot \Omega_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l}, \\
\hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} &= \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} \cdot \Omega_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q}, & \hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} &= \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} \cdot \Omega_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l}, \\
\hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q} &= \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q} \cdot \Omega_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}, & \hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} &= \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} \cdot \Omega_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}
\end{aligned} \tag{5.19}$$

Toma de decisión

Finalmente, los errores de recuperación ε del vector-muestra τ son calculados siguiendo la expresión definida en (5.10), para cada uno de los casos analizados (*clase tipo de reflector, clase dirección y clase distancia*).

En (5.20) se muestran los errores de recuperación $\{\varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r}\}$ obtenidos para las clases tipo de reflector $\{P, E, S\}$.

$$\varepsilon^{P_r} = \|\Phi^{P_r} - \hat{\Phi}^{P_r}\|, \quad \varepsilon^{E_r} = \|\Phi^{E_r} - \hat{\Phi}^{E_r}\|, \quad \varepsilon^{S_r} = \|\Phi^{S_r} - \hat{\Phi}^{S_r}\| \quad (5.20)$$

Así mismo, a través de (5.21) se calculan los errores de recuperación $\{\varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} \ \varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} \ \varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}\}$ y $\{\varepsilon_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} \ \varepsilon_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} \ \varepsilon_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}\}$ asociados a cada proyección realizada para las Q clases de dirección y las L clases de distancia, respectivamente.

$$\begin{aligned} \varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} &= \|\Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q} - \hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q}\|, & \varepsilon_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} &= \|\Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l} - \hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{P_l}\|, \\ \varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} &= \|\Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q} - \hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q}\|, & \varepsilon_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} &= \|\Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l} - \hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l}\|, \\ \varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q} &= \|\Phi_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q} - \hat{\Phi}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}\|, & \varepsilon_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} &= \|\Phi_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} - \hat{\Phi}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}\| \end{aligned} \quad (5.21)$$

En el proceso de clasificación y localización de un reflector con vector τ a alguna de las clases consideradas (*tipo de reflector, clases de distancia y clases de dirección*) se determina a través de los correspondientes errores de recuperación ε calculados según (5.20) y (5.21). El proceso que se sigue es el que se detalla a continuación:

1. Determinación del tipo de reflector: Plano, Esquina, Saliente o Indeterminado. A partir de los valores de ε^{P_r} , ε^{E_r} , ε^{S_r} y de un umbral preestablecido $\xi_{\text{reflector}}$ se toman las siguientes decisiones:

Si $\varepsilon^{P_r} > \xi_{\text{reflector}} \wedge \varepsilon^{E_r} > \xi_{\text{reflector}} \wedge \varepsilon^{S_r} > \xi_{\text{reflector}} \Rightarrow$ reflector indeterminado

En caso contrario: $\begin{cases} \text{mín} \{\varepsilon^{P_r}, \varepsilon^{E_r}, \varepsilon^{S_r}\} = \varepsilon^{P_r} \Rightarrow \text{reflector tipo Plano} \\ \text{mín} \{\varepsilon^{P_r}, \varepsilon^{E_r}, \varepsilon^{S_r}\} = \varepsilon^{E_r} \Rightarrow \text{reflector tipo Esquina} \\ \text{mín} \{\varepsilon^{P_r}, \varepsilon^{E_r}, \varepsilon^{S_r}\} = \varepsilon^{S_r} \Rightarrow \text{reflector tipo Saliente} \end{cases}$

2. Una vez identificado el tipo de reflector (P, E, S) (si en el paso primero el reflector no pertenece a ninguna de estas tres clases –Indeterminado- el proceso finaliza), se procede a la estimación de la dirección q y distancia r_1 a la que se encuentra.

Dirección: Para la estimación de la dirección se hace uso de los errores de recuperación $\varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{P_q}$, $\varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q}$, $\varepsilon_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}$ y de un umbral preestablecido $\xi_{dirección}$ se toman las siguientes decisiones:

- a. Si en el paso 1 se determinó que el reflector es tipo Plano:

Si $\varepsilon_1^{P_q} > \xi_{dirección} \wedge \varepsilon_2^{P_q} > \xi_{dirección} \wedge \dots \wedge \varepsilon_Q^{P_q} > \xi_{dirección} \Rightarrow$ reflector tipo plano con ubicación en dirección indeterminada

$$\text{En caso contrario:} \left\{ \begin{array}{l} \text{mín} \{ \varepsilon_1^{P_q}, \varepsilon_2^{P_q}, \dots, \varepsilon_Q^{P_q} \} = \varepsilon_1^{P_q} \Rightarrow \text{reflector tipo plano} \\ \text{en dirección } q=1 \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{P_q}, \varepsilon_2^{P_q}, \dots, \varepsilon_Q^{P_q} \} = \varepsilon_2^{P_q} \Rightarrow \text{reflector tipo plano} \\ \text{en dirección } q=2 \\ \vdots \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{P_q}, \varepsilon_2^{P_q}, \dots, \varepsilon_Q^{P_q} \} = \varepsilon_Q^{P_q} \Rightarrow \text{reflector tipo plano} \\ \text{en dirección } q=Q \end{array} \right.$$

- b. Si en el paso 1 se determinó que el reflector es tipo Esquina

Si $\varepsilon_1^{E_q} > \xi_{dirección} \wedge \varepsilon_2^{E_q} > \xi_{dirección} \wedge \dots \wedge \varepsilon_Q^{E_q} > \xi_{dirección} \Rightarrow$ reflector tipo esquina con ubicación en dirección indeterminada

$$\text{En caso contrario:} \left\{ \begin{array}{l} \text{mín} \{ \varepsilon_1^{E_q}, \varepsilon_2^{E_q}, \dots, \varepsilon_Q^{E_q} \} = \varepsilon_1^{E_q} \Rightarrow \text{reflector tipo esquina} \\ \text{en dirección } q=1 \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{E_q}, \varepsilon_2^{E_q}, \dots, \varepsilon_Q^{E_q} \} = \varepsilon_2^{E_q} \Rightarrow \text{reflector tipo esquina} \\ \text{en dirección } q=2 \\ \vdots \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{E_q}, \varepsilon_2^{E_q}, \dots, \varepsilon_Q^{E_q} \} = \varepsilon_Q^{E_q} \Rightarrow \text{reflector tipo esquina} \\ \text{en dirección } q=Q \end{array} \right.$$

- c. Si en el paso 1 se determinó que el reflector es tipo Saliente

Si $\varepsilon_1^{S_q} > \xi_{dirección} \wedge \varepsilon_2^{S_q} > \xi_{dirección} \wedge \dots \wedge \varepsilon_Q^{S_q} > \xi_{dirección} \Rightarrow$ reflector tipo saliente
con ubicación en dirección indeterminada

$$\text{En caso contrario:} \left\{ \begin{array}{l} \text{mín} \{ \varepsilon_1^{S_q}, \varepsilon_2^{S_q}, \dots, \varepsilon_Q^{S_q} \} = \varepsilon_1^{S_q} \Rightarrow \text{reflector tipo saliente} \\ \text{en dirección } q=1 \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{S_q}, \varepsilon_2^{S_q}, \dots, \varepsilon_Q^{S_q} \} = \varepsilon_2^{S_q} \Rightarrow \text{reflector tipo saliente} \\ \text{en dirección } q=2 \\ \vdots \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{S_q}, \varepsilon_2^{S_q}, \dots, \varepsilon_Q^{S_q} \} = \varepsilon_Q^{S_q} \Rightarrow \text{reflector tipo saliente} \\ \text{en dirección } q=Q \end{array} \right.$$

Distancia: Para la estimación de la distancia a la que está ubicado el reflector se hace uso de los errores de recuperación $\varepsilon_{r_l(l=1,\dots,L)}^{P_l}$, $\varepsilon_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l}$, $\varepsilon_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l}$ y de un umbral preestablecido $\xi_{distancia}$ toman las siguientes decisiones:

a. Si en el paso 1 se determinó que el reflector es tipo Plano:

Si $\varepsilon_1^{P_l} > \xi_{dirección} \wedge \varepsilon_2^{P_l} > \xi_{dirección} \wedge \dots \wedge \varepsilon_Q^{P_l} > \xi_{dirección} \Rightarrow$ reflector tipo plano
con ubicación en dirección indeterminada

$$\text{En caso contrario:} \left\{ \begin{array}{l} \text{mín} \{ \varepsilon_1^{P_l}, \varepsilon_2^{P_l}, \dots, \varepsilon_L^{P_l} \} = \varepsilon_1^{P_l} \Rightarrow \text{reflector tipo plano} \\ \text{a una distancia } r_l=r_1 \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{P_l}, \varepsilon_2^{P_l}, \dots, \varepsilon_L^{P_l} \} = \varepsilon_2^{P_l} \Rightarrow \text{reflector tipo plano} \\ \text{a una distancia } r_l=r_2 \\ \vdots \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{P_l}, \varepsilon_2^{P_l}, \dots, \varepsilon_L^{P_l} \} = \varepsilon_L^{P_l} \Rightarrow \text{reflector tipo plano} \\ \text{a una distancia } r_l=r_L \end{array} \right.$$

b. Si en el paso 1 se determinó que el reflector es tipo Esquina

Si $\varepsilon_1^{E_l} > \xi_{dirección} \wedge \varepsilon_2^{E_l} > \xi_{dirección} \wedge \dots \wedge \varepsilon_Q^{E_l} > \xi_{dirección} \Rightarrow$ reflector tipo esquina
con ubicación en dirección indeterminada

$$\text{En caso contrario:} \left\{ \begin{array}{l} \text{mín} \{ \varepsilon_1^{E_l}, \varepsilon_2^{E_l}, \dots, \varepsilon_L^{E_l} \} = \varepsilon_1^{E_l} \Rightarrow \text{reflector tipo esquina} \\ \text{a una distancia } r_l=r_1 \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{E_l}, \varepsilon_2^{E_l}, \dots, \varepsilon_L^{E_l} \} = \varepsilon_2^{E_l} \Rightarrow \text{reflector tipo esquina} \\ \text{a una distancia } r_l=r_2 \\ \vdots \\ \text{mín} \{ \varepsilon_1^{E_l}, \varepsilon_2^{E_l}, \dots, \varepsilon_L^{E_l} \} = \varepsilon_L^{E_l} \Rightarrow \text{reflector tipo esquina} \\ \text{a una distancia } r_l=r_L \end{array} \right.$$

c. Si en el paso 1 se determinó que el reflector es tipo Saliente

Si $\varepsilon_1^{S_l} > \xi_{dirección} \wedge \varepsilon_2^{S_l} > \xi_{dirección} \wedge \dots \wedge \varepsilon_Q^{S_l} > \xi_{dirección} \Rightarrow$ reflector tipo saliente
con ubicación en dirección indeterminada

En caso contrario: $\left\{ \begin{array}{l} \text{mín } \{ \varepsilon_1^{S_l}, \varepsilon_2^{S_l}, \dots, \varepsilon_L^{S_l} \} = \varepsilon_1^{S_l} \Rightarrow \text{reflector tipo saliente} \\ \text{a una distancia } r_l = r_1 \\ \text{mín } \{ \varepsilon_1^{S_l}, \varepsilon_2^{S_l}, \dots, \varepsilon_L^{S_l} \} = \varepsilon_2^{S_l} \Rightarrow \text{reflector tipo saliente} \\ \text{a una distancia } r_l = r_2 \\ \vdots \\ \text{mín } \{ \varepsilon_1^{S_l}, \varepsilon_2^{S_l}, \dots, \varepsilon_L^{S_l} \} = \varepsilon_L^{S_l} \Rightarrow \text{reflector tipo saliente} \\ \text{a una distancia } r_l = r_L \end{array} \right.$

Como se ha podido observar, esta alternativa de clasificación permite identificar el tipo de reflector $\{P, E, S\}$ ubicado frente a la estructura sensorial, así como estimar su localización (dirección q y distancia l) en un entorno 3D, utilizando únicamente el vector τ de TDV N -dimensional captado por la estructura sensorial.

5.4. Comprobación del método de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos en entornos 3D

En esta sección se pretende comprobar la efectividad del sistema de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos, basado en la técnica PCA. Para realizar esta comprobación han sido efectuadas algunas pruebas usando datos generados por un simulador de TDV (véase el apéndice A). Durante las pruebas se verificaron distintos aspectos como el comportamiento del algoritmo frente a variaciones en distancia y dirección (azimut y elevación), así como su capacidad discriminadora suponiendo varios reflectores situados en distintas ubicaciones en 3D. También se verificó la eficiencia del algoritmo cuando las medidas contienen distintos niveles de ruido.

En el simulador, se simuló una estructura sensorial como la propuesta en el capítulo 3, la cual está formada por 4 transductores, con una separación entre transductores de $d = 10\text{cm}$. En esta estructura, los cuatro transductores actúan como emisores y receptores, pudiendo realizar además una transmisión y recepción simultánea con cada uno de ellos. Al poder emitir simultáneamente con los cuatro transductores, en cada proceso de lectura pueden ser obtenidos hasta un máximo de 16 TDV. Todos los transductores están ubicados en el plano x - z , con el eje axial en la dirección de y . Cada transductor se

denota por E/R_i , donde $i \in \{1,2,3,4\}$. En la Figura 5.11 se representa la ubicación espacial de los transductores que forman la estructura sensorial propuesta para realizar la comprobación del sistema de clasificación basado en la técnica PCA.

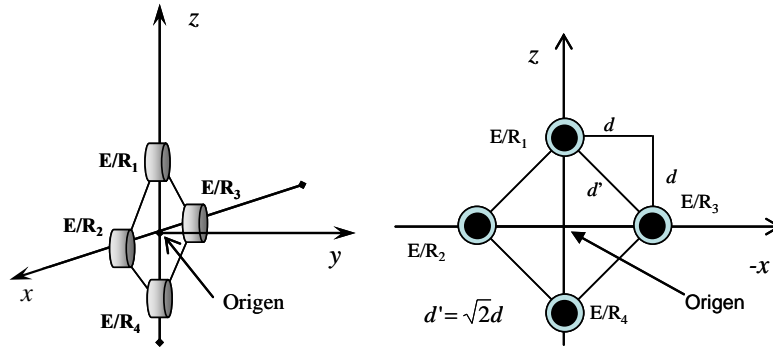


Figura 5.11. Estructura sensorial propuesta con 4 transductores (emisores/receptores).

Los reflectores básicos (plano, saliente y esquina) caracterizados en el capítulo 3, han sido utilizados como referencia en el simulador de TDV para obtener los vectores de TDV de los diferentes tipos de reflectores y ubicaciones espaciales. Cada reflector ha sido ubicado en Q distintas posiciones y en las L distancias, considerando el mapa de direcciones propuesto en el capítulo 3. Cada dirección q del mapa está definida por sus ángulos de azimut γ y elevación θ . En este caso, las variaciones en azimut de las muestras de entrenamiento van desde -45° hasta $+45^\circ$, en intervalos de 5.6° ; y en elevación de 40.5° a -40.5° , con incrementos de 10.125° , lo que hacen un total de $Q=61$ direcciones posibles. Los reflectores fueron gradualmente ubicados a distintas distancias, comenzando desde 50cm hasta 310cm, en intervalos de 20cm, lo que hace un total de $L=14$ distancias. Por tanto, a cada distancia l de la estructura sensorial han sido consideradas Q posibles direcciones para cada tipo de reflector a clasificar, generando un total de $Q \times L$ vectores de TDV N -dimensionales para formar los conjuntos de entrenamiento de cada reflector. En la Tabla 5.1 se presenta un resumen de las medidas de los ángulos en azimut γ y en elevación θ que se utilizarán para obtener las Q posibles posiciones del mapa de direcciones (véase el apartado 3.2.2). Así mismo, en la Tabla 5.2 se representa la codificación que se utilizará para indicar la distancia a la que se encuentra un reflector ultrasónico con respecto a la estructura sensorial (origen de coordenadas del sensor).

Tabla 5.1. Distribución de las direcciones del mapa y ángulos de apertura de cada hexágono concéntrico.

Hexágono	Posiciones del mapa de direcciones	Elementos por hexágono	Ángulo de apertura en azimut con elevación nula	Ángulo de apertura en elevación con azimut nula
1	1	1	0°	0°
2	2, 3, ..., 7	6	Acotado entre $\pm 11.2^\circ$	Acotado entre $\pm 10.12^\circ$
3	8, 9, ..., 19	12	Acotado entre $\pm 22.5^\circ$	Acotado entre $\pm 20.25^\circ$
4	20, 21, ..., 37	18	Acotado entre $\pm 33.7^\circ$	Acotado entre $\pm 30.38^\circ$
5	38, 39, ..., 61	24	Acotado entre $\pm 45^\circ$	Acotado entre $\pm 40.5^\circ$

Tabla 5.2. Codificación de las distancias consideradas para el proceso de adquisición de los patrones de entrenamiento de las distintas clases de reflectores.

Distancia l	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Valor en (cm)	50	70	90	110	130	150	170	190	210	230	250	270	290	310

5.4.1. Identificación del tipo de reflector ultrasónico

Al procesar los vectores de TDV ($\tau_{lq}^P, \tau_{lq}^{E_r}, \tau_{lq}^{S_r}$) de las muestras de entrenamiento para cada tipo de reflector (planos, esquinas y salientes) y las diferentes ubicaciones espaciales (l, q) se obtuvieron las distintas matrices de transformación definidas en el apartado 5.3.2. Se debe de tener en cuenta que para cada matriz de transformación $\{ \mathbf{U}^P, \mathbf{U}^{E_r}, \mathbf{U}^{S_r}, \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^P, \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{E_q}, \mathbf{U}_{q(q=1,\dots,Q)}^{S_q}, \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^P, \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{E_l}, \mathbf{U}_{l(l=1,\dots,L)}^{S_l} \}$ se eligieron los autovectores asociados a los autovalores más significativos. Para ello se ha utilizado el criterio de *Cattel* (véase el apartado 5.2).

Para el caso de la clase planos, la Figura 5.12 muestra, de mayor a menor, los N autovalores obtenidos durante la fase de entrenamiento (proceso *off-line*). A partir de esta gráfica se puede determinar que el número mínimo de autovalores para representar a la clase plano α^P caracterizada por \mathbf{U}^P son $K^P=3$. Por tanto \mathbf{U}^P será de dimensión 16×3 ($N \times K^P$), y los vectores de características en el espacio transformado serán 3-dimensional. Este número de autovalores se ha fijado después de haber analizado en la gráfica de la Figura 5.12, donde se puede observar que la pendiente a partir del autovalor 4 no representa un cambio significativo en el valor de los autovalores, por ello se ha optado por utilizar sólo 3 autovalores.

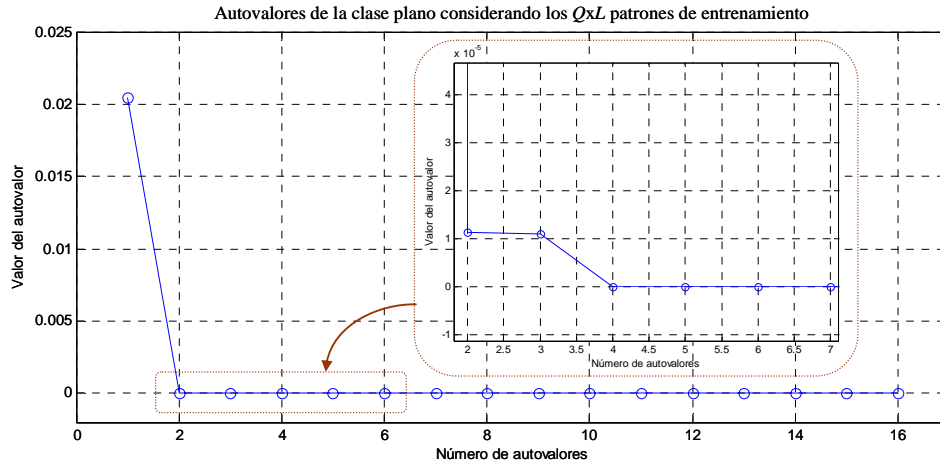


Figura 5.12. Representación gráfica de los valores de los N -autovalores para la clase planos, ordenados de mayor a menor.

En el caso del reflector tipo saliente, en la Figura 5.13 se muestran también los N autovalores obtenidos durante el proceso *off-line* de la clase saliente. A través de esta gráfica se puede ver que son suficientes $K^{S_r} = 3$ autovalores para representar a la clase saliente α^{S_r} , por tanto \mathbf{U}^{S_r} también tiene dimensión 16×3 .

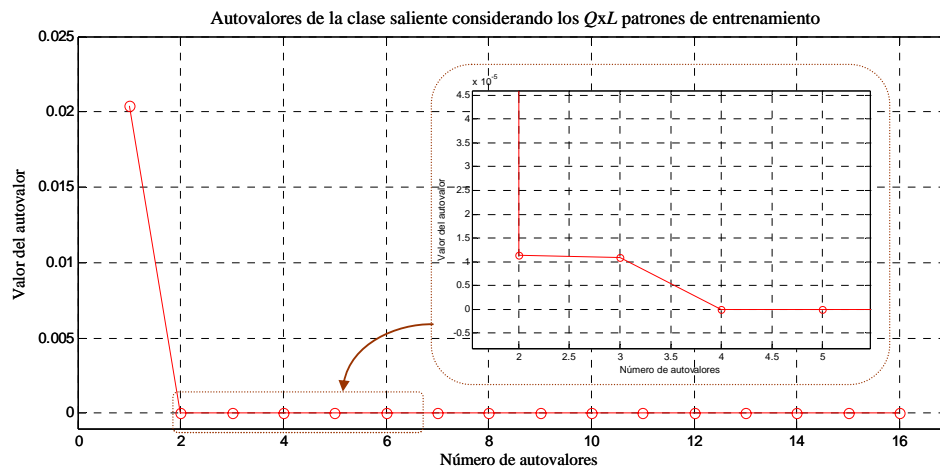


Figura 5.13. Representación gráfica de los valores de los N -autovalores de la clase saliente, ordenados de mayor a menor.

Por último, en la Figura 5.14 se representan los N autovalores de la clase esquinas α^{E_r} , obtenidos con la técnica PCA en el proceso *off-line*, de la clase Esquina. En esta gráfica se observa que el número mínimo de autovalores para representar a la clase esquina α^{E_r} sin una gran pérdida de información es de $K^{E_r} = 3$, y por tanto \mathbf{U}^{E_r} es de dimensión 16×3 .

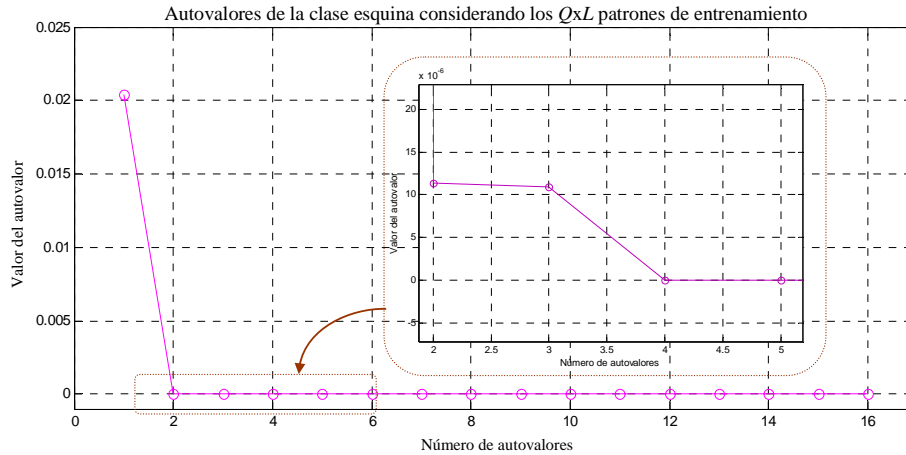


Figura 5.14. Representación gráfica de los valores de los N -autovalores de la clase esquina, ordenados de mayor a menor.

Después de haber seleccionado las matrices óptimas de transformación para cada una de las clases *tipo de reflector* $\{ \mathbf{U}^P \ \mathbf{U}^E \ \mathbf{U}^{S_r} \}$, éstas serán utilizadas para verificar la primera etapa del sistema de clasificación y localización de reflectores. Para realizar esta prueba, en primera instancia se verificó la correcta identificación de algunos elementos (vectores $\boldsymbol{\tau}$ de TDV N -dimensionales) obtenidos de forma aleatoria del conjunto de entrenamiento de cada clase. Estos vectores, que se trataron de identificar, pueden ser considerados muestras ideales puesto que no tienen agregado ningún tipo de ruido.

En la Figura 5.15 se representan los errores mínimos de recuperación $\{ \varepsilon^P \ \varepsilon^E \ \varepsilon^{S_r} \}$ que son utilizados para realizar la identificación de varios vectores $\boldsymbol{\tau}$ de TDV que corresponden con un reflector tipo plano. En esta gráfica se puede verificar que los 100 vectores muestra $\boldsymbol{\tau}$, de TDV extraídos de forma aleatoria de los $Q \times L$ patrones de la clase plano pertenecen a la clase referida, al comparar los tres errores de recuperación $\{ \varepsilon^P \ \varepsilon^E \ \varepsilon^{S_r} \}$ obtenidos después de proyectar y recuperar los vectores a cada una de las tres clases. Los vectores muestra $\boldsymbol{\tau}$ utilizados en esta prueba corresponden con reflectores planos ubicados en la dirección q ($q = 1, 2, \dots, Q$) y a una distancia l ($l = 1, 2, \dots, L$) de la estructura sensorial. A través de esta gráfica también se puede verificar que independientemente de la dirección y distancia que se encuentre el reflector plano, éste puede ser identificado correctamente.

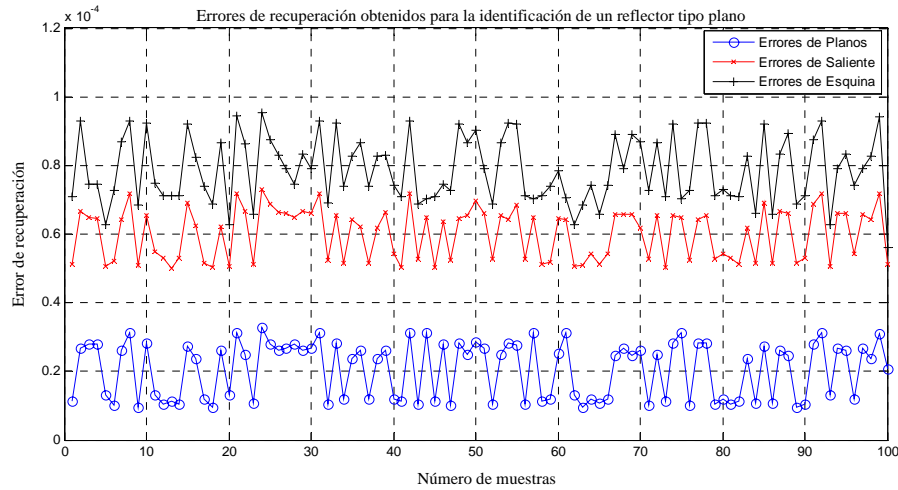


Figura 5.15. Clasificación de un reflector tipo plano empleando 100 muestras aleatorias extraídas de los $Q \times L$ patrones de entrenamiento de la clase plano.

La Figura 5.16 muestra la distribución normal de los errores de recuperación $\{ \varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r} \}$ calculados a partir de las muestras de la Figura 5.15, después de proyectar los 100 vectores τ de TDV a las distintas clases *tipo de reflector* (plano, saliente y esquina). A través de estas gráficas se muestra la dispersión de los errores de recuperación obtenidos para cada clase, cumpliéndose que el error medio de recuperación $\bar{\varepsilon}^{P_r}$ para la clase plano es más pequeño que los errores medios de las otras dos clases $\{ \bar{\varepsilon}^{E_r} \ \bar{\varepsilon}^{S_r} \}$.

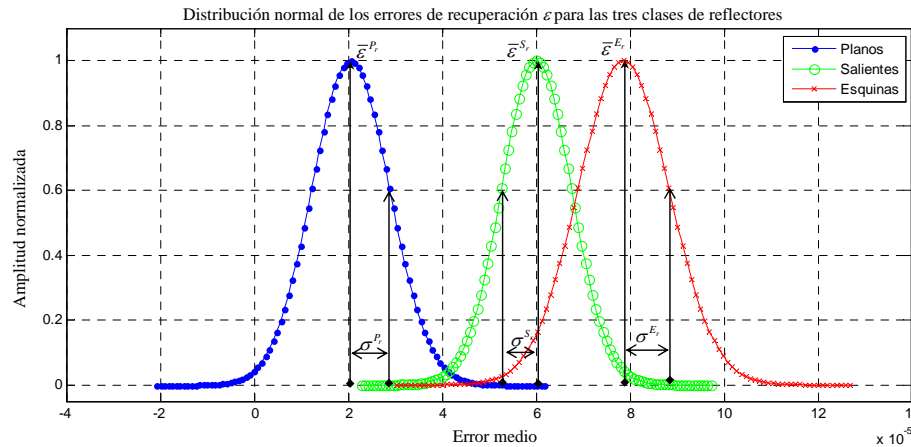


Figura 5.16. Distribución normal de los errores de recuperación obtenidos para la clasificación de un reflector tipo plano.

De la misma forma, se realizó la identificación de 100 vectores muestra τ de TDV N -dimensionales que corresponden con un grupo de reflectores tipo saliente ubicados frente al sistema sensor, a través de los errores mínimos de recuperación $\{ \varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r} \}$ obtenidos, como se observa en la Figura 5.17. En esta gráfica se ha confirmado como

las 100 muestras extraídas de forma aleatoria a partir de los $Q \times L$ patrones de entrenamiento han sido identificadas como reflectores tipo saliente. La comprobación se ha realizado a través del cálculo de los tres errores de recuperación $\{\varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r}\}$ obtenidos después de proyectar y recuperar las muestras de los distintos espacios transformados generados para cada clase de tipo de reflector.

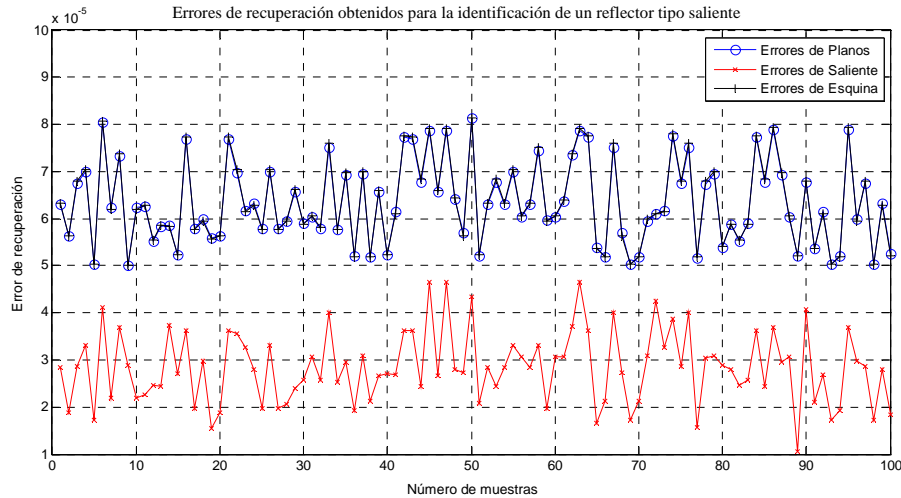


Figura 5.17. Clasificación de un reflector tipo saliente empleando 100 muestras aleatorias extraídas de los patrones de entrenamiento de la clase saliente.

En el caso de los reflectores tipo saliente, los vectores muestra τ obtenidos de forma aleatoria corresponden con salientes ubicados en distintas direcciones q y distancias l del espacio frontal del sensor, donde $\{q = 1, 2, \dots, Q\}$ y $\{l = 1, 2, \dots, L\}$. Al igual que en el caso de los planos, los vectores τ de TDV analizados son identificados como reflectores tipo salientes, independientemente de su posición espacial.

En la Figura 5.18 se representan las funciones de distribución normal de los errores de recuperación $\{\varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r}\}$ obtenidos durante la identificación de los 100 vectores de TDV mencionados en el párrafo anterior, al compararlos con las distintas clases tipo de reflector (plano, saliente y esquina). En esta representación se observa que el error medio de recuperación $\bar{\varepsilon}^{S_r}$ de los salientes es más pequeño que los errores de recuperación de las clases plano $\bar{\varepsilon}^{P_r}$ y esquina $\bar{\varepsilon}^{E_r}$ (dichas distribuciones están superpuestas en la grafica), confirmando con ello la identificación de los reflectores saliente.

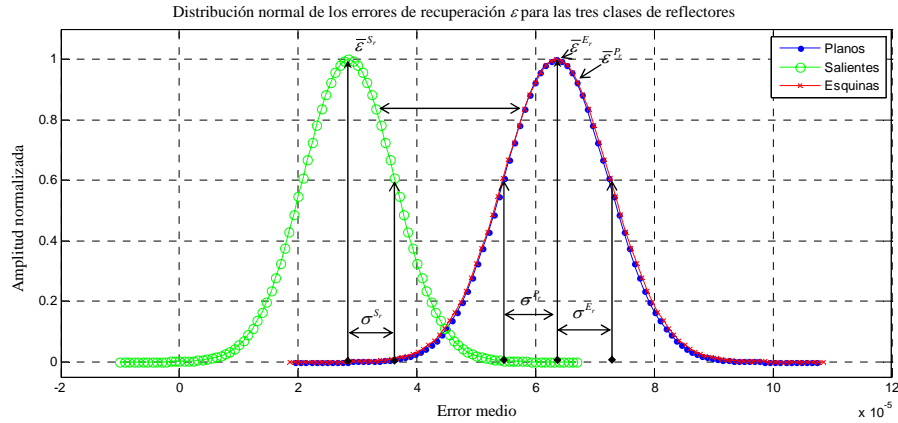


Figura 5.18. Distribución normal de los errores de recuperación obtenidos para la clasificación de un reflector tipo saliente.

Por otra parte, los resultados de la identificación de 100 vectores muestra τ de TDV extraídos de forma aleatoria de los patrones de la clase esquina son representados a través de la Figura 5.19. La gráfica muestra que los errores de recuperación de la clase esquina ε^{E_r} son menores que los errores obtenidos para la clase plano ε^P y clase saliente ε^{S_r} . Además, se ha podido verificar que los 100 vectores τ de TDV extraídos de forma aleatoria de la clase esquina pertenecen a dicha clase, después de haber proyectado y recuperado los distintos vectores a los tres espacios de características de las clases consideradas.

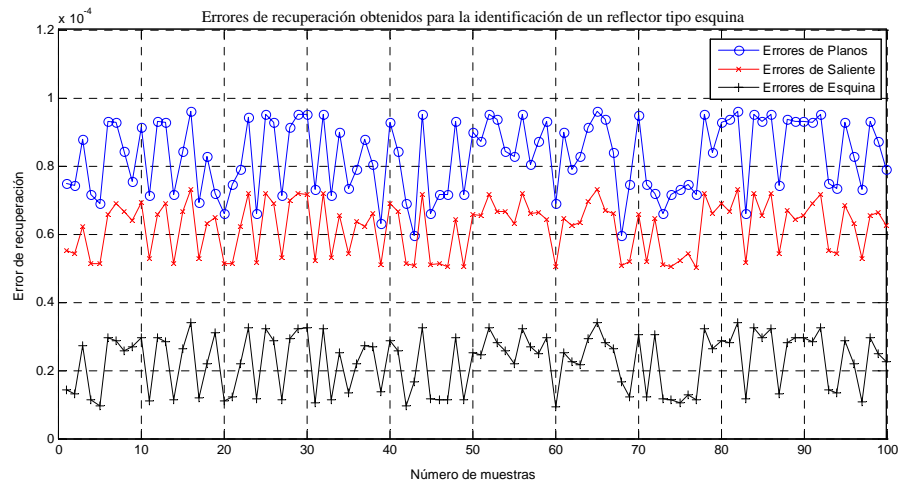


Figura 5.19. Clasificación de reflectores tipo esquina empleando 100 muestras aleatorias extraídas de los conjuntos de entrenamiento de la clase esquina.

Los vectores utilizados en esta prueba corresponden con reflectores esquina ubicados en la distintas direcciones q y distancias l del espacio frontal del sensor, donde $\{q = 1, 2, \dots, Q\}$ y $\{l = 1, 2, \dots, L\}$.

La Figura 5.20 muestra las funciones de distribución normal de los errores de recuperación $\{\varepsilon^{P_r}, \varepsilon^{E_r}, \varepsilon^{S_r}\}$ obtenidos durante la identificación de los 100 vectores τ de TDV aleatorios comparados con las tres clases de tipo de reflector (plano, esquina y saliente). Se puede observar que, el error medio de recuperación $\bar{\varepsilon}^{E_r}$ obtenido a partir de los errores de recuperación de la clase esquina es más pequeño que las otras dos clases de reflectores. De esta forma se puede verificar que la identificación del tipo de reflector esquina.

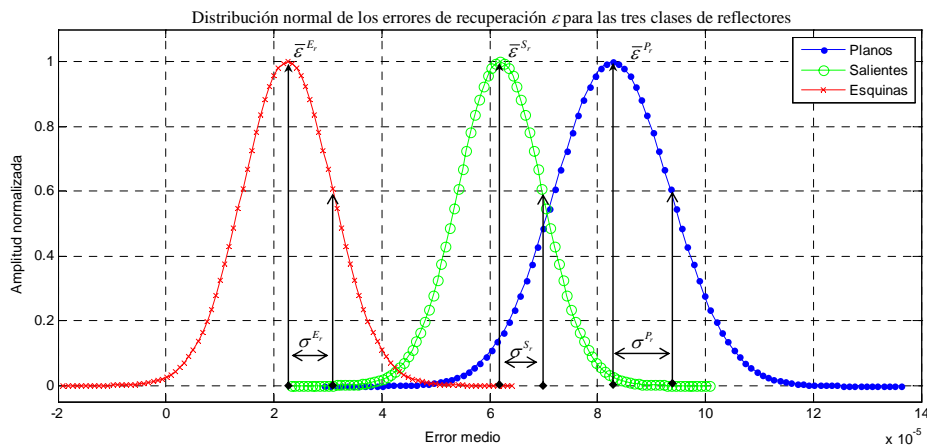


Figura 5.20. Distribución normal de los errores de recuperación obtenidos para la clasificación de un reflector tipo esquina.

Identificación de reflectores localizados a una misma distancia del sensor

En el caso de que se desee identificar un conjunto de vectores muestra τ de TDV N -dimensionales asociados a las clases de reflector consideradas (plano α^{P_r} , esquina α^{E_r} y saliente α^{S_r}), que están localizados en las 61 distintas direcciones y a una misma distancia $r=0.9\text{m}$, éstos pueden ser clasificados empleando la técnica descrita. En la Figura 5.21 se muestran los errores de recuperación $\{\varepsilon^{P_r}, \varepsilon^{E_r}, \varepsilon^{S_r}\}$ obtenidos con el sistema de clasificación al proyectar un conjunto de vectores τ de TDV, extraídos de los $Q \times L$ patrones utilizados en la fase de entrenamiento de la clase plano, a las tres clases tipo de reflector (plano, esquina y saliente). Como se comentó, estos reflectores tipo plano extraídos de los patrones han sido ubicados en 61 distintas direcciones pero manteniendo siempre la misma distancia $r=0.9\text{m}$ con respecto al origen de la estructura sensorial.

En la gráfica de la Figura 5.21 se logra verificar que los errores de recuperación ε^{P_r} obtenidos para los TDV asociados a reflectores tipo plano son los más pequeños, después de haber sido proyectados y recuperados a los tres espacios de características considerados (planos, esquinas y salientes). Además, en la gráfica de errores se puede observar cómo los errores están agrupados por niveles distintos, los cuales se corresponden con los diferentes hexágonos del mapa de direcciones (véase la Figura 5.4). Otro aspecto importante a resaltar es que, cuanto más alejados estén los reflectores del eje axial de sistema sensor, más grande es el error de recuperación ε^{P_r} .

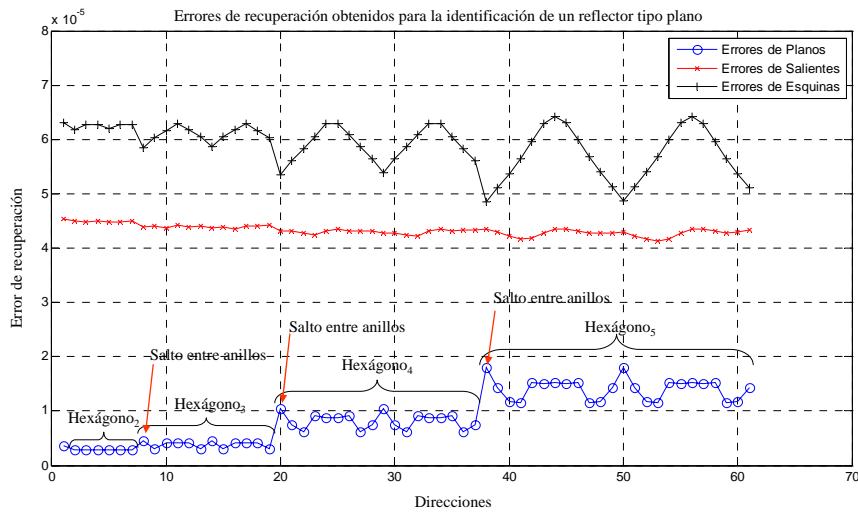


Figura 5.21. Clasificación de reflectores tipo plano localizados a una distancia $r=0.9\text{m}$ en $Q=61$ distintas posiciones del mapa de direcciones.

Por otra parte, en la Figura 5.22 se muestran los resultados de la clasificación de un reflector tipo saliente ubicado a una distancia $r=0.9\text{m}$ y en 61 distintas direcciones, al procesar los vectores muestra τ de TDV N -dimensionales asociados a dicho reflector en las direcciones referidas. En esta gráfica se puede observar que los errores de recuperación $\{\varepsilon^{P_r} \varepsilon^{E_r} \varepsilon^{S_r}\}$ obtenidos al comparar los vectores muestra τ de TDV con la clase de saliente ε^{S_r} son menores que los calculados para las otras dos clases $\{\varepsilon^{P_r} \varepsilon^{E_r}\}$, verificando así la pertenencia a dicho vector de TDV a la clase saliente.

Sin embargo, los errores de recuperación obtenidos ε^{S_r} durante la clasificación de los reflectores tipo saliente muestran que no están agrupados tan claramente en niveles para los distintos hexágonos, como en el caso de los reflectores planos identificados en la Figura 5.21.

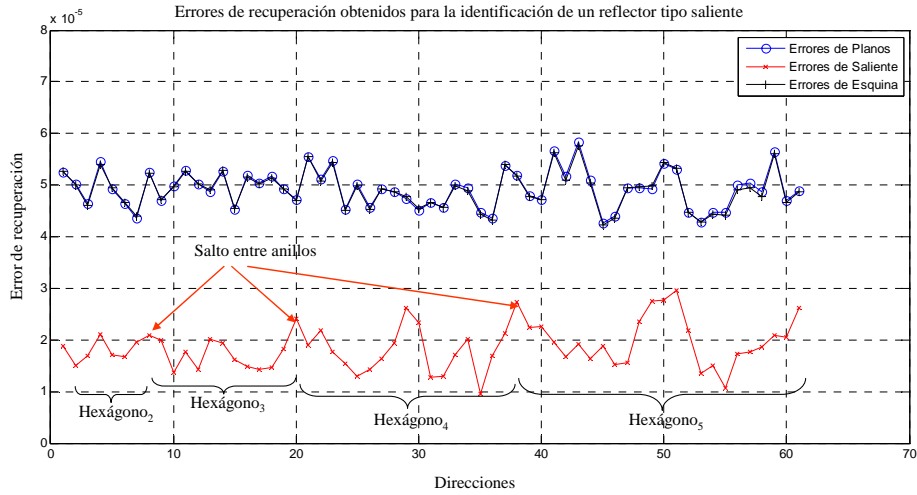


Figura 5.22. Clasificación de un reflector tipo saliente ubicado a una distancia de $r=0.9\text{m}$ en $Q=61$ posibles direcciones.

Los resultados de la clasificación de un reflector tipo esquina ubicado a una distancia $r=0.9\text{m}$ de la estructura sensorial y en 61 distintas direcciones son representados en la Figura 5.23. Los errores de recuperación $\{ \varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r} \}$ son obtenidos al aplicar la el sistema de clasificación basado en la técnica PCA sobre los vectores τ de TDV asociados a las posiciones referidas del reflector esquina.

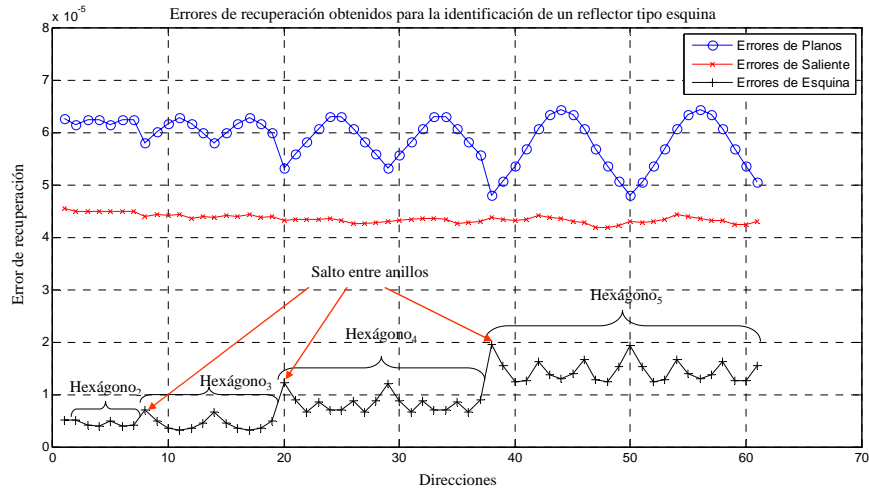


Figura 5.23. Clasificación de un reflector tipo esquina ubicado a una distancia de $r=0.9\text{m}$ en $Q=61$ distintas direcciones del mapa.

Los resultados arrojados por los errores mínimos de recuperación ε^{E_r} indican que los vectores τ de TDV N -dimensionales procesados pertenecen a la clase esquina, debido a que los errores de esta clase son menores que los obtenidos para las otras dos clases $\varepsilon^{E_r} < \varepsilon^{P_r} \wedge \varepsilon^{E_r} < \varepsilon^{S_r}$. Además, se puede observar que los errores de recuperación $\{ \varepsilon^{P_r}$

$\varepsilon^{E_r} \varepsilon^{S_r}$ } están ubicados en distintos niveles dependiendo de su dirección q del mapa de direcciones, lo cual hace que se puedan distinguir los hexágonos de dicho mapa, al igual que los reflectores tipo plano. Algo importante que se debe de resaltar en el caso de los reflectores tipo plano y esquina es que, cuanto más alejados estén los reflectores del eje axial, menos diferencia existe entre los errores de recuperación obtenidos.

A través de los ejemplos presentados en este apartado se ha podido comprobar la eficiencia de algoritmo de clasificación basado en la técnica PCA. En primera instancia se ha probado la identificación de 100 medidas aleatorias para cada clase de reflector, obtenidas a partir de los mismos patrones de entrenamiento de las clases plano, esquina y saliente. Los resultados del proceso de identificación indican que se ha logrado reconocer el tipo de reflector con una eficiencia del 100%, empleando únicamente 3 autovectores para cada una de las 3 clases. Otro punto importante a resaltar a través de estas primeras pruebas es que se logra identificar el tipo de reflector, independientemente de su ubicación en un entorno (dirección q y distancia r con respecto a la estructura sensorial).

La segunda prueba que se realizó en este apartado fue identificar el tipo de reflector que se localiza frente al sensor, variando únicamente la dirección q del reflector pero manteniendo siempre la misma distancia r con respecto al origen de la estructura sensorial. Durante esta prueba se emplearon 61 medidas de TDV asociadas a las $Q=61$ posibles posiciones del mapa de direcciones. Los resultados arrojados para la identificación del tipo de reflector bajo estas condiciones indican que, se logró determinar con una precisión del 100% la pertenencia del reflector a cada clase independientemente de su dirección q .

5.4.2. Estimación de la dirección y distancia del reflector identificado con respecto al sistema sensor

Después de haber estimado el tipo de reflector localizado frente a la estructura sensorial, se pretende conocer su localización (dirección y distancia) en un entorno 3D. Para ello, se empleó un proceso similar al mostrado hasta el momento, en donde se utilizaron las $Q=61$ clases de dirección y las $L=14$ clases de distancias formadas en el apartado 5.3.2. Para comprobar la eficiencia del algoritmo de clasificación y localización, se utilizaron

un conjunto de vectores de TDV N -dimensionales extraídos de los patrones de entrenamiento.

Estimación de la dirección

Para estimar la dirección del reflector identificado, el vector-muestra de TDV asociado a dicho reflector es proyectado y recuperado en los Q espacios de transformación definidos para las clases de direcciones. Cabe mencionar que en esta etapa, donde se estimará la dirección, únicamente se comparará el vector τ de TDV con las clases de direcciones asociadas al tipo de reflector {P, S, E} seleccionado en la etapa anterior. Un reflector tipo plano fue ubicado a $L=14$ distintas distancias del sistema sensor, pero manteniendo siempre la misma dirección q del mapa (véase el apartado 3.2.2).

En la Figura 5.24 se muestran los resultados obtenidos para la estimación de la dirección q de los reflectores tipo plano identificados, donde los 14 vectores τ de TDV correspondientes a las $L=14$ distancias del reflector plano han sido proyectados y recuperados a las $Q=61$ posibles clases de dirección de la clase plano $\{\alpha_1^{P_q}, \alpha_2^{P_q}, \dots, \alpha_Q^{P_q}\}$.

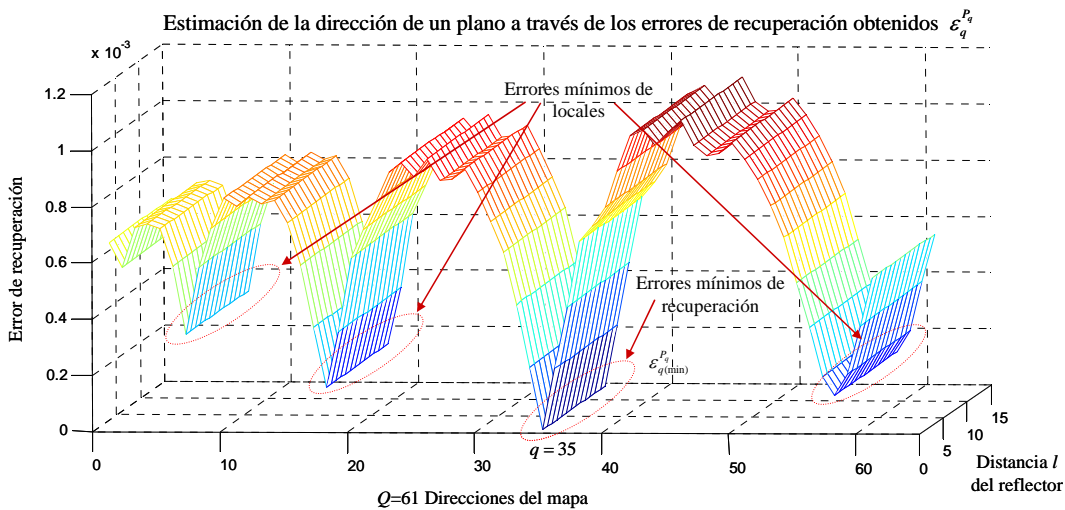


Figura 5.24. Representación de los $Q=61$ errores de recuperación obtenidos para estimar las $L=14$ direcciones de los reflectores tipo plano identificados, los cuales están ubicados en $L=14$ distintas distancias con respecto al sistema sensor.

En esta gráfica se confirma que el error de recuperación mínimo $\varepsilon_{q(\min)}^{P_q}$ corresponde con la dirección real ($q=35$) del reflector tipo plano identificado. Algo importante a resaltar en dicha representación es que existen otras direcciones del mapa cercanas a la

dirección real estimada que se caracterizan porque sus errores de recuperación tienen un valor cercano al error más pequeño obtenido. Además, se puede observar que los errores de recuperación obtenidos para las $Q=61$ direcciones posibles, mantienen su nivel de error independientemente de la distancia l a que está situado el reflector plano.

De la misma forma, un reflector tipo saliente previamente identificado ha sido ubicado en $L=14$ distintas posiciones del espacio frontal del sensor, el cual se ha situado en $L=14$ distintas distancias pero manteniendo la misma orientación (dirección $q=35$).

En la Figura 5.25 se representan los errores mínimos de recuperación $\varepsilon_q^{S_q}$ obtenidos al procesar los vectores τ de TDV del reflector saliente a las Q clases de dirección de los reflectores saliente $\{\alpha_1^{S_q}, \alpha_2^{S_q}, \dots, \alpha_Q^{S_q}\}$. En esta gráfica se puede observar que al procesar los $L=14$ vectores τ de TDV de un saliente localizado a una distancia l ($l=1, 2, \dots, L$) del sistema sensor, pueden ser obtenidos hasta $Q=61$ errores de recuperación $\varepsilon_q^{S_q}$ después de proyectar y recuperar dicho vector a cada uno de los espacios transformados de las $Q=61$ clases de dirección, definidos por las matrices de transformación $\{U_1^{S_q}, U_2^{S_q}, \dots, U_Q^{S_q}\}$. De esta forma, el error mínimo de recuperación $\varepsilon_{q(\min)}^{S_q}$ se obtiene únicamente para la dirección real donde se encuentra el reflector saliente, que en este caso la dirección es $q=35$.

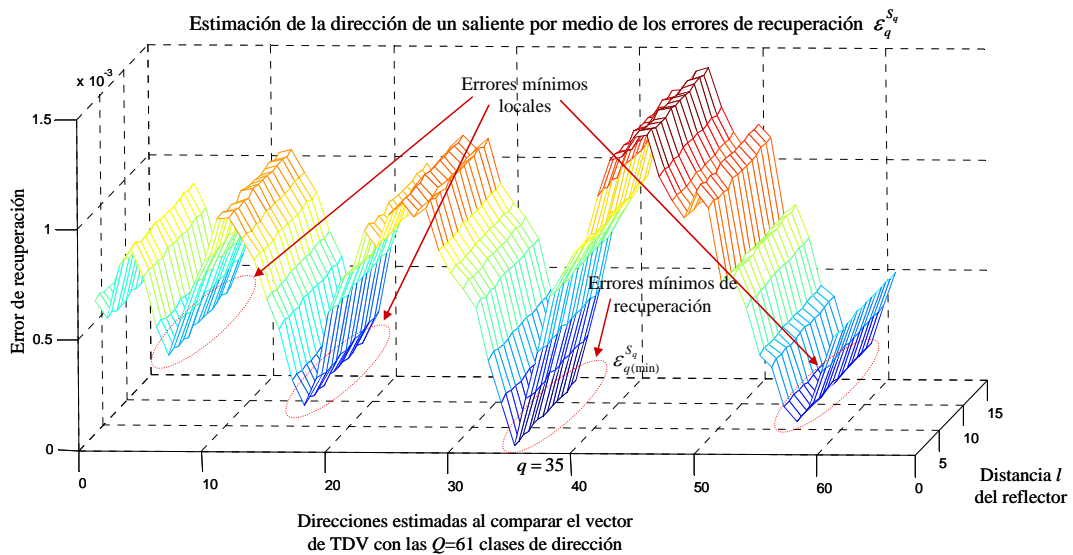


Figura 5.25. Determinación de las direcciones de los reflectores tipo saliente identificados, que están ubicados a distintas distancias l del sistema sensor y en la dirección $q=35$.

En el caso de los reflectores tipo esquina, se realiza el mismo proceso descrito hasta ahora para obtener su dirección espacial. Después de identificar el tipo de reflector (esquina), se estima la ubicación (dirección q) de cada uno de los reflectores esquina al proyectar los vectores τ de TDV a cada una de las $Q=61$ clases de dirección $\{\alpha_1^{E_q}, \alpha_2^{E_q}, \dots, \alpha_Q^{E_q}\}$. En la Figura 5.26 se representan los errores de recuperación $\varepsilon_q^{E_q}$ obtenidos para las $Q=61$ clases de dirección definidas.

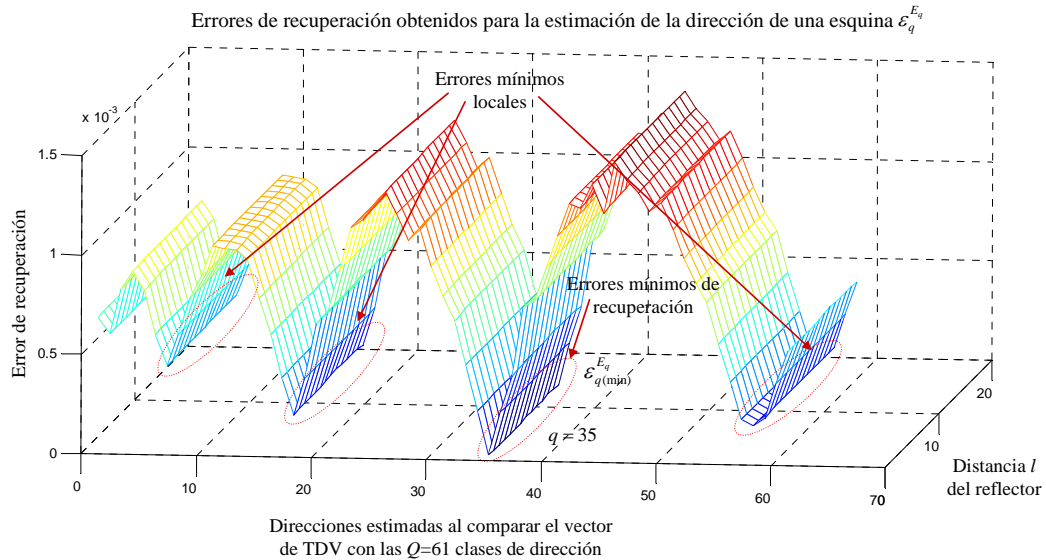


Figura 5.26. Estimación de la dirección de los reflectores tipo saliente identificados, que están ubicados a $L=14$ distintas distancias del sistema sensor y en la dirección $q=35$.

Se puede observar que, independientemente de la distancia que exista entre el sistema sensor y el reflector identificado, se puede determinar con precisión la dirección $q=35$ del reflector tipo esquina, basándose en el error de recuperación mínimo $\varepsilon_{q(\min)}^{E_q}$ obtenido.

Estimación de la distancia

Por otra parte, la determinación de la distancia del reflector ultrasónico identificado con respecto a la estructura sensorial se realiza al procesar los vectores τ de TDV con las matrices de transformación generadas para las $L=14$ clases de distancias definidas. La Figura 5.27 muestra los errores de recuperación ε_l^P obtenidos al procesar los vectores de TDV con las distintas $L=14$ clases de distancia $\{\alpha_1^P, \alpha_2^P, \dots, \alpha_L^P\}$. En esta gráfica se observa cómo al procesar cada vector τ de TDV considerado, ubicado a una

determinada distancia l del sensor, pueden ser obtenidos hasta $L=14$ errores de recuperación ε_l^p después de proyectar y recuperar dicho vector a las $L=14$ clases de distancias. De esta forma, el error mínimo de recuperación $\varepsilon_{l(\min)}^p$ se obtiene para la distancia real r a la que se encuentra el reflector plano.

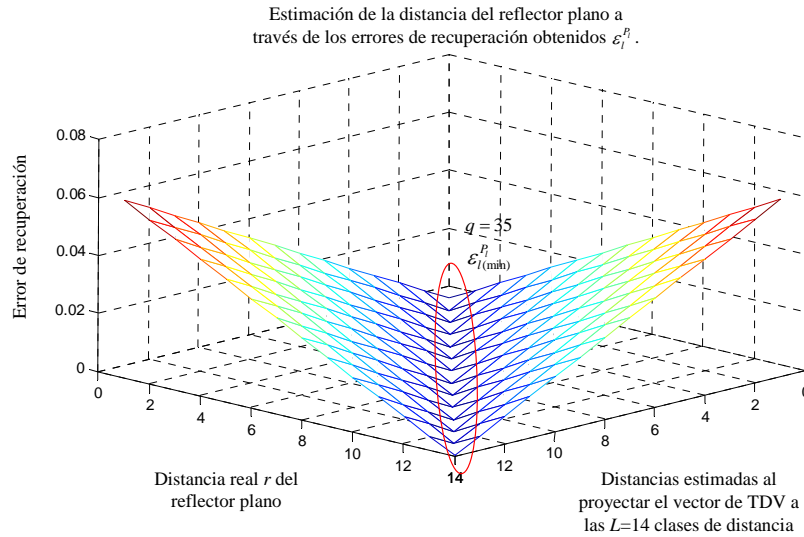


Figura 5.27. Determinación de la distancia de un reflector tipo plano ubicado en $L=14$ distintas distancias con respecto al sistema sensor.

Al representar los $L=14$ errores de recuperación obtenidos en cada una de las L distancias, se puede apreciar que los errores mínimos están ubicados en la diagonal principal de la gráfica. Cabe mencionar que los $L=14$ vectores τ de TDV se corresponden con un conjunto de 14 reflectores tipo plano que está localizado en la dirección $q=35$ del mapa de direcciones, en cada una de las 14 distancias consideradas.

La determinación de la distancia de los reflectores saliente se realiza a través de la proyección y recuperación de los $L=14$ vectores τ de TDV a cada uno de los espacios transformados determinados por las $L=14$ clases de distancia $\{\alpha_1^{S_l}, \alpha_2^{S_l}, \dots, \alpha_L^{S_l}\}$. Después de recuperar los vectores τ de TDV, se determinan los errores de recuperación $\varepsilon_l^{S_l}$ obtenidos para las $L=14$ clases de distancia. En la Figura 5.28 se representan los $L=14$ errores de recuperación $\varepsilon_l^{S_l}$ suponiendo que el reflector saliente está ubicado a distintas distancias con respecto del sistema sensor. De esta forma, para cada una de las $L=14$ posibles distancias del reflector se obtienen un total de $L=14$ errores de

recuperación. Como se puede observar, el error mínimo de recuperación $\varepsilon_{l(\min)}^{S_l}$ coincide con la distancia real r del reflector.

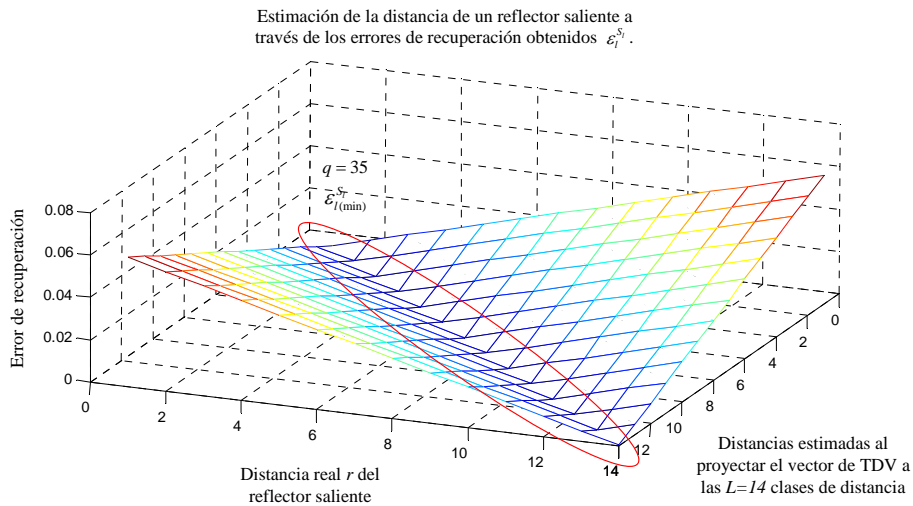


Figura 5.28. Determinación de la distancia de un reflector tipo saliente ubicado en $L=14$ distintas distancias con respecto al sistema sensor.

Por último, en la Figura 5.29 se muestra cómo se logra determinar la distancia del reflector esquina después de obtener los $L=14$ errores de recuperación $\varepsilon_i^{E_i}$ para cada una de las $L=14$ clases de distancia consideradas $\{\alpha_1^{E_i}, \alpha_2^{E_i}, \dots, \alpha_L^{E_i}\}$. En la gráfica se observa como los errores mínimos $\varepsilon_{l(\min)}^{E_i}$ dados por el sistema coinciden con las distancias reales r de los reflectores identificados

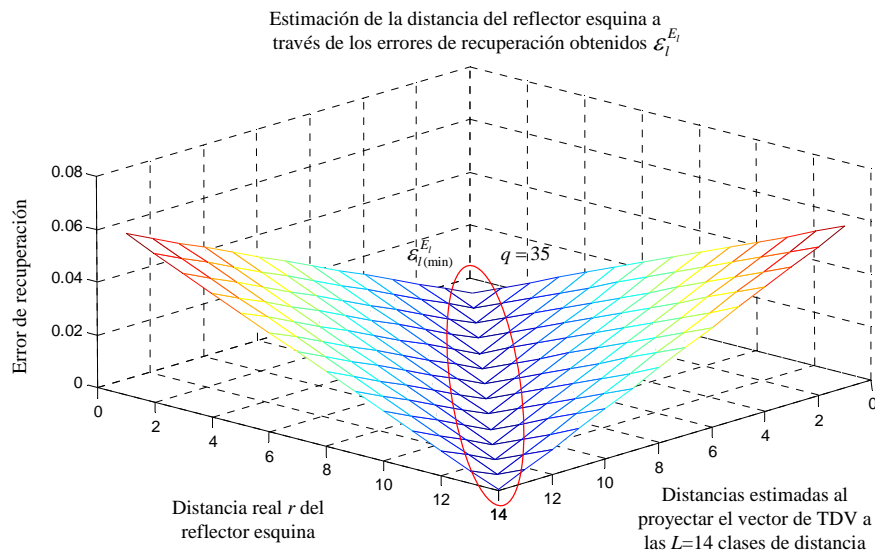


Figura 5.29. Estimación de la distancia de un reflector esquina ubicado a $L=14$ distintas distancias del sistema sensor.

Al igual que en las gráficas anteriores de distancias, en ésta también se puede observar como los errores mínimos $\varepsilon_{l(\min)}^{E_i}$ están ubicados en la línea diagonal de la gráfica.

Los resultados obtenidos a través de los casos analizados en este apartado muestran que se logra identificar de forma correcta el tipo de reflector localizado frente a la estructura sensorial. Además, se puede verificar que se logra clasificar el tipo de reflector independientemente de la distancia que exista entre él y el sistema sensor. En todos los casos se ha logrado identificar de forma precisa el tipo de reflector en primera instancia, y posteriormente se ha estimado de forma correcta la distancia l del reflector identificado así como su dirección q con respecto a la estructura sensorial.

5.4.3. Verificación del sistema de clasificación ante variaciones en dirección y distancia, y en presencia de ruido

Como se pudo verificar en el apartado anterior, el sistema de clasificación se desenvuelve de forma correcta cuando se emplean como datos de entrada los vectores τ de TDV extraídos de los patrones de entrenamiento. Sin embargo, es necesario verificar el comportamiento del sistema de clasificación y localización ante datos no utilizados en los patrones e incluso cuando éstos tienen agregado distintos niveles de ruido.

En este apartado se mostrarán los resultados obtenidos cuando las medidas (vectores τ de TDV) de los reflectores a identificar están desplazadas tanto en distancia como en dirección (azimut y elevación) con respecto a las medidas empleadas en los patrones de entrenamiento de las tres clases de reflector. Los nuevos vectores muestra τ de TDV N -dimensionales, distintos a los patrones, han sido obtenidos a partir de reflectores ultrasónicos ubicados cerca de las posiciones utilizadas para crear los conjuntos de entrenamiento. Las medidas de distancia l' empleadas en esta prueba son {0.52m, 0.67m, 0.94m, 1.33m, 1.98m, 2.45m}. Los tres reflectores (plano, esquina y saliente) han sido ubicados en $Q'=61$ distintas direcciones en cada una de estas distancias l' , para obtener los nuevos vectores τ de TDV considerando que estas $Q'=61$ direcciones tienen una variación de $\pm 1^\circ$ en azimut y $\pm 2^\circ$ en elevación con respecto a las definidas en la Tabla 5.1 .

La Figura 5.30 muestra los errores de recuperación $\{ \varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r} \}$ obtenidos después de haber proyectado y recuperado los nuevos vectores muestra τ de TDV asociados a un

reflector tipo plano. En ella se representan los errores mínimos de recuperación $\{ \varepsilon^{P_r}, \varepsilon^{E_r}, \varepsilon^{S_r} \}$ calculados al comparar los vectores muestra τ de TDV con las tres clases de reflectores. Los vectores muestra τ utilizados están asociados a un reflector tipo plano ubicado en la dirección q' ($q' = 1, 2, \dots, Q'$) y a una distancia de $r=0.94\text{m}$ de la estructura sensorial.

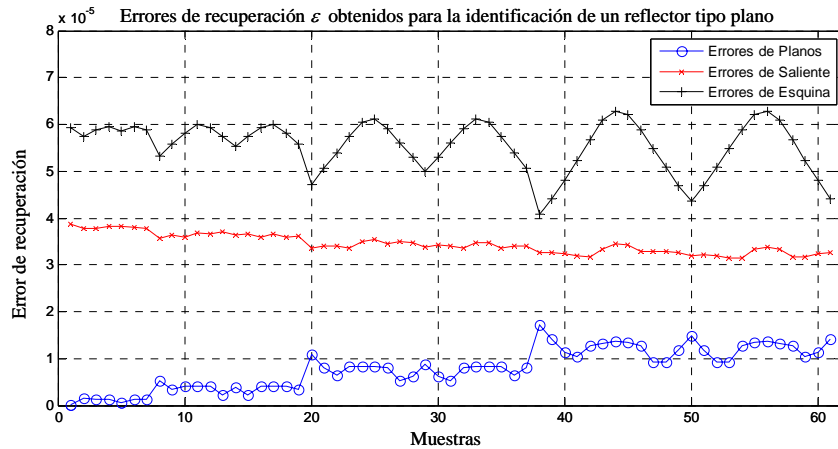


Figura 5.30. Errores de recuperación obtenidos durante la identificación de un reflector plano ubicado a una distancia r de 0.94m y en $Q'=61$ distintas direcciones.

Como se comentó, cada una de las direcciones empleadas para realizar esta prueba están desplazadas $\pm 1^\circ$ en azimut y $\pm 2^\circ$ elevación, con respecto a las utilizadas en los patrones de entrenamiento. En esta gráfica se puede verificar que los $Q'=61$ vectores muestra τ de TDV en la dirección q' ($q' = 1, 2, \dots, Q'$) se han identificado como tipo plano, ya que los errores de recuperación ε^{P_r} son más pequeños que los generados para las clases saliente ε^{S_r} y esquina ε^{E_r} . La distribución normal de los errores de recuperación $\{ \varepsilon^{P_r}, \varepsilon^{E_r}, \varepsilon^{S_r} \}$ para cada una de las clases de reflectores representados en la gráfica anterior, es mostrada en la Figura 5.31. En ella se puede observar que la distribución normal de los errores obtenidos para la clase plano ε^{P_r} tiene un error medio $\bar{\varepsilon}^{P_r}$ más bajo que los errores medios obtenidos para las otras dos clases de reflectores $\{ \bar{\varepsilon}^{E_r}, \bar{\varepsilon}^{S_r} \}$.

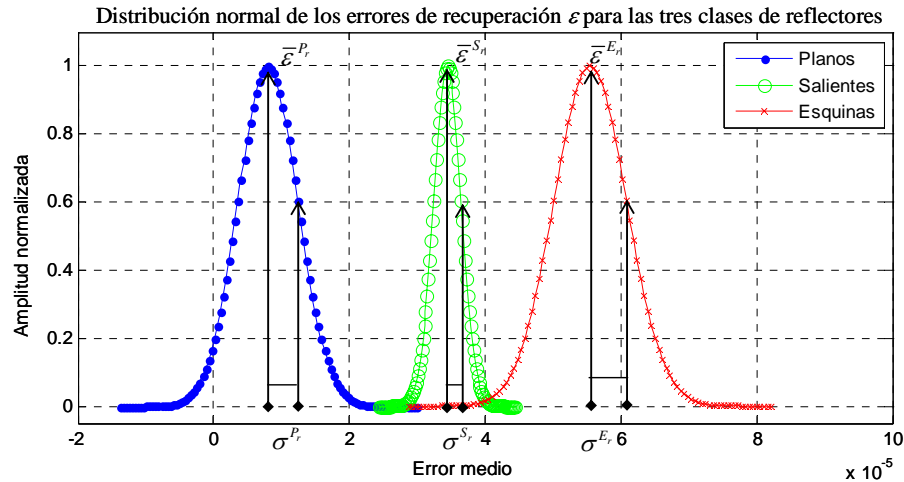


Figura 5.31. Distribución normal de los errores de recuperación obtenidos durante la identificación de un reflector tipo plano ubicado a una distancia r de 0.94m y en $Q'=61$ distintas direcciones.

Los resultados de la estimación de las $Q'=61$ distintas direcciones considerando que el reflector plano se encuentra localizado a una distancia r de 0.94m, se muestran en la Figura 5.32. En esta gráfica se representan los $Q' \times Q$ errores de recuperación $\varepsilon_q^{P_q}$ al procesar el q' -ésimo vector muestra τ de TDV a las $Q=61$ clases de dirección definidas para el reflector tipo plano, con $q' = 1, 2, \dots, Q'=61$. Se puede observar cómo los errores de recuperación mínimos $\varepsilon_{q(\min)}^{P_q}$ de las $Q=61$ clases de dirección coinciden con la dirección q' real del reflector, los cuales están ubicados en la diagonal principal de la figura referida. Así mismo, se puede apreciar en la gráfica que existe un grupo de posiciones (direcciones) que se caracterizan por tener unos errores de recuperación $\varepsilon_q^{P_q}$ con un valor cercano a los errores mínimos de recuperación $\varepsilon_{q(\min)}^{P_q}$. Estos errores, denominados errores mínimos locales, coinciden con las direcciones del mapa que están alrededor de la dirección q' real del reflector.

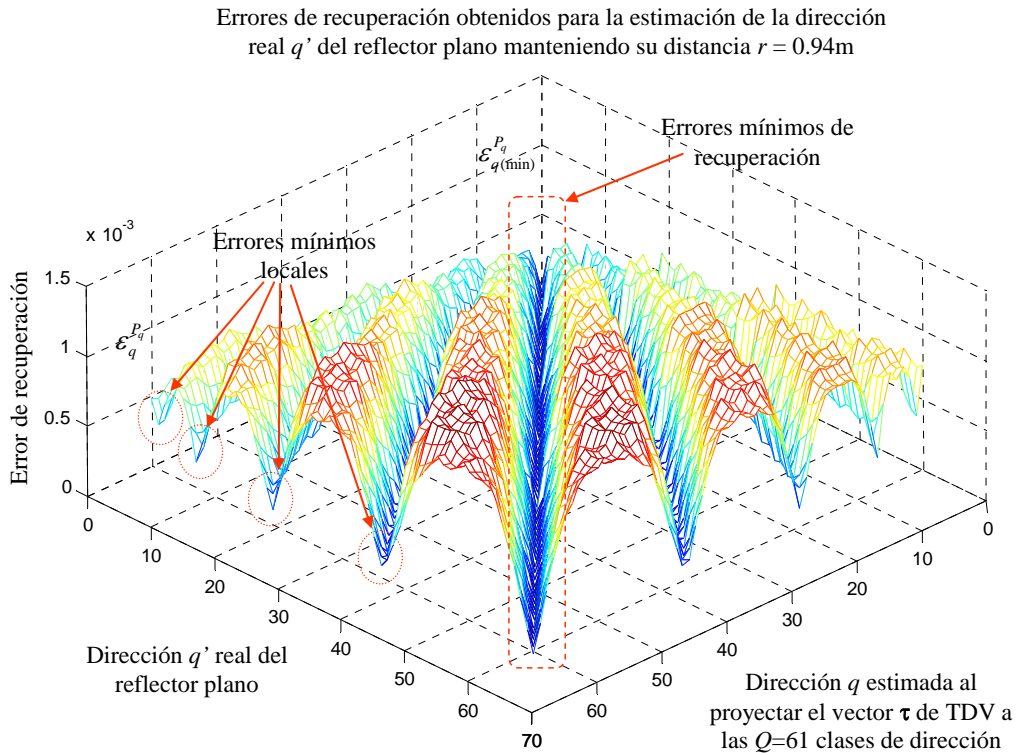


Figura 5.32. Errores de recuperación obtenidos para la estimación de las Q' direcciones de un reflector tipo plano.

Por último, los resultados obtenidos durante la estimación de la distancia de los $Q'=61$ vectores muestra τ de TDV asociados a un reflector tipo plano se representan en la Figura 5.33. En ella se puede observar cómo a través de los errores de recuperación ε_l^P generados después de proyectar y recuperar cada vector muestra τ de TDV a las $L=14$ clases de distancia, se puede estimar la distancia l' del reflector plano. En este caso, los $Q'=61$ errores mínimos de recuperación $\varepsilon_{l(\min)}^P$ indican que la distancia l' del reflector plano con respecto a la estructura sensorial es $l=3$ ($r_l=0.9\text{m}$ - posición 3), siendo esta la más cercana a la distancia real ($r_r=0.94\text{m}$) del reflector. En dicha gráfica se puede verificar que se ha logrado estimar la distancia l' del reflector plano, independientemente de su dirección q' .

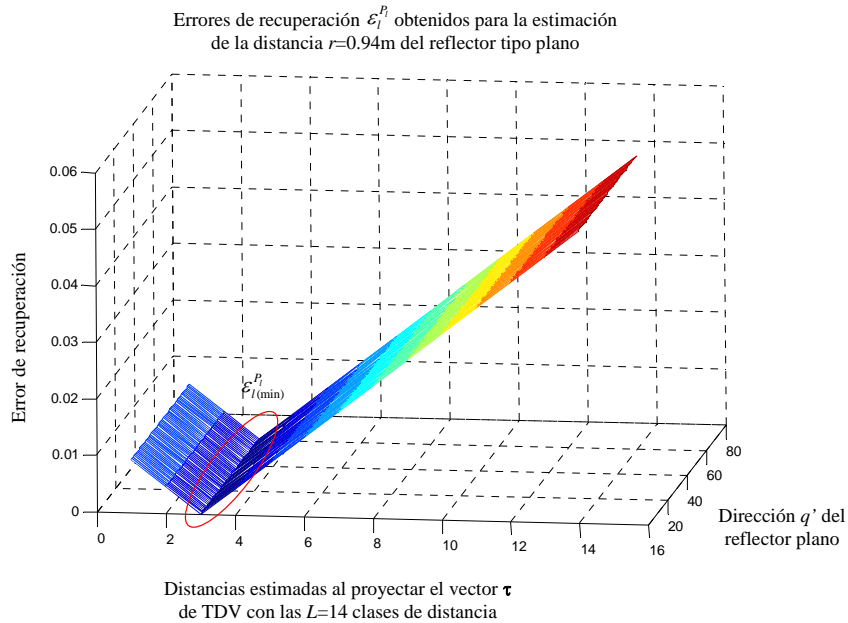


Figura 5.33. Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la distancia de un reflector tipo plano ubicado a $r=0.94\text{m}$.

A continuación se muestra la clasificación y localización de un reflector tipo saliente y una tipo esquina, obtenidos bajo las mismas condiciones que el reflector tipo plano. El proceso de clasificación se realiza de forma similar a lo mostrado hasta ahora, siguiendo el diagrama de bloques de la Figura 5.9 y Figura 5.10. En la Figura 5.34 se muestran los resultados obtenidos para la identificación de un reflector tipo saliente y tipo esquina. Ambos reflectores han sido ubicados en $Q'=61$ distintas direcciones (con variaciones de $\pm 1^\circ$ en azimut y $\pm 2^\circ$ elevación) del espacio frontal de sistema sonar siguiendo el mapa de direcciones definido en el capítulo 3, pero manteniendo siempre la misma separación r_r entre el reflector y el sensor, con $q' = 1, 2, \dots, Q'=61$ y $r=1.33\text{m}$.

En la Figura 5.34.a se representan los errores mínimos de recuperación $\{\varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r}\}$ obtenidos al procesar los $Q'=61$ vectores muestra τ de TDV asociados a un reflector tipo saliente ubicado a una distancia r de 1.33m en 61 distintas direcciones q' . Su pertenencia a la clase saliente se confirma debido a que sus errores de recuperación ε^{S_r} son más pequeños que los obtenidos para las otras dos clases $\{\varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r}\}$. Así mismo, en la Figura 5.34.b se muestran los resultados de la identificación de un conjunto de reflectores tipo esquina al procesar los $Q'=61$ vectores muestra τ de TDV. En esta gráfica se observa que los errores de recuperación ε^{E_r} de la clase esquina son menores que los errores de recuperación para las otras dos clases de tipo de reflector $\{\varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{S_r}\}$.

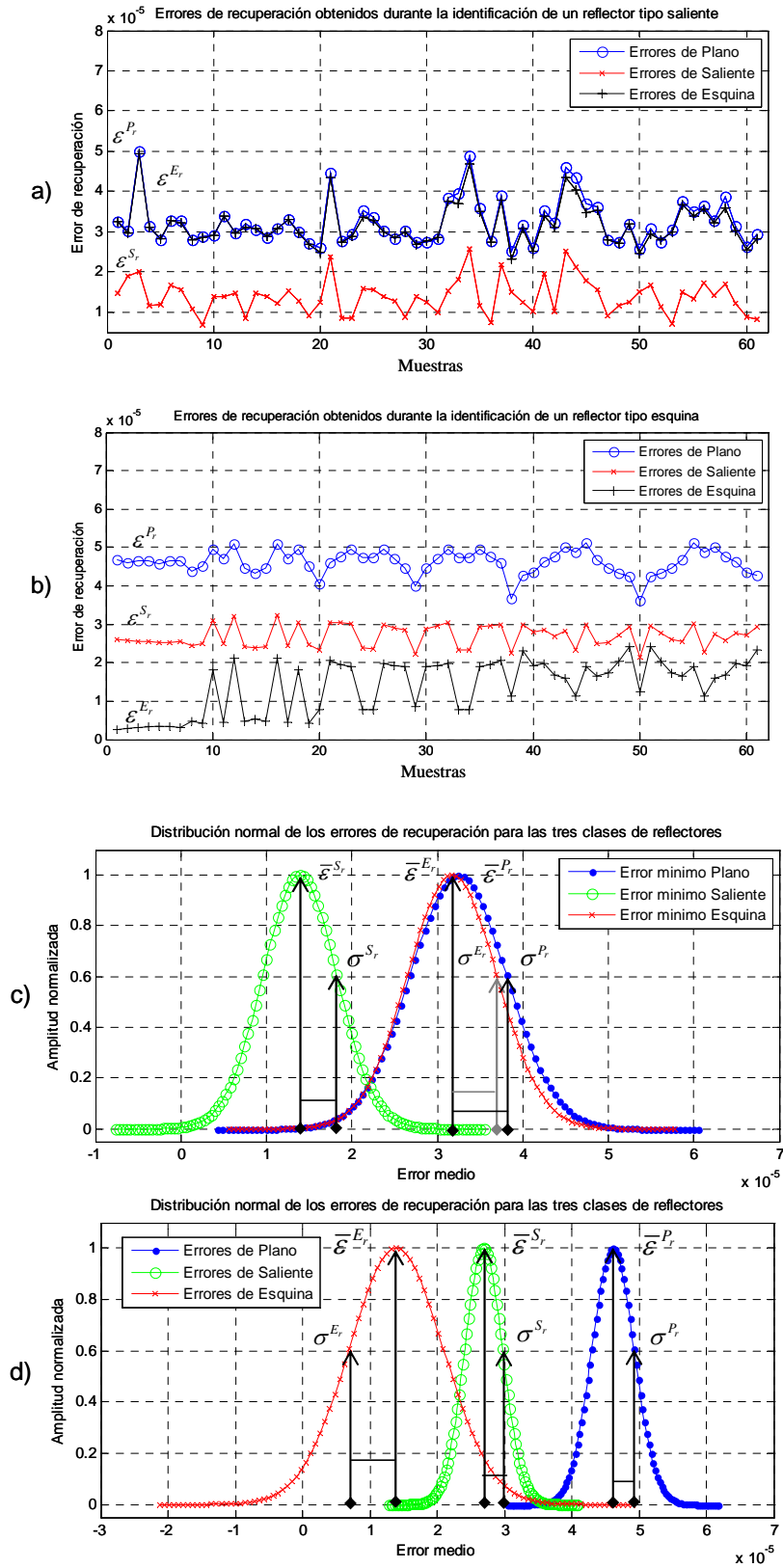


Figura 5.34. Errores de recuperación para la identificación de un reflector a) saliente y b) esquina. Distribuciones normales de un reflector c) tipo saliente y un d) tipo esquina.

En la Figura 5.34.c y Figura 5.34.d se muestran las distribuciones normales de cada uno de los reflectores identificados. En ellas se puede confirmar que el error medio de la distribución normal de los salientes es menor que las otras dos clases, y en el caso de la clasificación de las esquinas, el error medio obtenido para la clase esquina es menor que los generados para las otras clases cómo se aprecia en su respectiva distribución normal.

En la Figura 5.35 se pueden apreciar los resultados obtenidos para la estimación de las $Q'=61$ direcciones y las correspondientes distancias de los $Q'=61$ reflectores tipo saliente y tipo esquina, ubicados a una distancia de $r=1.33\text{m}$. De esta forma, en la Figura 5.35.a y Figura 5.35.b se representan los $Q' \times Q$ errores de recuperación $\{ \varepsilon_q^{E_q} \varepsilon_q^{S_q} \}$ suponiendo que el reflector está localizado en $Q'=61$ distintas direcciones como se definió anteriormente, para el caso de salientes y esquinas, respectivamente. Con ello, en cada una de las $Q'=61$ direcciones donde se ubica el reflector se obtienen un total de $Q'=61$ errores de recuperación $\{ \varepsilon_q^{E_q} \varepsilon_q^{S_q} \}$ al comparar cada vector muestra τ de TDV con las $Q=61$ clases de dirección asociadas al tipo de reflector identificado (esquina, saliente). Se puede observar que en ambos casos, tanto en los salientes como en las esquinas, el error mínimo de recuperación $\{ \varepsilon_{q(\min)}^{E_q} \varepsilon_{q(\min)}^{S_q} \}$ coincide con la dirección q más cercana a la dirección real q' del reflector.

En la Figura 5.35.c y Figura 5.35.d se muestran los $Q' \times L$ errores de recuperación $\{ \varepsilon_l^{S_l} \varepsilon_l^{E_l} \}$ obtenidos al proyectar y recuperar los $Q'=61$ vectores muestra τ de TDV a cada uno de los $L=14$ espacios transformados generados para las $L=14$ clases de distancia de los salientes y de las esquinas, respectivamente. Dichos errores de recuperación indican a través del valor mínimo obtenido, su pertenencia hacia una u otra clase de distancia. De esta forma, en cada una de las figuras referidas, se representan los $Q'=61$ errores mínimos de recuperación $\{ \varepsilon_{l(\min)}^{S_l} \varepsilon_{l(\min)}^{E_l} \}$ suponiendo que ambos reflectores están localizados a una distancia de $r=1.33\text{m}$ del sensor. En cada una de las $Q'=61$ direcciones establecidas se obtuvieron $L=14$ errores de recuperación, de los cuales el error mínimo $\{ \varepsilon_{l(\min)}^{S_l} \varepsilon_{l(\min)}^{E_l} \}$ en cada dirección q' confirma que el reflector está ubicado a una distancia de 1.3m del sistema sensor ($l=5$); siendo ésta la clase de distancia más cercana a la distancia real $r_l = 1.33\text{m}$ del reflector.

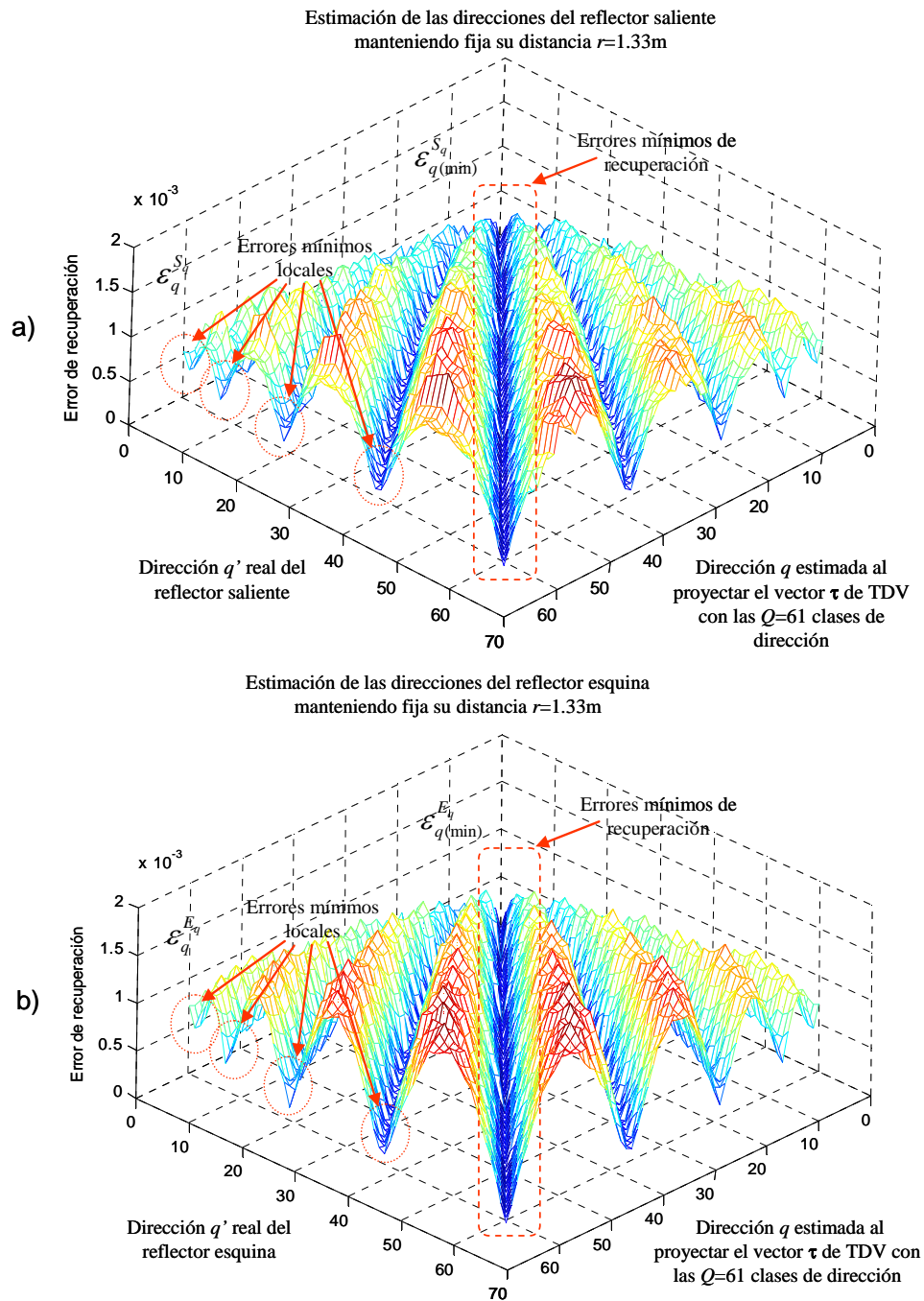


Figura 5.35. Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la dirección de un reflector a) tipo saliente y un b) tipo esquina. Distancias estimadas para el reflector c) saliente y d) esquina.

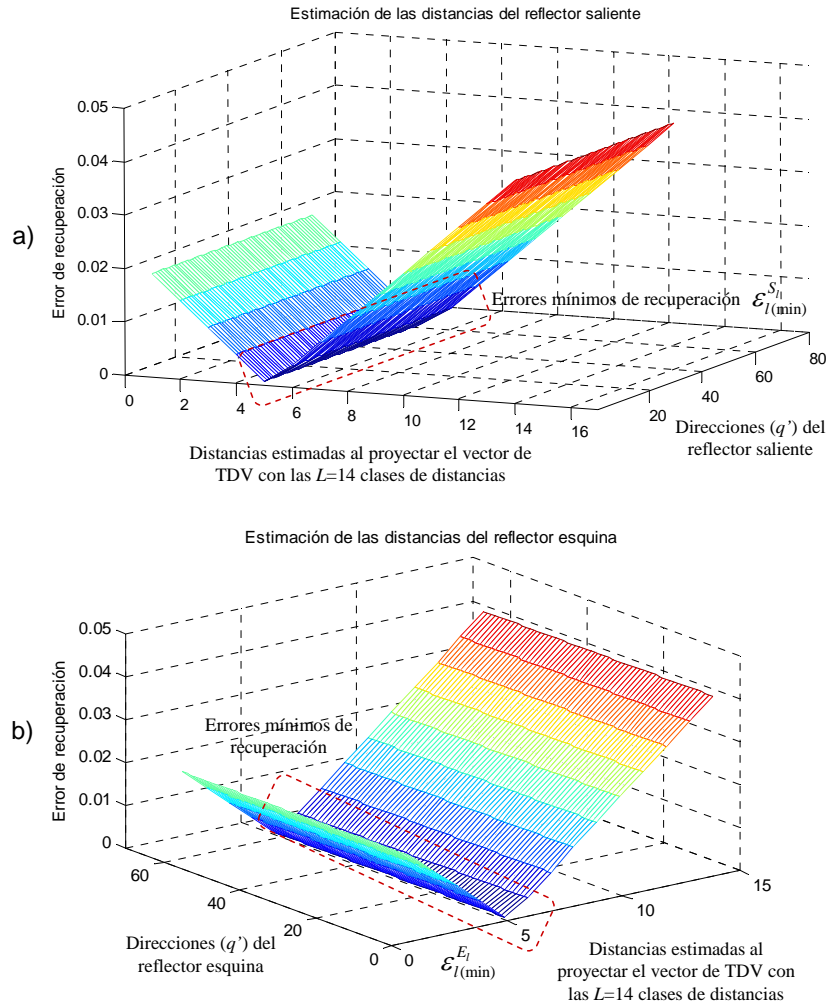


Figura 5.36. Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la distancia un reflector a) tipo saliente y un b) tipo esquina.

A continuación, se probará la eficiencia del algoritmo de clasificación y localización basado en la técnica PCA cuando los datos de entrada, además de tener variaciones en dirección y distancia, presentan distintos niveles de ruido. Para esta prueba, se agregará a estos nuevos vectores muestra τ de TDV N -dimensionales dos distintos niveles de desviación típica de ruido gaussiano $\{5\mu\text{s}, 15\mu\text{s}\}$. En las siguientes gráficas se mostrarán los resultados de la clasificación y localización de los reflectores plano, saliente y esquina, considerando que estos reflectores están ubicados en $Q'=61$ distintas direcciones, manteniendo en todo momento una misma distancia r entre el reflector y la estructura sensorial, donde $q' = 1, 2, \dots, Q'=61$ y $r = 0.94\text{m}$.

En la Figura 5.37 se representan los errores de recuperación $\{\varepsilon^{P_r} \varepsilon^{E_r} \varepsilon^{S_r}\}$ obtenidos después de proyectar y recuperar los Q' vectores muestra τ de TDV a los tres espacios

de transformación de las clases de reflector. Dichos vectores de TDV asociados a un reflector tipo plano están contaminados con dos niveles de ruido ($5\mu\text{s}$, $15\mu\text{s}$). A través de los errores mínimos de recuperación ε^P mostrados en la Figura 5.37.a y Figura 5.37.b se confirma que los vectores muestra τ de TDV pertenecen a la clase de planos, incluso cuando dichos vectores contienen una desviación típica de ruido de $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$, respectivamente. El porcentaje de aciertos es de 100% cuando el nivel de ruido es de $5\mu\text{s}$ y está por arriba del 85% cuando nivel de ruido es de $15\mu\text{s}$ (considerando un total de 61 muestras).

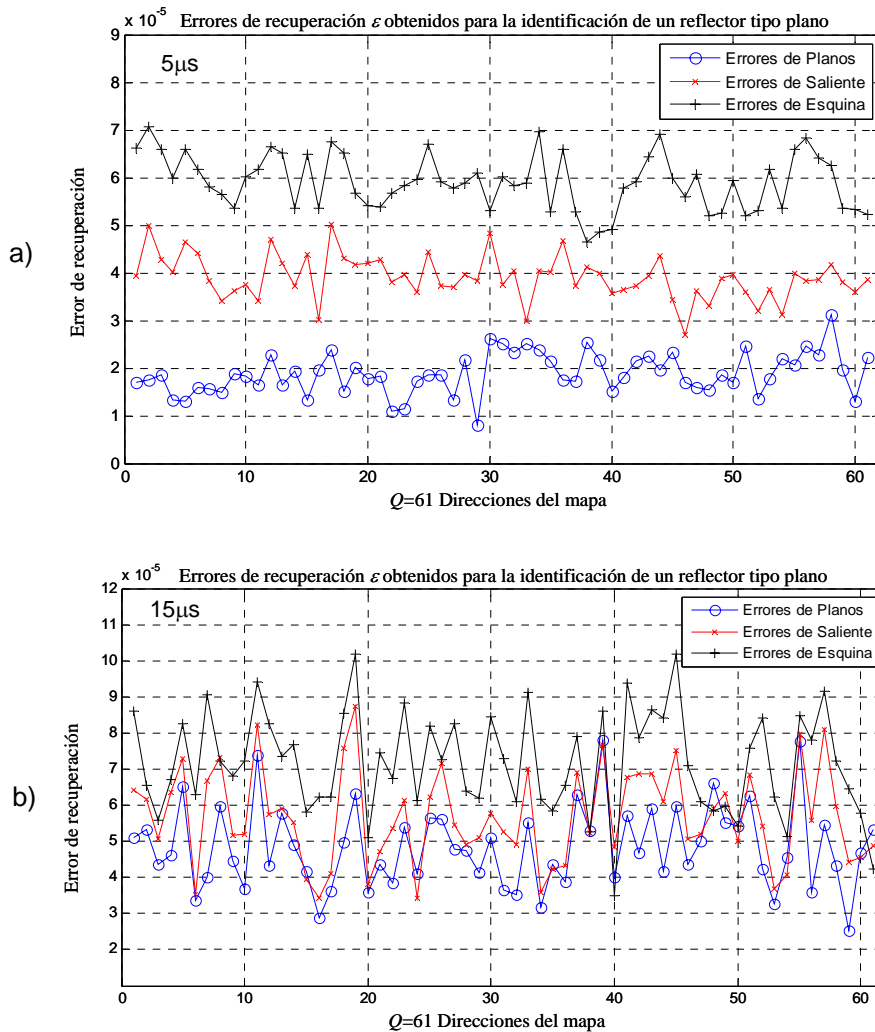


Figura 5.37. Errores de recuperación obtenidos para la identificación de un plano en $Q=61$ distintas distancias considerando un ruido gaussiano de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$.

En la Figura 5.38.a y la Figura 5.38.b se representan los $Q' \times Q$ errores de recuperación ε_q^P al procesar los $Q'=61$ vectores muestra τ de TDV asociados al reflector tipo plano

con las $Q=61$ clases de direcciones, cuando dichos vectores tienen agregado un ruido Gaussiano con una desviación típica de $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$, respectivamente. En ambas gráficas se observa que el error mínimo de recuperación $\varepsilon_{q(\min)}^{P_q}$ se obtiene para la dirección real q' donde se encuentra el reflector plano. Al representar en dos gráficas distintas los respectivos $Q'=61$ errores de recuperación $\varepsilon_q^{P_q}$ para los dos niveles de ruido, se puede apreciar que los errores mínimos están ubicados en la diagonal principal de cada gráfica.

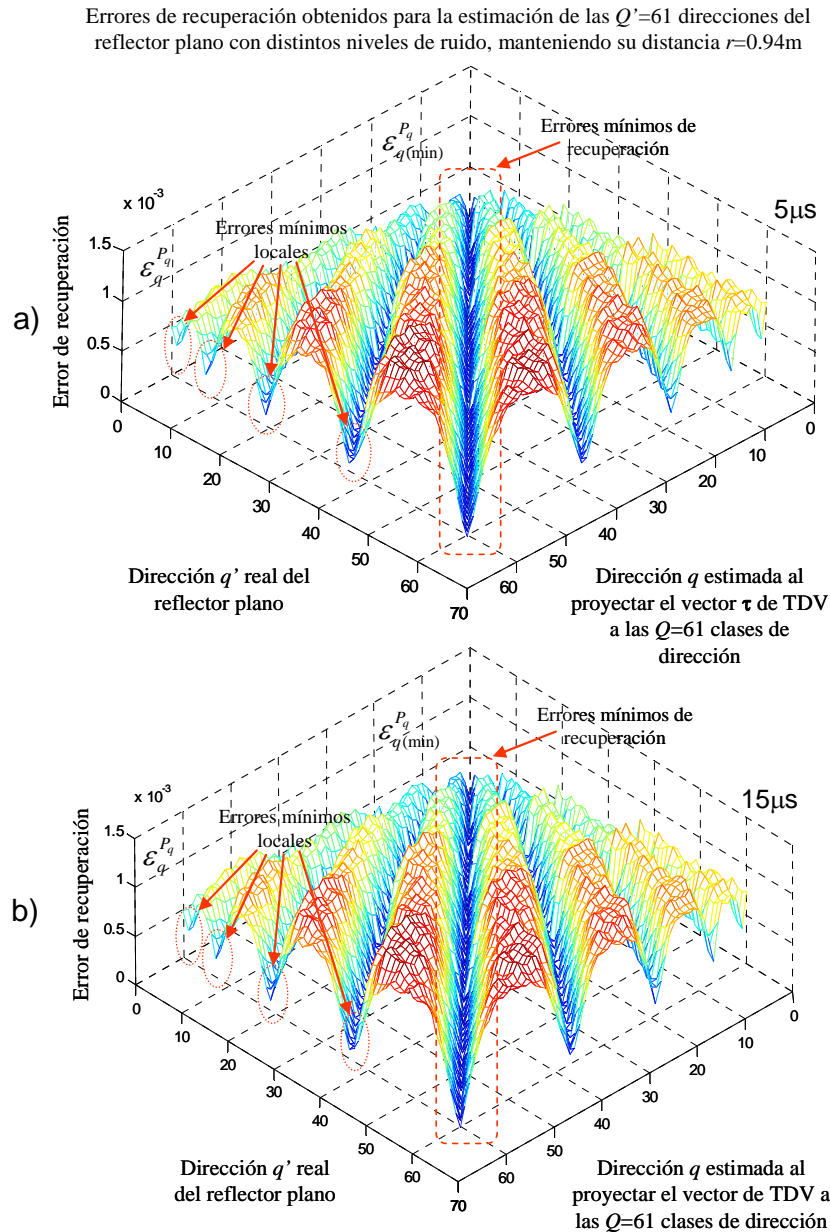


Figura 5.38. Errores de recuperación para la estimación de las direcciones de un reflector plano con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$.

En la Figura 5.39.a y Figura 5.39.b se representan los $Q' \times L$ errores de recuperación \mathcal{E}_l^P obtenidos para los $Q'=61$ vectores muestra τ de TDV asociados al reflector tipo plano, después de haber proyectado dichos vectores a los $L=14$ espacios transformados de las clases distancia. De esta forma, se puede verificar a través de los errores mínimos $\mathcal{E}_{l(\min)}^P$ de recuperación representados en la Figura 5.39.a que la distancia aproximada del reflector plano con respecto al sensor es de $l=0.9\text{m}$, aún cuando las medidas tienen un nivel de ruido de $5\mu\text{s}$. Cuando los vectores de TDV tienen un nivel de ruido de $15\mu\text{s}$ se puede estimar de forma correcta la distancia aproximada ($l=0.9\text{m}$) del reflector, como se observa en la Figura 5.39.b.

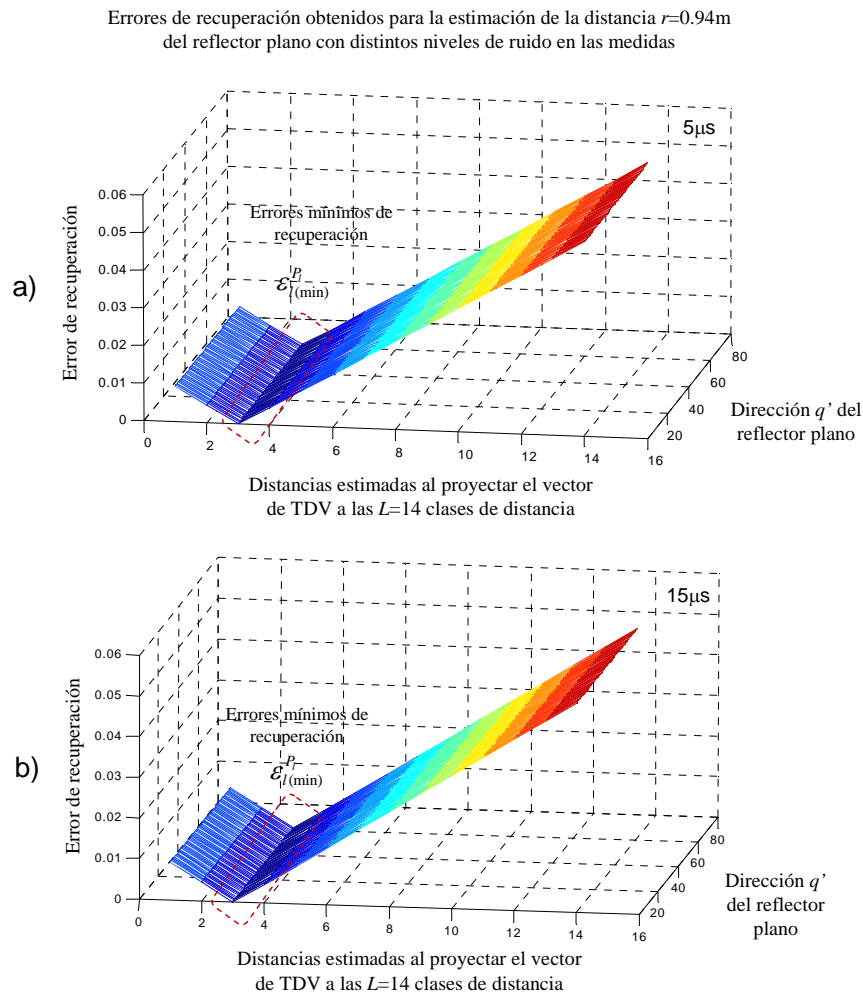


Figura 5.39. Errores de recuperación para la estimación de la distancia real $r=0.94\text{m}$ de un plano con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$ de desviación típica.

En el caso de los reflectores tipo saliente, la Figura 5.40.a muestra los resultados obtenidos para la identificación de este tipo de reflectores cuando las medidas de TDV

tienen agregado un nivel de ruido de $5\mu\text{s}$. Con este nivel de ruido, los errores mínimos de recuperación $\{\varepsilon^{P_r} \ \varepsilon^{E_r} \ \varepsilon^{S_r}\}$ indican que el porcentaje de aciertos es del 100%. Sin embargo, cuando el nivel de ruido agregado a los vectores τ de TDV está en torno a los $15\mu\text{s}$, el porcentaje de aciertos disminuye hasta llegar al 75% para un total de 61 vectores muestra τ de TDV, como se puede apreciar en la Figura 5.40b.

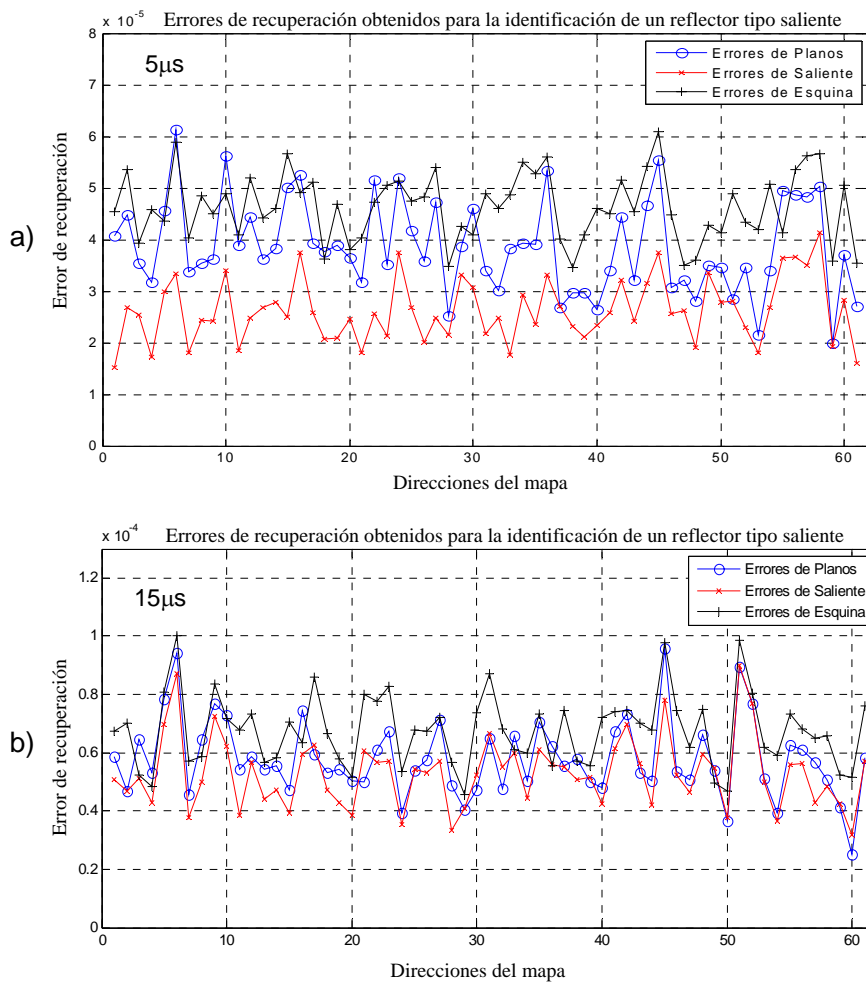


Figura 5.40. Errores de recuperación obtenidos para la identificación de un reflector saliente con un ruido gaussiano de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$.

La determinación de cada una de las $Q'=61$ distintas direcciones donde se ha ubicado un reflector tipo saliente, se obtienen a través de los errores de recuperación $\varepsilon_q^{S_q}$ generados al comparar cada vector τ de TDV con las $Q=61$ clases de direcciones del reflector saliente. En las Figura 5.41.a y Figura 5.41.b se muestran los resultados obtenidos de la estimación de las 61 direcciones de dicho reflector cuando las medidas de TDV están contaminadas con un ruido de $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$, respectivamente.

Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la dirección del reflector saliente manteniendo fija la distancia $r=0.94\text{m}$, con $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$

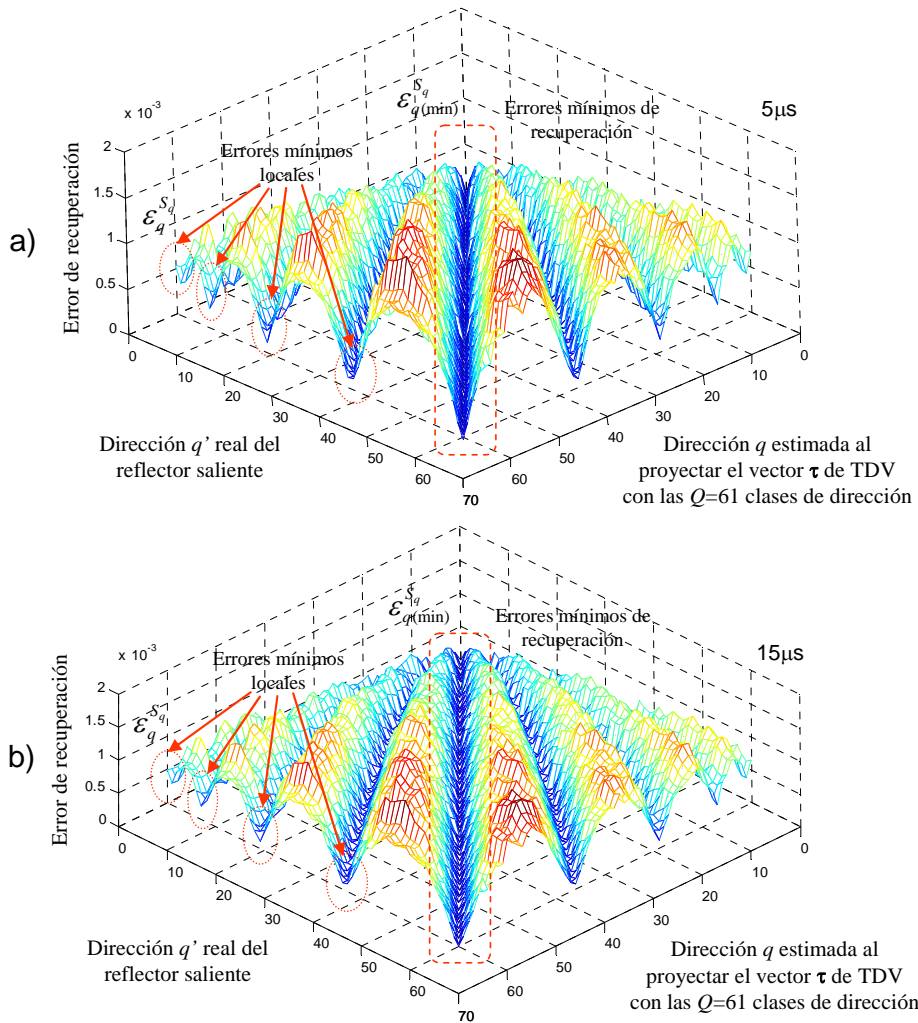


Figura 5.41. Errores de recuperación generados para la estimación de la dirección q de un reflector tipo saliente contaminado con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$.

La Figura 5.42.a y Figura 5.42.b muestran los errores de recuperación $\epsilon_l^{S_i}$ obtenidos al comparar los $Q'=61$ vectores τ de TDV con las $L=14$ clases de distancia, cuando dichos vectores contienen un nivel de ruido con una desviación típica de $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$, respectivamente. En ambas gráficas se observa que se puede estimar la distancia real del reflector ($r=0.94\text{m}$) a través de los errores mínimos de recuperación $\epsilon_{l(\min)}^{S_i}$, independientemente de la dirección q' donde se encuentre ubicado el saliente, donde $q' = 1, 2, \dots, 61$.

Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la distancia $r=0.94\text{m}$ del reflector saliente con un ruido de $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$

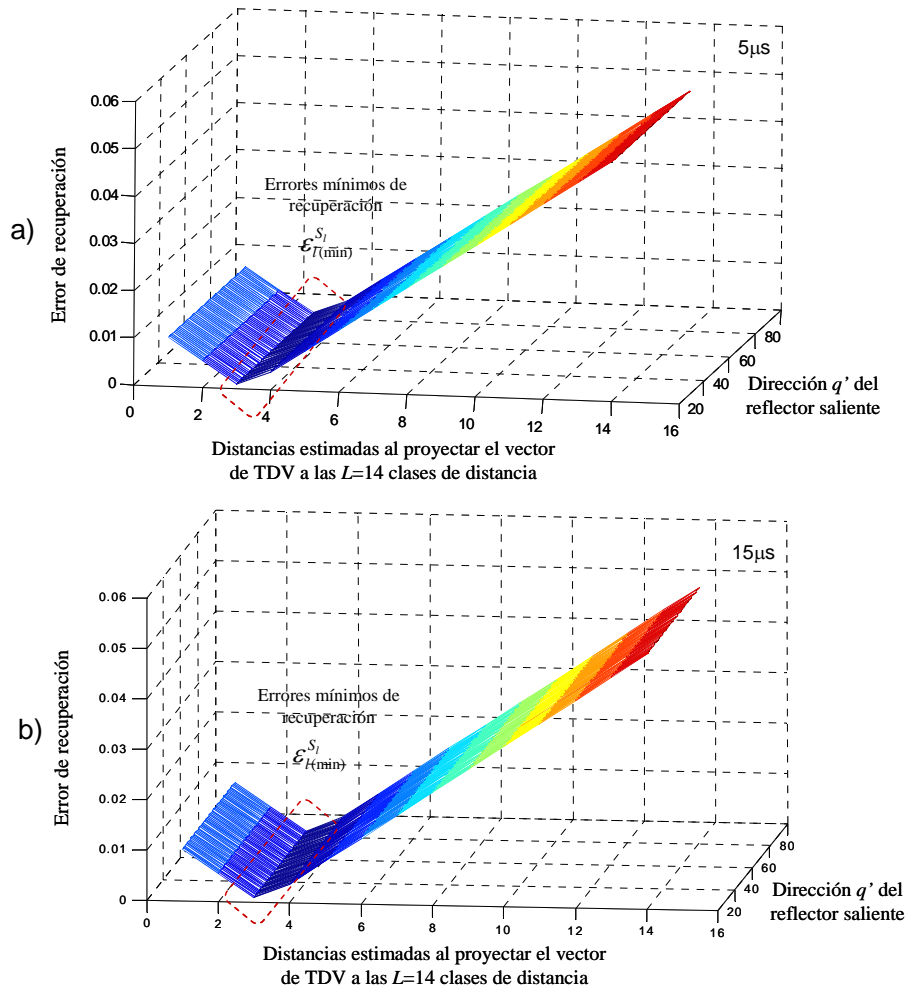


Figura 5.42. Errores de recuperación para estimación de la distancia de un reflector tipo saliente con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$.

Por último, en el caso de los reflectores esquina, la Figura 5.43.a y Figura 5.43.b muestran los errores de recuperación $\{ \epsilon_r^{P_r} \ \epsilon_r^{E_r} \ \epsilon_r^{S_r} \}$ cuando los vectores τ de TDV procesados contienen un nivel de ruido de $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$, respectivamente. En ambas gráficas se puede apreciar que los errores de recuperación generados para la clase de las esquinas $\epsilon_r^{E_r}$ son más pequeños en comparación con los obtenidos cuando dichos vectores son proyectados a las otras dos clases $\{ \epsilon_r^{P_r} \ \epsilon_r^{S_r} \}$.

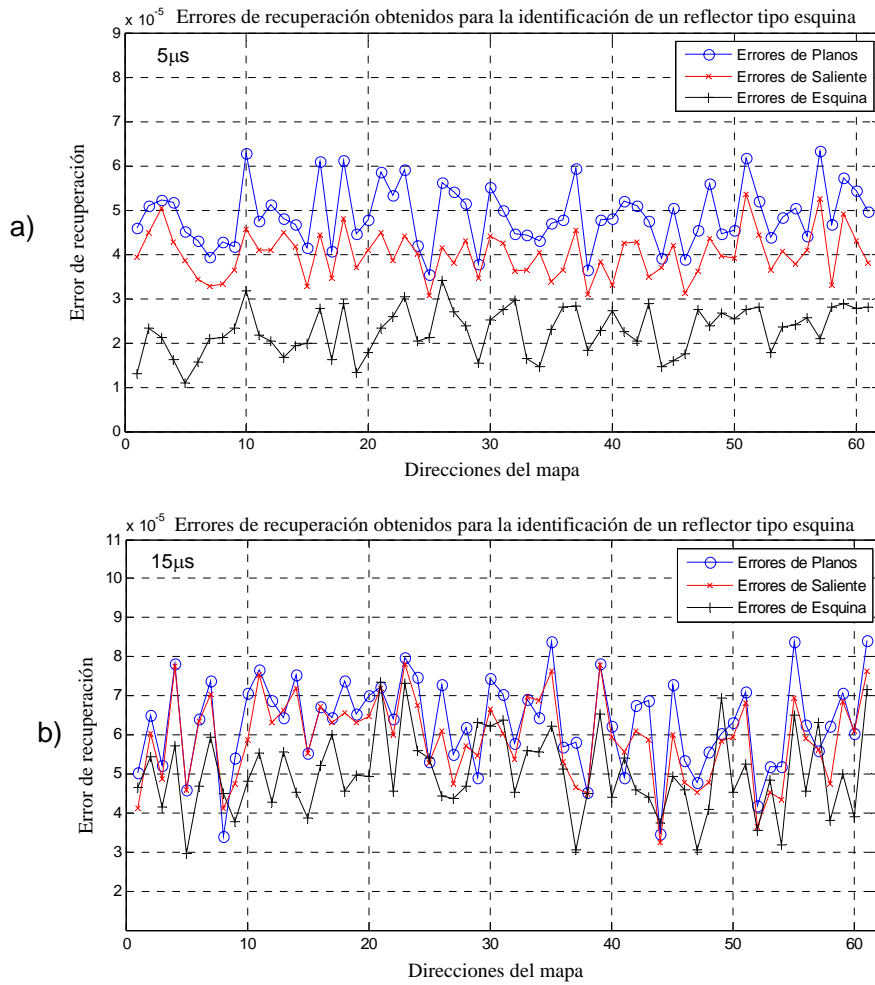


Figura 5.43. Errores de recuperación para la identificación de un reflector esquina con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$.

En la Figura 5.44.a y Figura 5.44.b se muestran los $Q \times Q$ errores de recuperación $\varepsilon_q^{E_q}$ obtenidos al comparar cada vector de TDV, los cuales tienen agregado un ruido de $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$ respectivamente, con las $Q=61$ clases de direcciones del reflector tipo esquina. En ambas gráficas se puede observar que los errores mínimos de recuperación $\varepsilon_{q(\min)}^{E_q}$ se encuentran en la diagonal principal de figura, debido a que dicho reflector ha sido ubicado de forma progresiva en las $Q'=61$ distintas direcciones. Dichos reflectores han sido ubicados a una distancia de $r=0.94\text{m}$ con respecto al origen del sistema sensor.

Errores de recuperación obtenidos para la estimación de la dirección del reflector esquina manteniendo fija la distancia $r=0.94\text{m}$, con $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$

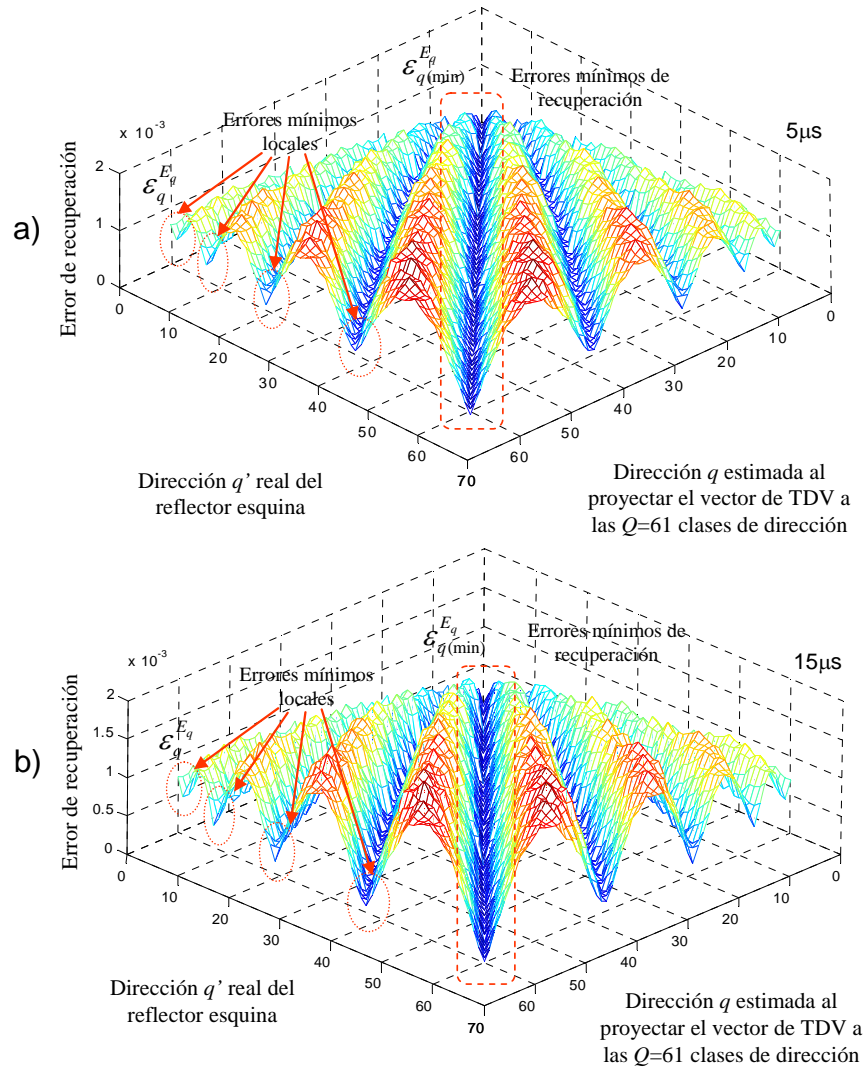


Figura 5.44. Errores de recuperación para estimación de la dirección de un reflector tipo esquina con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$.

Por último, en la Figura 5.45.a y Figura 5.45.b se representan los errores de recuperación $\varepsilon_l^{E_l}$ generados después de haber proyectado los vectores muestra τ de TDV con ruidos de $5\mu\text{s}$ y $15\mu\text{s}$ respectivamente, a los $L=14$ espacios transformados de las $L=14$ clases de distancia. Por ello, para cada una de las $Q'=61$ distintas direcciones, se han obtenido $L=14$ errores de recuperación $\varepsilon_l^{E_l}$ al compararlos con las $L=14$ clases de distancia. En ambas gráficas se observa que los errores de recuperación mínimos $\varepsilon_{l(\min)}^{E_l}$ coinciden con la distancia real ($r_l=0.94\text{m}$) del reflector tipo esquina.

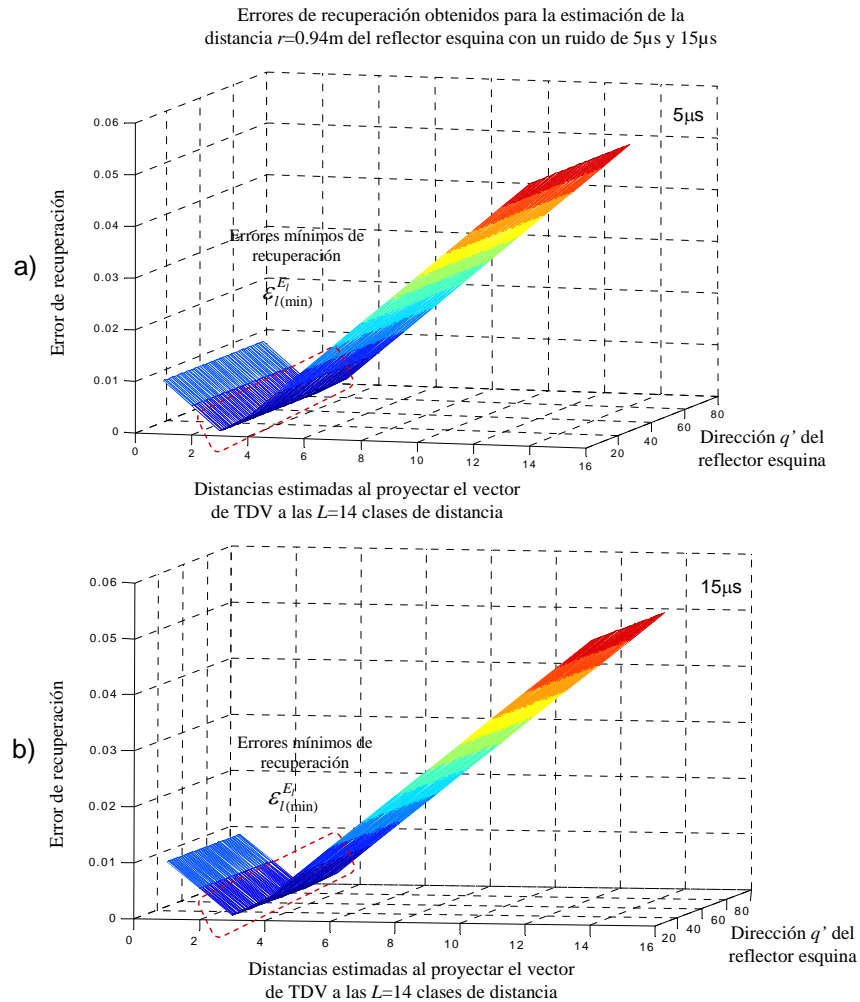


Figura 5.45. Errores de recuperación para la estimación de la distancia de un reflector esquina con un ruido de a) $5\mu\text{s}$ y b) $15\mu\text{s}$.

Los resultados presentados hasta este momento confirman la eficiencia del sistema de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos en entornos 3D. El sistema analizado permite identificar de forma correcta el tipo de reflector (plano, saliente o esquina) localizado frente a la estructura sensorial al procesar los nuevos vectores τ de TDV. Además, el sistema es capaz de determinar de forma correcta la pertenencia de un reflector a algunas de las clases de tipo de reflector aún cuando las medidas de TDV tienen agregado un ruido gaussiano de $5\mu\text{s}$. Los resultados permiten confirmar que con solo 3 autovectores se logra clasificar el tipo de reflector independientemente de la distancia que exista entre él y el sistema sensor, considerando como distancia límite $r=3.1\text{m}$. El sistema también ha logrado estimar de forma correcta la distancia r del reflector con respecto al sistema sensor, así como su dirección q' cuando las medidas tienen un nivel de ruido con una desviación típica de $15\mu\text{s}$ como máximo.

5.5. Otras alternativas de clasificación y localización de reflectores

Como se ha mostrado hasta ahora, la alternativa de clasificación y localización utilizada en esta tesis ha consistido en realizar en primera instancia la clasificación del tipo de reflector, para posteriormente realizar la localización del reflector identificado, de forma que se estima su dirección y distancia de manera simultánea. Cabe indicar que, durante el desarrollo de esta tesis se han realizado pruebas utilizando otras alternativas de clasificación que finalmente fueron desestimadas porque los resultados obtenidos eran inferiores. A modo de ejemplo se muestran a continuación algunas de las alternativas que fueron analizadas:

- A1. Una posible alternativa de clasificación, utilizando la información proporcionada por el sensor propuesto en esta tesis, consiste en realizar la identificación del tipo de reflector $\{P, E, S\}$ como primer paso; y después realizar de forma secuencial la estimación de la dirección q y por último la distancia del reflector l al sensor. En la estimación de la dirección se utilizaron la información proporcionada por el clasificador del tipo de reflector y en el de distancia los resultados del clasificador de dirección, para reducir el número de comparaciones. En la Figura 5.46 se muestra de forma muy resumida esta idea de clasificador.

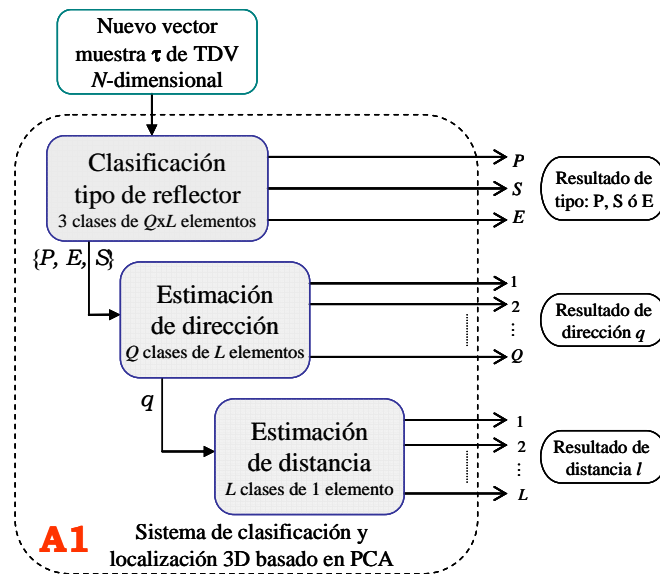


Figura 5.46. Diagrama de bloques de una posible alternativa (A1) de clasificación y localización de reflectores

- A2. Otra posible alternativa, similar a la anterior, y que solamente difiere en el orden en el que se determinan la distancia y dirección del reflector, comienza con la identificación del tipo de reflector $\{P, E, S\}$ y posteriormente en cascada se estima la distancia l y la dirección espacial q . Esta alternativa permite reducir la cantidad de patrones en cada clase así como el número de comparaciones durante el proceso. En la Figura 5.47 se representa el proceso que se realiza con esta alternativa para identificar y localizar un reflector en un entorno 3D.

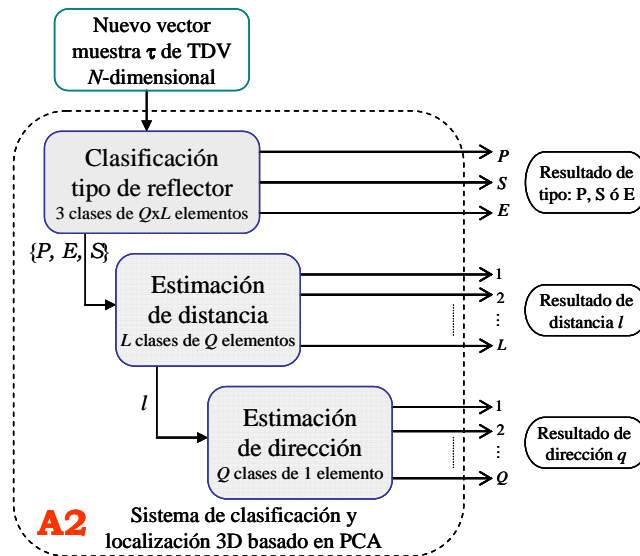


Figura 5.47. Diagrama de bloques de una posible alternativa (A2) de clasificación y localización de reflectores.

- A3. Una última alternativa que se analizó consiste en realizar en primera instancia la clasificación del tipo de reflector $\{P, E, S\}$ y posteriormente, con el resultado provisto por el clasificador de tipo de reflector, realizar la localización (dirección q y distancia l) del reflector identificado con respecto a la estructura sensorial. En esta última parte, se compara el vector muestra τ de TDV con todas las posibles clases de dirección y distancia que se estén considerando en el proceso. Esta alternativa se caracteriza por tener una gran cantidad de clases de dirección-distancia ($Q \times L$) conteniendo en cada clase una única muestra o patrón. Estas clases se construyeron concatenando de forma secuencial las Q muestras de las Q direcciones obtenidas en cada distancia l , donde $l=1, \dots, L$. En la Figura 5.48 se muestra el proceso realizado a través de esta alternativa para conocer el tipo de reflector y estimar en un solo paso su ubicación.

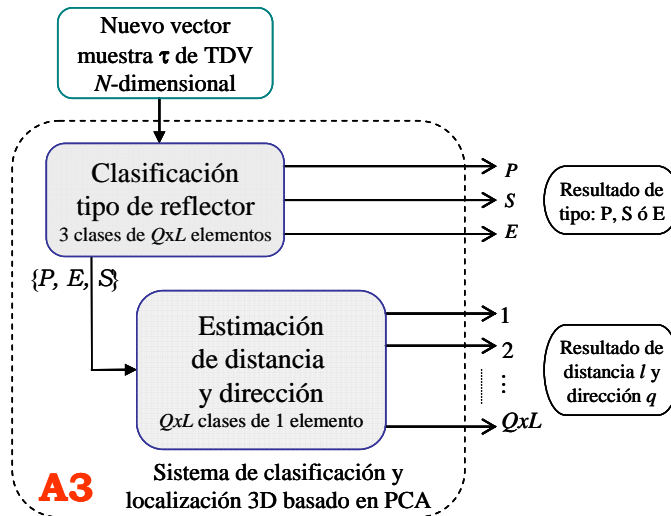


Figura 5.48. Diagrama de bloques de una posible alternativa (A3) de clasificación y localización de reflectores.

Partiendo de estas alternativas de clasificación y localización, se realizaron algunas pruebas de simulación para determinar su eficiencia durante el proceso de clasificación y localización de reflectores. Sin embargo, ninguna de estas mostró mejores resultados que los obtenidos por la alternativa de clasificación presentada al inicio de este capítulo. A modo de comprobación, se presentan a continuación algunas gráficas obtenidas durante la verificación de estas alternativas de clasificación y localización. El reflector que se desea identificar y estimar su posición espacial ha sido extraído de forma aleatoria de los patrones de entrenamiento obtenidos en la sección 5.3.1. Dichos patrones están formados $Q \times L$ vectores de TDV para cada tipo de reflector considerado, en $Q=61$ distintas direcciones y $L=14$ diferentes distancias. Debido a que el proceso de identificación del tipo de reflector es el mismo en todas las alternativas, sólo se mostraran los resultados obtenidos para la estimación de la dirección q y distancia l . En la Figura 5.49 se representan, a través de cuatro gráficas, los distintos errores de recuperación obtenidos en las Q direcciones y en las L distancias, para las alternativas propuestas (A1, A2 y A3) así como la utilizada en este capítulo. Al analizar las gráficas se observa que la alternativa presentada en esta tesis se produce una mejor estimación de la dirección y distancia.

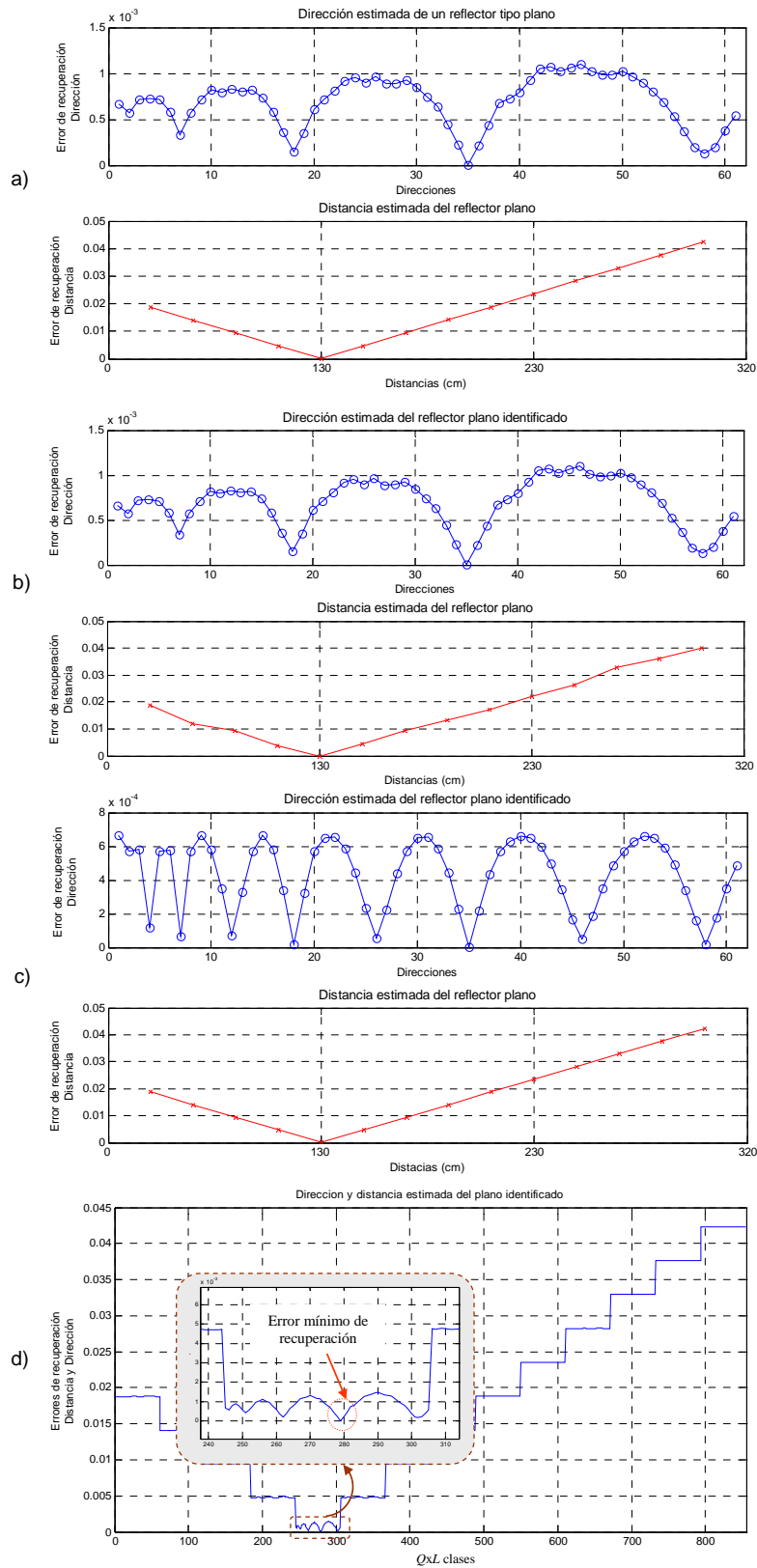


Figura 5.49. Resultados de la localización (dirección y distancia) de un reflector tipo plano, extraído de los patrones de entrenamiento. Alternativa a) presentada en esta tesis, b) A1, c) A2 y d) A3.

Utilización de todos los errores de recuperación para determinar el tipo de reflector

Una última alternativa que se probó durante el desarrollo de este trabajo fue la de utilizar todos los errores de recuperación obtenidos durante el proceso de clasificación para la toma de decisiones. Esta alternativa consiste en generar un vector de errores de recuperación \mathbf{E} asociado a cada vector $\boldsymbol{\tau}$ de TDV procesado:

$$\mathbf{E} = [\varepsilon^P \quad \varepsilon^S \quad \varepsilon^E]^T \quad (5.22)$$

ó por el contrario, generar un vector de errores de recuperación a partir de las diferencias $\Delta\mathbf{E}$ entre los distintos errores obtenidos:

$$\Delta\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \varepsilon^P - \varepsilon^S \\ \varepsilon^P - \varepsilon^E \\ \varepsilon^S - \varepsilon^E \end{bmatrix} \quad (5.23)$$

donde cada $\{\varepsilon^P \quad \varepsilon^E \quad \varepsilon^S\}$ representa el error de recuperación generado para cada clases considerada $\{P, S, E\}$.

En la Figura 5.50.a se representan tres nubes de puntos consideradas; donde cada punto esta asociado a un vector de errores de recuperación \mathbf{E} y cada nube esta asociada a una clase de tipo de reflector (plano, saliente y esquina). Dichas nubes de errores, se corresponden con los Q vectores de TDV extraídos de los patrones de entrenamiento a una distancia $r_i = \{0.5\text{m } 0.7\text{m } 0.9\text{m } 1.1\text{m } 1.3\text{m } 1.5\text{m } 1.7\text{m } 1.9\text{m}\}$, donde $Q = 61$ (véase el apartado 5.3.1). En estas gráficas se observa que las tres nubes de puntos de las tres clases de reflectores están ubicadas en distintos lugares del espacio de errores. En la Figura 5.50.b se muestran las 3 vistas de la representación 3D de los vectores de errores recuperados, donde la proyección sobre el plano $\varepsilon_E - \varepsilon_P$ permite observar la separación espacial de las clases de errores.

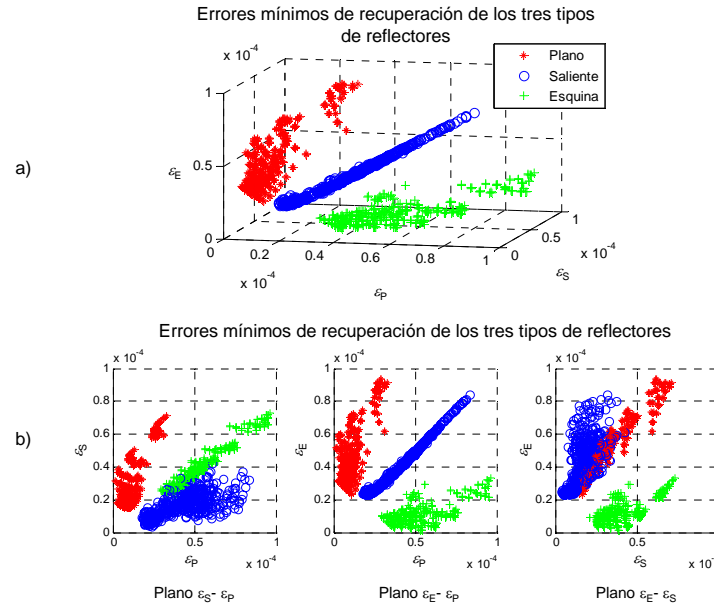


Figura 5.50. Representación de los errores mínimos de recuperación obtenidos durante la identificación de los tres tipos reflectores (plano, esquina y saliente).

Al analizar estas gráficas observa que las nubes de puntos se aproximan entre sí al alejarse los reflectores del sistema sensor, con lo cual el éxito de la identificación disminuye. Debido a esto, se ha acotado el conjunto de muestras de errores considerando únicamente el rango de distancias 0.5m a 1.9m.

Las nuevas nubes de puntos formadas a partir del vector de diferencias de errores $\Delta \mathbf{E}$ muestran una concentración mayor de los vectores en distintas zonas del espacio de errores, así como una mayor separación entre las clases, como se observa en la Figura 5.51.a. En la Figura 5.51.b se observan las distintas proyecciones sobre los planos de la gráfica 3D que contienen las diferencias entre los errores de recuperación $\{ \epsilon^{P_r} \ \epsilon^{E_r} \ \epsilon^{S_r} \}$. En esta gráfica se observa que las distintas vistas muestran una separación entre las tres clases de errores.

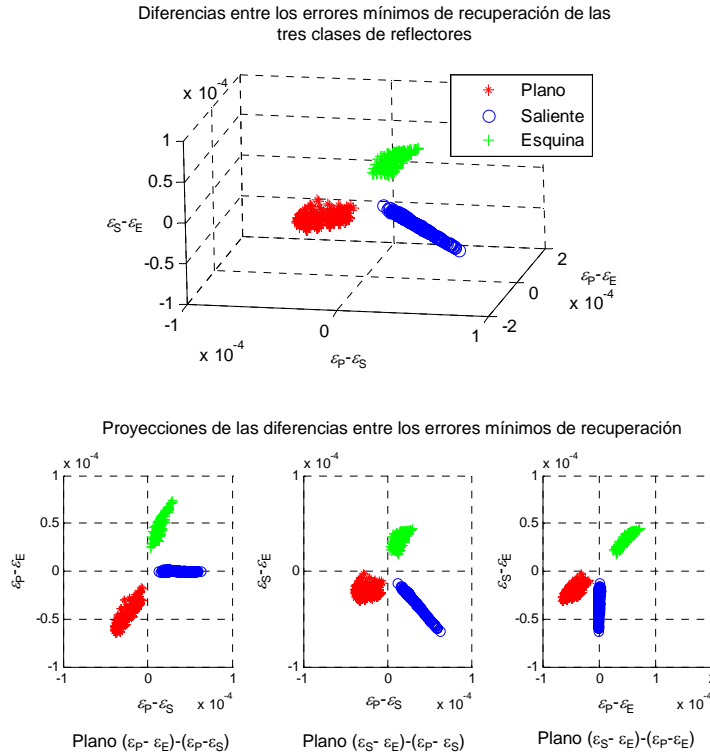


Figura 5.51. Representación de las diferencias de los errores de recuperación obtenidos durante la identificación del tipo de reflector.

Para analizar la información contenida en el vector de diferencia de errores $\Delta \mathbf{E}$, se propuso emplear un clasificador Bayesiano [Xi Yu *et al.*, 1999][Kim *et al.*, 2003]. Para aplicar el algoritmo de Bayesiano es necesario calcular primero los vectores media y las matrices de covarianza de las clases consideradas, como se expresa a continuación:

- El cálculo del vector media $\Delta \bar{\mathbf{E}}^\chi$ de las clases consideradas está dado por:

$$\Delta \bar{\mathbf{E}}^\chi = \frac{1}{G^\chi} \sum_{\substack{g=1 \\ \Delta \mathbf{E} \in \chi}}^{G^\chi} \Delta \mathbf{E}_g \quad (5.24)$$

Donde $\Delta \mathbf{E}$ son los vectores que contienen las diferencias entre los errores de recuperación de las distintas clases; $\Delta \bar{\mathbf{E}}^\chi$ es la media de cada clase χ considerada; G^χ es el número de vectores de diferencia de errores de la clase $\chi = \{P, S, E\}$.

- El cálculo de la matriz de covarianza \mathbf{C}^χ de cada una de las clases consideradas se determina a través de:

$$\mathbf{C}^\chi = \frac{1}{G^\chi} \sum_{\forall \Delta \mathbf{E} \in \chi} (\Delta \mathbf{E} - \Delta \bar{\mathbf{E}}^\chi) \cdot (\Delta \mathbf{E} - \Delta \bar{\mathbf{E}}^\chi)^T \quad (5.25)$$

Donde \mathbf{C}^χ es la matriz de covarianza de la clase χ de reflector; G^χ es el número de vectores de la clase χ .

Después de estimar el vector media y la matriz de covarianza para cada clase χ , se puede calcular la función de probabilidad de densidad $d^\chi(\Delta \mathbf{E})$ del clasificador Bayesiano, la cual puede ser expresada como:

$$d^\chi(\Delta \mathbf{E}) = p(\Delta \mathbf{E} | \chi) \cdot P(\chi)$$

$$d^\chi(\Delta \mathbf{E}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\mathbf{C}^\chi|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\Delta \mathbf{E} - \Delta \bar{\mathbf{E}}^\chi)^T (\mathbf{C}^\chi)^{-1} (\Delta \mathbf{E} - \Delta \bar{\mathbf{E}}^\chi) \right] \cdot P(\chi) \quad (5.26)$$

donde $d^\chi(\Delta \mathbf{E})$ es la densidad de probabilidad del vector $\Delta \mathbf{E}$; y $P(\chi)$ es la probabilidad a priori de la clase χ . La regla de decisión para minimizar la probabilidad de error se define como:

$$\Delta \mathbf{E} \in \chi \quad \text{si } d^\chi(\Delta \mathbf{E}) > d^\omega(\Delta \mathbf{E}) \quad \forall \chi \neq \omega | \chi, \omega \in \{P, S, E\} \quad (5.27)$$

Para comprobar la eficiencia de este clasificador, se emplearon los errores de recuperación generados a partir de los patrones de entrenamiento de las distintas clases de reflector. Para ello, se utilizaron un conjunto de vectores $\boldsymbol{\tau}$ preseleccionados de los conjuntos de entrenamiento para generar los vectores de diferencia de errores $\Delta \mathbf{E}$ a partir de los errores de recuperación $\{\boldsymbol{\varepsilon}^P, \boldsymbol{\varepsilon}^E, \boldsymbol{\varepsilon}^S\}$. Estos vectores $\boldsymbol{\tau}$ se contaminaron con distintos niveles de ruido Gaussiano considerando una desviación típica de {sin ruido, 3 μ s, 6 μ s, 9 μ s, 12 μ s}, de forma que el vector media $\Delta \bar{\mathbf{E}}^\chi$ y la matriz de covarianza \mathbf{C}^χ que se generen contengan la mayor cantidad de información de cada clase de reflector. De esta forma, para cada tipo de reflector $\{P, S, E\}$ y para cada una de las distancias consideradas {0.5m 0.7m 0.9m 1.1m 1.3m 1.5m 1.7m 1.9m} se obtiene una matriz de covarianza $\{\mathbf{C}_{l(l=1,\dots,8)}^P, \mathbf{C}_{l(l=1,\dots,8)}^E, \mathbf{C}_{l(l=1,\dots,8)}^S\}$, donde $l = 1, \dots, 8$. Para obtener las matrices de covarianza, se emplearon los vectores de diferencia de errores obtenidos de vectores de TDV ubicados en $Q=61$ direcciones y en cada distancia l definida.

En la Figura 5.52 se muestran los resultados después de aplicar el clasificador Bayesiano a los nuevos vectores de diferencias de errores $\Delta\mathbf{E}$, los cuales tienen agregado un nivel de ruido distinto a los utilizados para generar las matrices de covarianza $\{ \mathbf{C}_{l(l=1,\dots,8)}^P, \mathbf{C}_{l(l=1,\dots,8)}^{E_r}, \mathbf{C}_{l(l=1,\dots,8)}^S \}$. En esta gráfica se puede observar que la probabilidad de que distintos vectores de errores asociados a un reflector tipo plano pertenezcan a la clase plano es de 100% aún cuando las medidas de TDV contienen agregado un de ruido gaussiano de $15\mu\text{s}$ de desviación típica. Para esta prueba de emplearon vectores de errores asociados a distintos reflectores ubicados únicamente en 14 direcciones del mapa, donde $q = \{1, 2, 4, 6, 20, 22, 26, 28, 32, 36, 42, 43, 51, 57\}$ (véase el apartado 3.2.2).

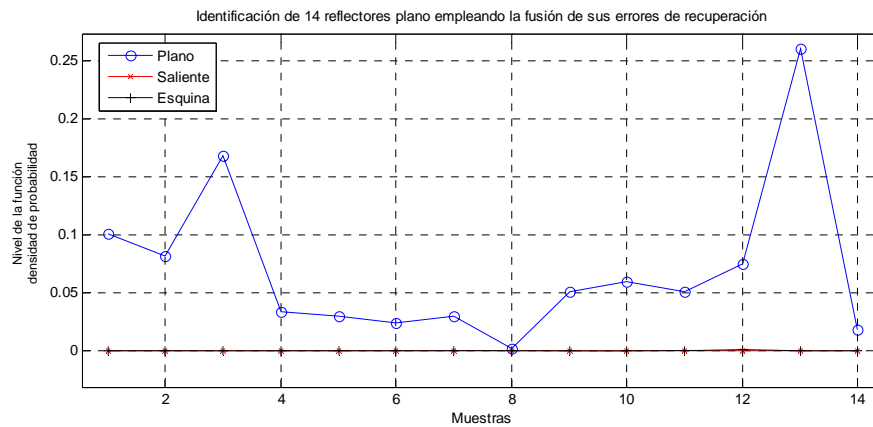


Figura 5.52. Niveles de probabilidad obtenidos durante la identificación de un reflector tipo plano en 14 direcciones definidas a una distancia de $r=0.7\text{m}$ y con un ruido gaussiano de $15\mu\text{s}$.

De la misma forma, en la Figura 5.53 se representan los niveles de probabilidad obtenidos cuando se tiene como dato de entrada los vectores τ de TDV asociados a un reflector tipo saliente. En esta gráfica se logra determinar la pertenencia de los vectores τ de TDV a la clase saliente con una probabilidad de 100% considerando que las muestras utilizadas para la prueba tienen agregado un ruido gaussiano de $15\mu\text{s}$ de desviación típica.

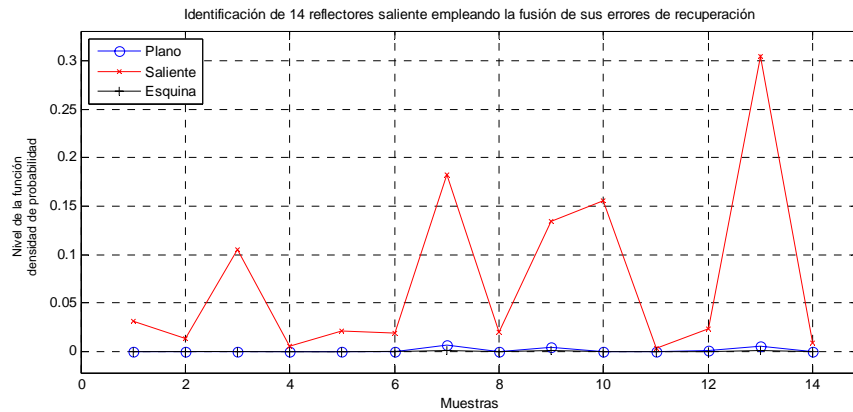


Figura 5.53. Niveles de probabilidad obtenidos durante la identificación de un reflector tipo saliente en 14 direcciones definidas a una distancia de $r=0.7m$ y con un ruido gaussiano de $15\mu s$.

En el caso de un reflector tipo esquina, en la Figura 5.54 se muestran los resultados de la identificación de un conjunto de vectores τ de TDV que tienen agregado un ruido gaussiano de $15\mu s$ de desviación típica. En esta gráfica se puede verificar que el porcentaje de aciertos es del 92%, considerando que las 14 direcciones definidas están localizadas a $r = 0.7m$ del sistema sensor.

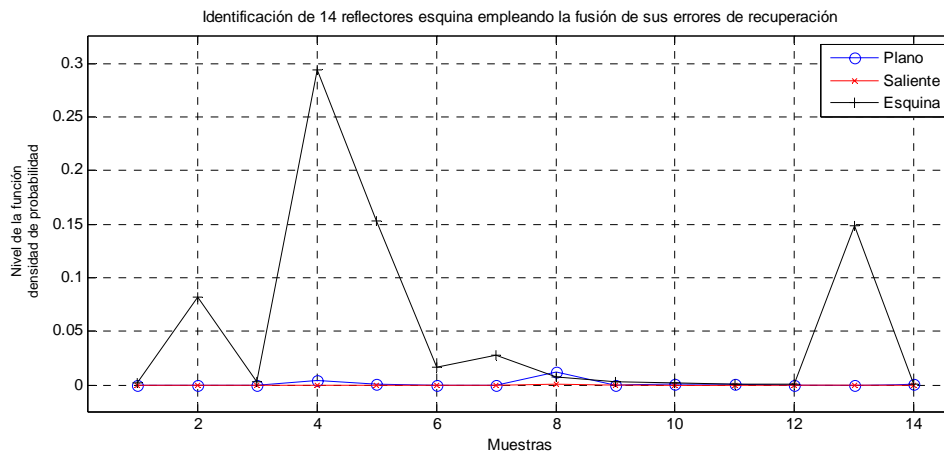


Figura 5.54. Niveles de probabilidad obtenidos durante la identificación de un reflector tipo esquina en 14 direcciones definidas a una distancia de $r=0.7m$ y con un ruido gaussiano de $15\mu s$.

A partir de los resultados obtenidos en estas gráficas se puede concluir que el método aplicado en este apartado, no mejora los resultados obtenidos por la alternativa de clasificación presentada en este capítulo. Sin embargo, este método puede emplearse cuando las medidas de TDV ubicadas dentro del rango definido ($0.5m$ a $1.9m$) y cuando exista un nivel de ruido considerable en las medidas de TDV, superior $15\mu s$ de desviación típica.

5.6. Conclusiones

En este capítulo se ha presentado una metodología para realizar la clasificación y localización de reflectores ultrasónicos básicos (planos, esquinas y salientes) en entornos 3D. El sistema de reconocimiento está basado en la técnica PCA (*Principal Component Analysis*) y tiene como principal tarea identificar y ubicar un reflector empleando como datos de entrada los N TDV extraídos del sistema sensor. A partir de los N TDV se forma el vector τ , el cual se ha utilizado como parámetro de clasificación y localización

Al inicio de este capítulo se han descrito las características más relevantes de esta técnica, la cual comprende dos fases: proceso *off-line* y proceso *on-line*. La primer fase consistió en situar los reflectores en posiciones conocidas para obtener los vectores de TDV, los cuales se han utilizado para caracterizar a cada reflector en un entorno 3D. Durante este proceso se crearon las clases de tipo de reflector, las clases de dirección y las clases de distancia, y para cada una de ellas se obtuvo una matriz de transformación. La segunda fase ha consistido en proyectar y recuperar un nuevo vector de TDV a cada una de las clases consideradas, y posteriormente obtener los distintos errores de recuperación para cada clase. A través de estos errores de recuperación se ha podido determinar la pertenencia o no del objeto a dicha clase.

El algoritmo de clasificación y localización de reflectores se puede resumir en dos fases, la primera ha consistido en determinar el tipo de reflector analizando el vector de TDV, y en la segunda fase se ha realizado la estimación simultánea de la dirección (ángulos de azimut y elevación) y la distancia del reflector identificado.

Se ha comprobado la efectividad de este algoritmo de clasificación y localización basado en la técnica PCA a través de diversas simulaciones en donde se han empleado datos generados por un simulador de TDV. Durante dichas pruebas se ha logrado verificar el comportamiento del algoritmo ante variaciones (con respecto a los patrones de TDV) en distancia y en dirección (azimut y elevación). Así mismo, se ha verificado la eficiencia del algoritmo cuando las medidas de TDV están contaminadas con distintos niveles de ruido.

Al analizar los resultados obtenidos se puede concluir que la eficiencia del sistema de clasificación mejora notoriamente con respecto a otros sistemas, incluso cuando en el

entorno hay niveles de ruido considerables. Así mismo, la estimación de la dirección y distancia del reflector identificado con respecto al sistema sensor se ha realizado de forma correcta, aún cuando las medidas contienen un nivel de ruido de $15\mu\text{s}$ de desviación típica.

Como conclusión general hay que indicar que la alternativa propuesta de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos en entornos 3D ha demostrado dar unos resultados satisfactorios en condiciones con altos niveles de ruido y con variaciones en distancia. Lo que ha permitido estimar de forma precisa el tipo de reflector y su ubicación (dirección y distancia) con respecto al sensor.

6. Pruebas experimentales

En este capítulo se presenta el desarrollo de los distintos bloques de procesamiento que se han propuesto en esta tesis para lograr implementar el sistema de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos en espacios tridimensionales. Para poder evaluar los algoritmos propuestos es necesario disponer de un sistema sensor que permita adquirir y realizar un tratamiento de las señales ultrasónicas. Dicho sistema sensorial debe permitir la transmisión simultánea de las emisiones con múltiples transductores y a su vez, la recepción de las señales ultrasónicas (ecos) captadas por los receptores. La estructura sensorial utilizada se ha construido empleando transductores ultrasónicos comerciales, los cuales tienen un módulo de acondicionamiento de la señal que permite la transmisión de señales codificadas, así como el procesamiento de las señales recibidas.

En primera instancia se presentan los transductores ultrasónicos que se han empleado para construir la estructura sensorial, con los cuales se pueden obtener distintos parámetros de discriminación (TDV, DTDV, amplitud, respuestas impulsivas, etc.). Posteriormente se presentan los distintos bloques de procesamiento asociados a cada transductor, los cuales permitirán procesar los ecos recibidos por la estructura sensorial.

De esta forma, se describe el bloque emisor y el bloque de recepción, siendo este último el que generará los TDV que se emplearán como parámetro de discriminación en el sistema de clasificación y localización de reflectores.

Luego, se presentan una serie de pruebas experimentales que permitirán verificar la eficiencia del sistema de transmisión ultrasónico y los algoritmos de detección de la señal transmitida. En los distintos casos, se asume que, frente a la estructura sensorial, está ubicado en posiciones conocidas un reflector ultrasónico (plano, esquina y saliente).

Finalmente, se presentan algunos resultados obtenidos al procesar los TDV extraídos por la estructura sensorial, los cuales posteriormente son introducidos en el sistema de clasificación y localización para determinar la pertenencia del reflector a alguna de las clases definidas en el capítulo 5. En este caso, se ha ubicado un reflector ultrasónico en algunas de las posiciones del mapa de direcciones y en determinadas distancias con respecto al origen del sistema sensor.

6.1. Transductores ultrasónicos empleados en el sistema sensor

Uno de los objetivos de esta tesis es el tratamiento de la información de forma simultánea después de haber transmitido señales codificadas empleando transductores ultrasónicos comerciales. Para ello, se ha elegido el transductor Polaroid [SensComp, 2007] que se muestra en la Figura 6.1. Este dispositivo electrostático de Polaroid presenta su máximo rendimiento a una frecuencia de funcionamiento de 50kHz, como se puede observar en la Figura 6.2.

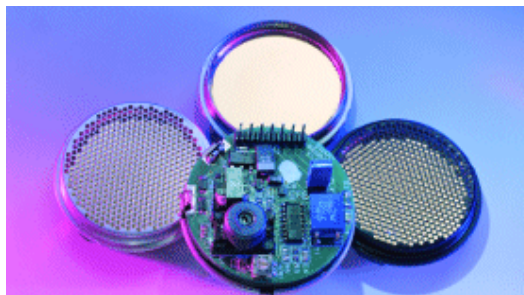


Figura 6.1. Transductor electrostático de Polaroid [SensComp, 2006].

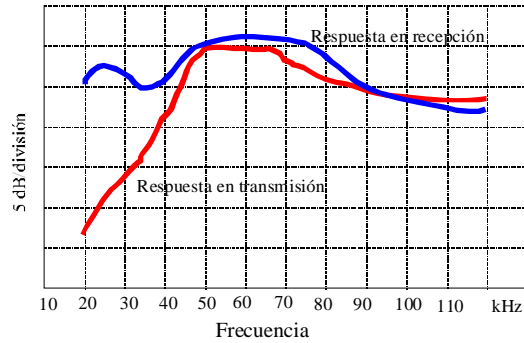


Figura 6.2. Respuesta del transductor en transmisión y recepción [SensComp, 2007].

Por otro lado, en la Figura 6.3 se puede observar el patrón de radiación del transductor seleccionado a la frecuencia referida. En esta gráfica se observa que el lóbulo principal del patrón emisión/recepción tiene una apertura de 15° a cada lado del eje axial del transductor (admitiendo una caída de 30dB con respecto al máximo valor alcanzado sobre el eje axial).

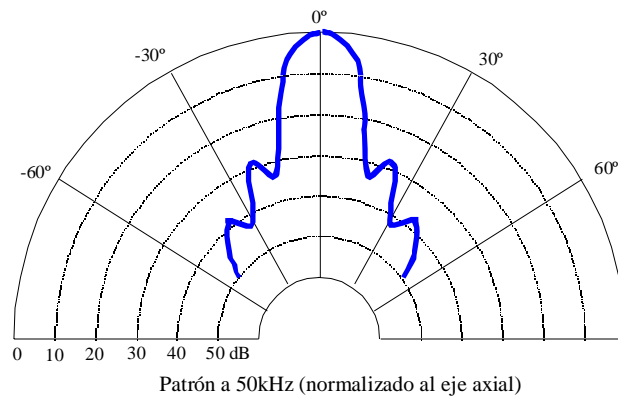


Figura 6.3. Patrón de radiación del transductor Polaroid [SensComp, 2007].

Asociado a cada transductor se ha empleado un módulo de la serie 6500 (6500 SMT *range module*) de Polaroid [SensComp, 2007]. Dicho módulo es una etapa de acondicionamiento (MA – módulo de acondicionamiento) que permite medir distancias hasta 10m, excitando el transductor con un tren de pulsos a una frecuencia de $f_e=50\text{kHz}$. A partir del diagrama de bloques mostrado en la Figura 6.4, el módulo ha sido modificado para poder excitar al transductor con una señal externa $s_e(t)$ (señal codificada con secuencias binarias). El módulo dispone también de un control de ganancia interna que ayuda a reducir la influencia de la atenuación en el aire de las señales ultrasónicas, temporizando la variación de dicha ganancia al activar la señal INIT. Finalmente, la señal recibida por el transductor i después de su amplificación se

puede referir como $s_{ri}(t)$. Este transductor y el módulo de acondicionamiento constituyen el elemento básico que formará la estructura sensorial que será utilizada en las pruebas experimentales.

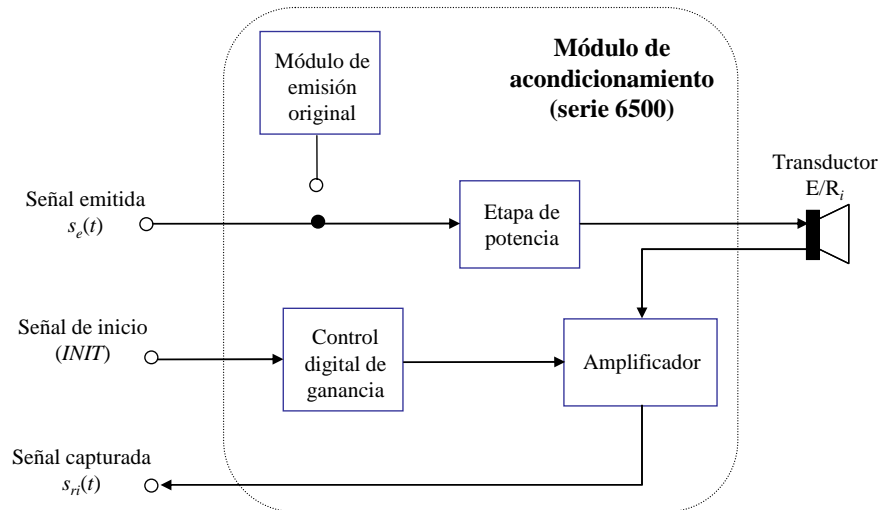


Figura 6.4. Diagrama de bloques del módulo de acondicionamiento (MA) modificada.

6.1.1. Estructura física del sistema sensor

A partir de la estructura sensorial propuesta en el capítulo 3, se ha construido un sistema sensor utilizando como elemento principal el transductor Polaroid referido en el apartado anterior, como se observa en la Figura 6.5. La distancia de separación entre transductores es de $d=10\text{cm}$, lo que permite reducir el problema de correspondencia de ecos. De esta forma, se puede considerar que el patrón de emisión/recepción de todos los transductores es único y está centrado en el origen de la estructura sensorial.

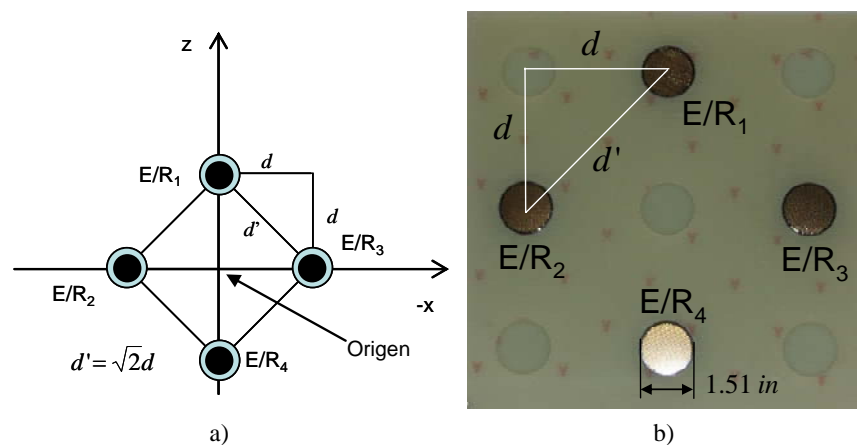


Figura 6.5. Estructura sensorial desarrollada. a) Distribución geométrica del sensor ultrasónico y b) aspecto físico.

Esta estructura sensorial permite obtener información de espacios bidimensionales y tridimensionales debido a sus dos sensores vectores (E/R_1 - E/R_4 y E/R_2 - E/R_3).

6.2. Proceso de bajo nivel asociado a cada transductor

En este apartado se describen detalladamente las distintas etapas que conforman el proceso de bajo nivel asociado a cada transductor de la estructura sensorial, como se muestra en la Figura 6.6. Estos bloques, que describen un conjunto de algoritmos propuestos en el capítulo 4, permitirán realizar la emisión simultánea con todos los transductores del sensor. Así mismo, estas técnicas de bajo nivel permitirán extraer con más precisión los TDV de los ecos captados por el sistema sensor. Cada transductor tiene asignada una macro-secuencia que codifica su emisión. Cada macro-secuencia binaria es construida a partir de la concatenación de las M secuencias de un conjunto complementario M -CSS. Esta nueva secuencia generada puede ser emitida por dicho transductor, considerando para esta tarea un esquema de modulación BPSK, el cual permite adaptar la señal codificada a las características del transductor ultrasónico. Todas estas técnicas de bajo nivel forman parte del bloque emisor asociado al transductor E/R_i , como se puede observar en la Figura 6.6.

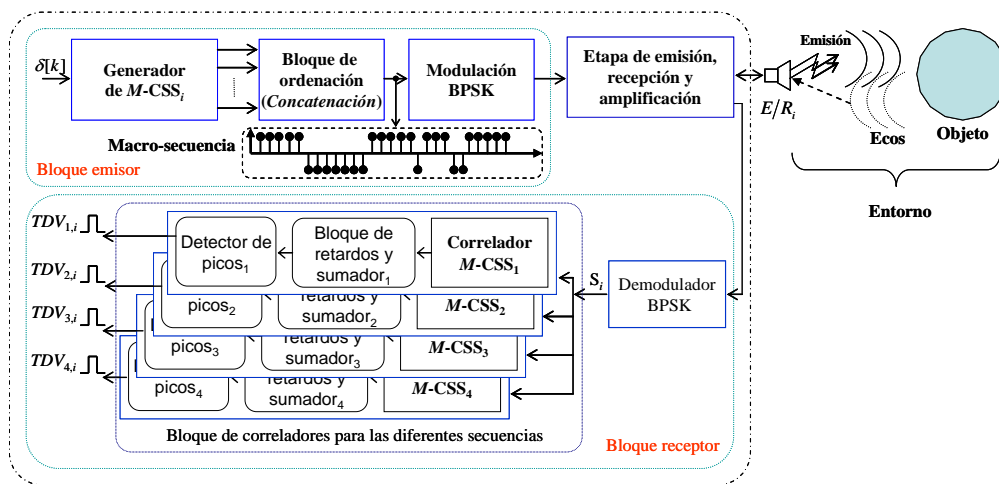


Figura 6.6. Diagrama de bloques del procesamiento de bajo nivel realizado en cada transductor.

En el bloque receptor, después de adaptar y digitalizar las señales ultrasónicas captadas por el transductor, se realiza un procesamiento de la información contenida en dicha señal a través de un demodulador BPSK. Posteriormente se realiza un tratamiento de la señal demodulada con el fin de determinar los instantes de llegada de cada uno de los ecos recibidos. En este caso, la señal referida es correlada simultáneamente por un

conjunto de correladores que permitirán identificar cada una de las macro-secuencias transmitidas por el sistema sensor. Si el sistema sensor transmite cuatro diferentes macro-secuencias, en cada transductor E/R_i se pueden obtener hasta cuatro TDV de los ecos procesados, como se observa en la Figura 6.6. Dichos TDV son validados por un sistema de detección de picos, empleando el algoritmo de umbralización estática descrito en el capítulo 4.

6.3. Pruebas prácticas realizadas con la estructura sensorial para verificar el bajo nivel

Ya que la estructura sensorial utilizada por el sistema de clasificación y localización de reflectores consta de cuatro transductores emisores/receptores, se requieren de cuatro macro-secuencias para codificar la emisión y reducir el grado de interferencia al detectar las señales captadas por el sensor. Para ello, se emplean cuatro conjuntos complementarios de M secuencias similares a los analizados en el capítulo 4. Durante las pruebas se han utilizado cuatro diferentes conjuntos complementarios de $M = 2$ secuencias de longitud $L = 64$ y semillas $\{p_1=1, p_2=3, p_3=38, p_4=40\}$ para construir las macro-secuencias, utilizando el método de ordenación por concatenación. Cada una de las macro-secuencias se ha adaptado empleando una modulación BPSK, empleando para ello un símbolo de modulación con dos ciclos completos de la portadora $f_c=50\text{kHz}$ ($T_e=20\mu\text{s}$) por cada bit de la macro-secuencia.

Plataforma de computación empleada

Después de definir las señales que se han utilizado para codificar la emisión de los transductores, en este apartado se hace una breve descripción del sistema computacional que permite realizar la emisión y recepción simultánea con el sistema sensor. Para ello se describen los módulos del sistema de adquisición que se han empleado para validar los algoritmos de bajo nivel y permitirán extraer la información que será utilizada para clasificar y localizar reflectores en entornos 3D.

En este trabajo se ha empleado una plataforma computacional ACQUITEK [ACQUITEK, 2007] basada en una tarjeta de adquisición de datos PMC-16AISS8AO4, que permite la transmisión y recepción simultánea. Esta tarjeta de adquisición cuenta con ocho canales analógicos de entrada, los cuales tienen una frecuencia de muestreo de

hasta 2.0Mps por canal; y cuatro canales analógicos de salida. El rango de voltajes de los canales de entrada y de salida es de ± 5 , los cuales son controlados por software. En la Figura 6.7 se muestra un diagrama de la plataforma computacional aplicada a la estructura sensorial para realizar el acondicionamiento y adquisición de las señales. Cada uno de los transductores dispone de un módulo de acondicionamiento (MA) basado en el sistema estándar proporcionado por Polaroid [SensComp, 2007] para este tipo de transductores. La señal emitida $s_{ei}[k]$ por el transductor E/R_i tiene asociada una de las macro-secuencias previamente definidas en el apartado anterior, las cuales fueron obtenidas de forma *off-line*. La señal recibida $s_{ri}[k]$ por el transductor E/R_i es amplificada y digitalizada mediante el sistema de adquisición descrito. El módulo de adquisición ha sido configurado para trabajar a una frecuencia de muestreo de $f_s=500\text{kHz}$, sabiendo que la frecuencia de la señal emitida es de $f_e=50\text{kHz}$. Una vez adquiridas las muestras, éstas son guardadas temporalmente en una unidad de almacenamiento para su posterior análisis.

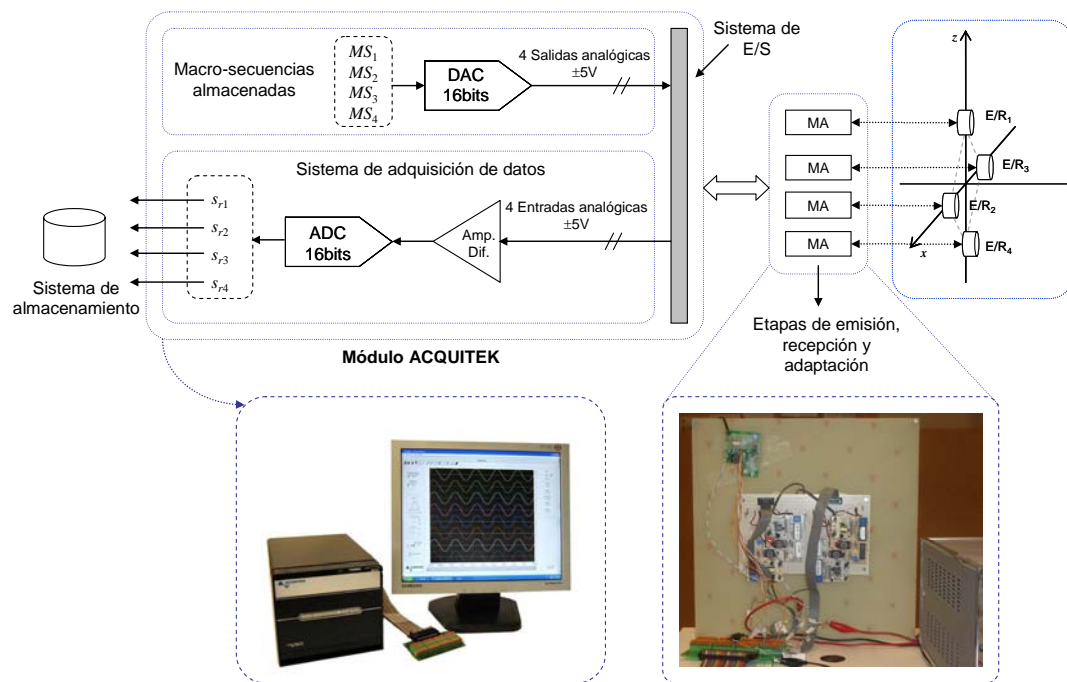


Figura 6.7. Sistema de adquisición de datos [ACQUITEK, 2007].

Una vez configurado el sistema de emisión y recepción ultrasónico, se han realizado algunas pruebas prácticas que permiten validar el sistema sensor en determinadas condiciones preestablecidas. Para definir los TDV medidos en los distintos ejemplos se emplea la siguiente terminología: t_{ij} es tiempo de vuelo medido entre el transductor

emisor i y el transductor receptor j ; y d_{ij} es la distancia recorrida por el eco después de reflejarse en un objeto que involucra al emisor i y al receptor j .

Pruebas experimentales para validar el bajo nivel

En la Figura 6.8 se muestra el primer escenario utilizado, en el cual se asume que un reflector tipo saliente está ubicado sobre el eje axial del sistema sensor a una distancia de 1.06m. Realizando una única emisión con el transductor E/R₁, se han obtenido los resultados mostrados en la Figura 6.9, la Figura 6.10, la Figura 6.11 y la Figura 6.12, que se corresponden con las señales procesadas en los transductores E/R₁, E/R₂, E/R₃ y E/R₄, respectivamente. La Figura 6.9, en su primer gráfica, representa la señal $s_{r1}[k]$ capturada por el transductor E/R₁; en la segunda gráfica se muestran los resultados de la búsqueda de la emisión del transductor E/R₁; en las tres figuras siguientes se muestran los resultados obtenidos al buscar las emisiones de los transductores E/R₂, E/R₃ y E/R₄, respectivamente.

Los resultados arrojados por estas figuras indican que se ha podido identificar la macro-secuencia emitida por el transductor E/R₁ a través del eco recibido, como indica la función de auto-correlación. Así mismo, se observa que la amplitud de las correlaciones cruzadas en busca de las otras macro-secuencias es pequeña en comparación con la auto-correlación.

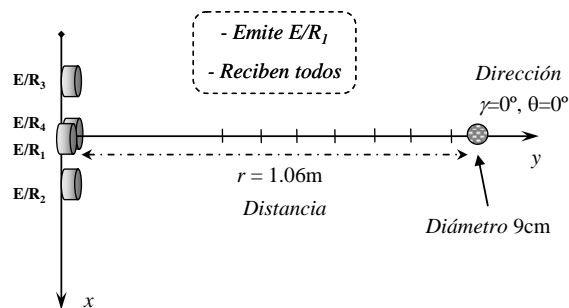


Figura 6.8. Escenario de prueba para verificar el procesamiento de bajo nivel.

Por otra parte, los resultados muestran que el tiempo t_{11} es el más pequeño, los tiempos t_{12} y t_{13} son prácticamente iguales, y el tiempo t_{14} es el más grande, lo que corrobora el escenario presentado por la Figura 6.8.

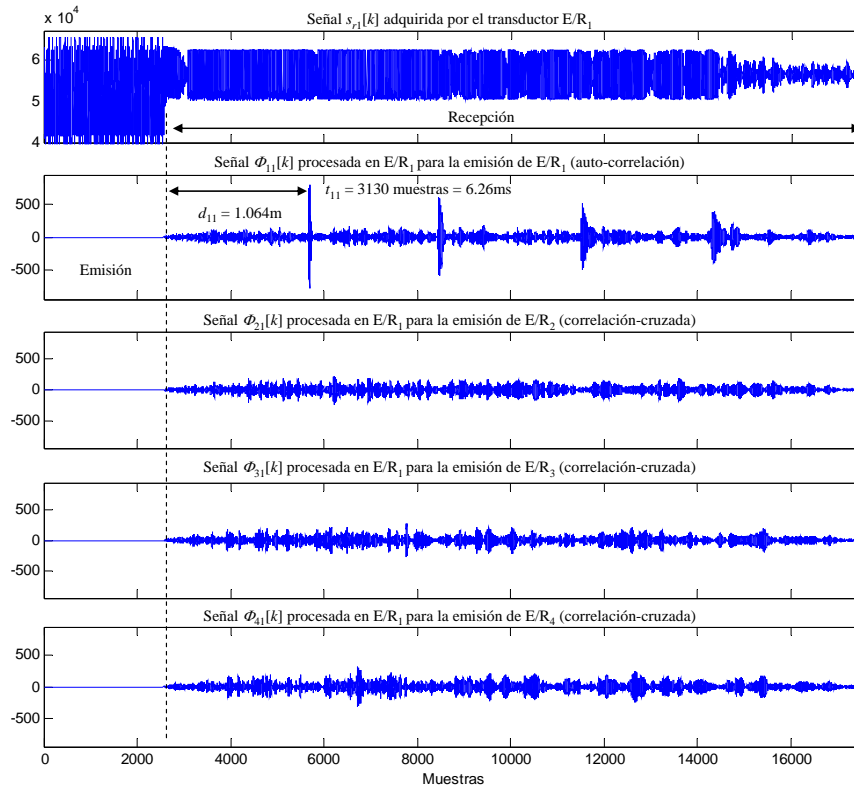


Figura 6.9. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₁ durante la emisión del transductor E/R₁ considerando el escenario de la Figura 6.8.

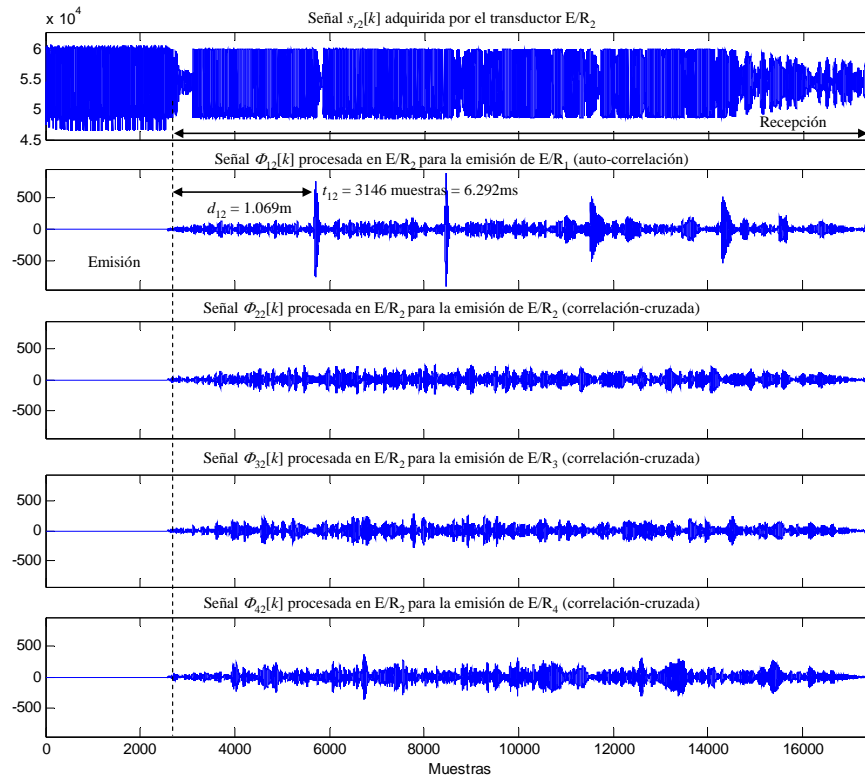


Figura 6.10. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₂ durante la emisión del transductor E/R₁ considerando el escenario de la Figura 6.8

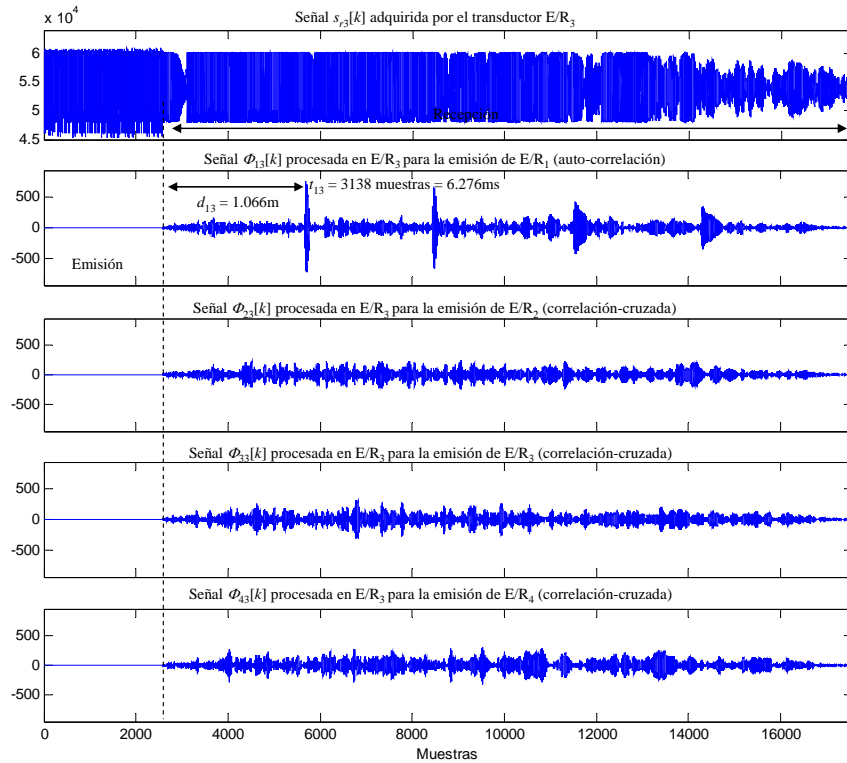


Figura 6.11. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₃ durante la emisión del transductor E/R₁ considerando el escenario de la Figura 6.8.

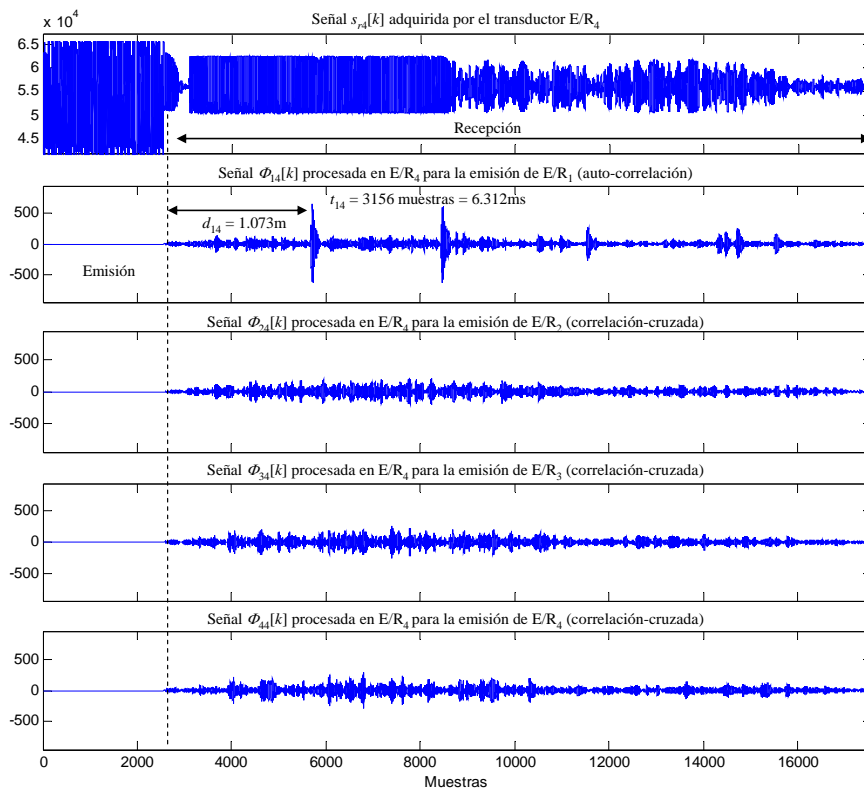


Figura 6.12. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₄ durante la emisión del transductor E/R₁ considerando el escenario de la Figura 6.8.

Realizando una emisión simultánea con los cuatro transductores de la estructura sensorial, en las siguientes figuras se muestran los resultados obtenidos después de procesar las señales captadas por los transductores E/R_1 , E/R_2 , E/R_3 y E/R_4 (véase la Figura 6.13, la Figura 6.14, la Figura 6.15 y la Figura 6.16, respectivamente). En la primer gráfica de la Figura 6.13 se representa la señal capturada $s_{r1}[k]$ por el transductor E/R_1 ; y en las siguientes cuatro gráficas de esta figura se muestran los resultados de la búsqueda de la emisión del transductor E/R_1 , E/R_2 , E/R_3 y E/R_4 , respectivamente. En estas gráficas se puede verificar que se han detectado las cuatro macro-secuencias transmitidas simultáneamente al procesar los ecos recibidos en los distintos transductores. Además, se puede observar que la amplitud de los picos de correlación obtenidos es más pequeña, en comparación con el escenario anterior donde emite sólo un transductor. Esta reducción de la amplitud se debe principalmente a que la correlación cruzada entre secuencias no es nula. Por otra parte, a través de los 16 TDV obtenidos se puede comprobar la detección correcta del reflector así como la estimación de la distancia r a la cual se encuentra.

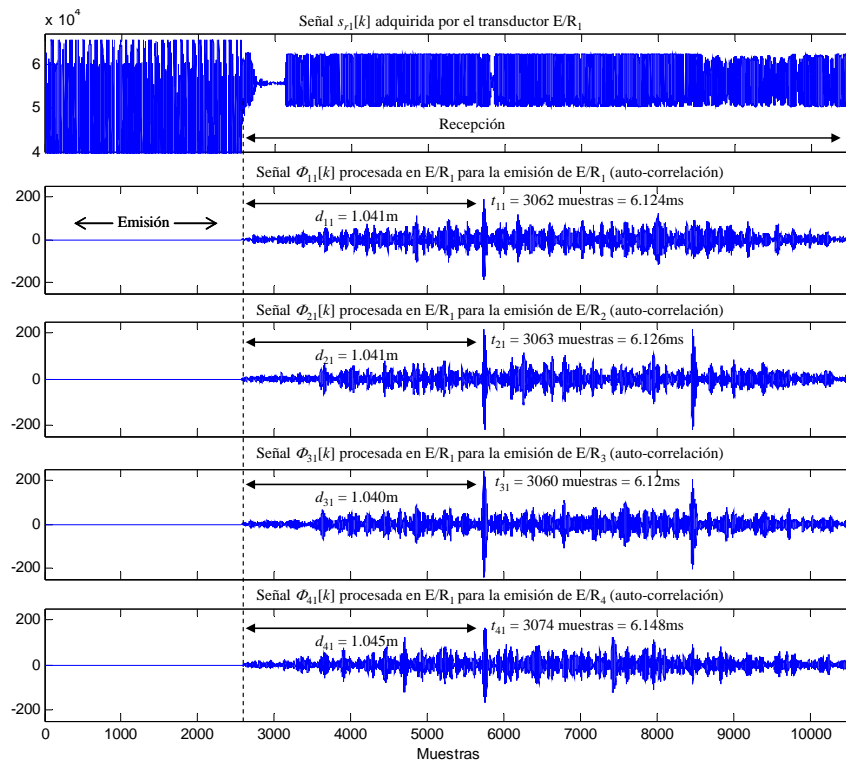


Figura 6.13. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_1 durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.8.

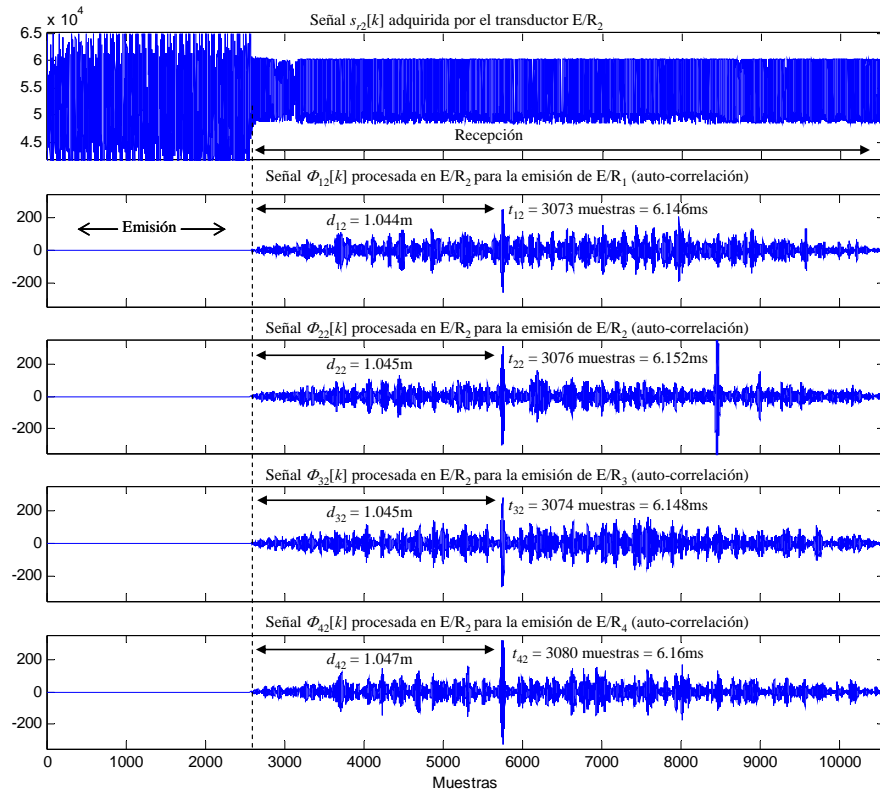


Figura 6.14. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₂ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.8.

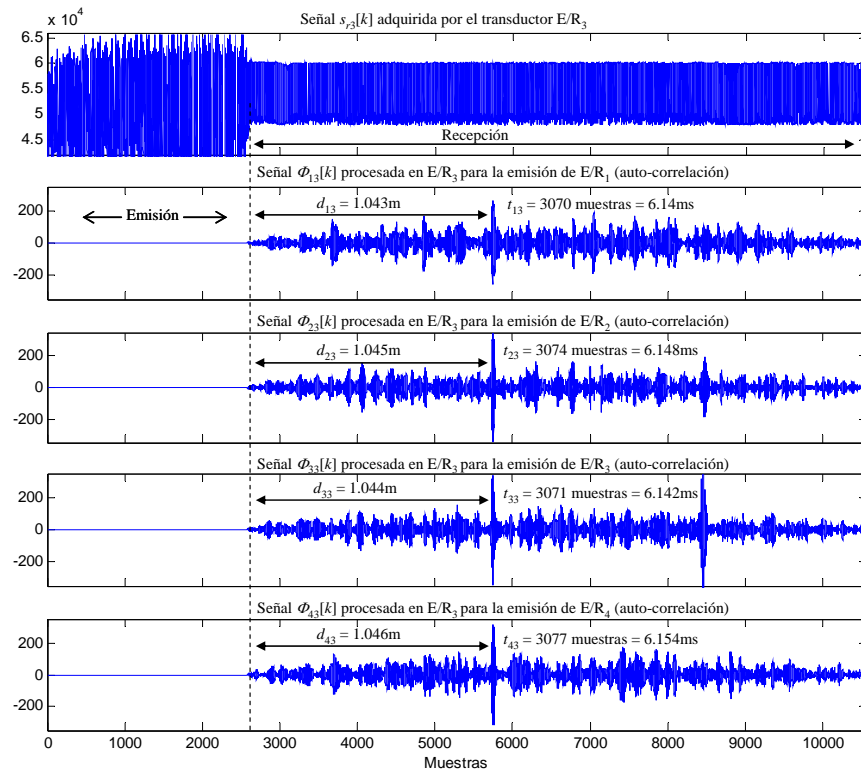


Figura 6.15. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₃ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.8.

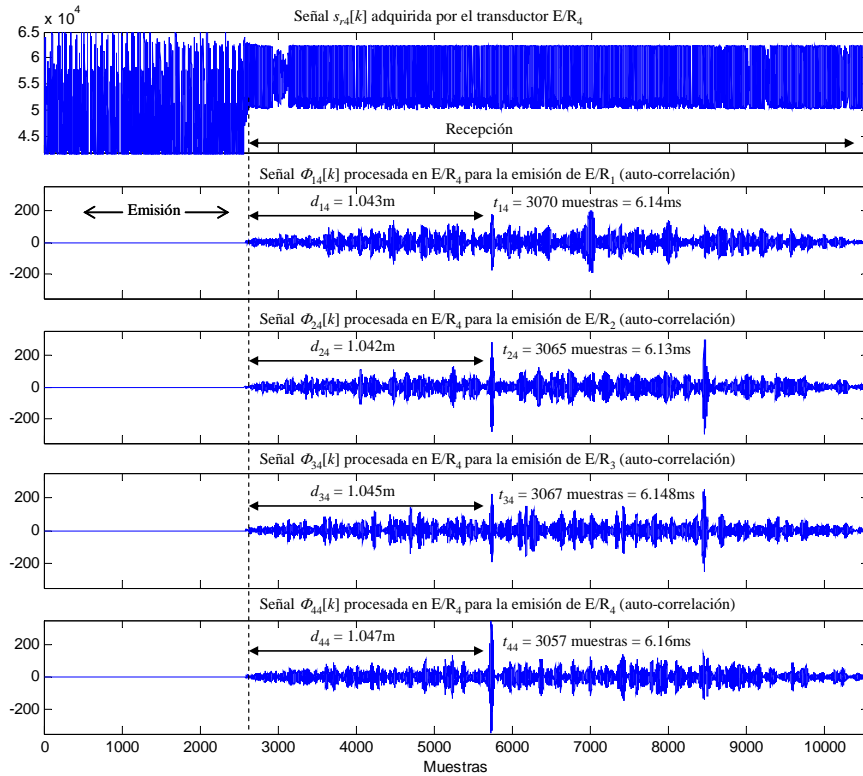


Figura 6.16. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_4 durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.8.

A continuación, en la Figura 6.17, se presenta otro escenario de prueba en el cual el reflector tipo saliente ha sido separado del eje axial del sensor una distancia de 5cm, como se puede observar en la figura referida. Los resultados muestran de nuevo la detección correcta del reflector mencionado a una distancia de 1.21m del sistema sensor, como se observa en la Figura 6.18, la Figura 6.19, la Figura 6.20 y la Figura 6.21. Los resultados muestran que los tiempos t_{43} y t_{44} son los más pequeños o distancia más corta, el tiempo t_{42} se corresponde con la distancia más lejana y el tiempo t_{41} tiene un valor intermedio entre el valor tiempo máximo y mínimo obtenido, lo que comprueba el escenario mostrado por la Figura 6.17.

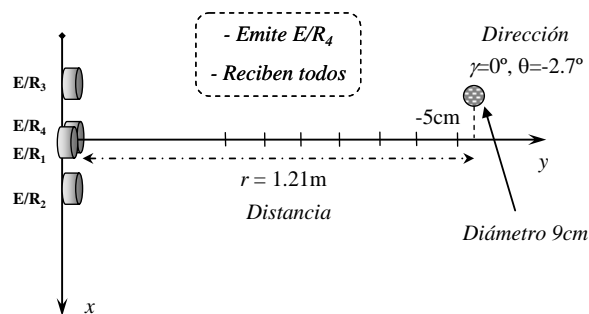


Figura 6.17. Segundo escenario de prueba para verificar el procesamiento de bajo nivel.

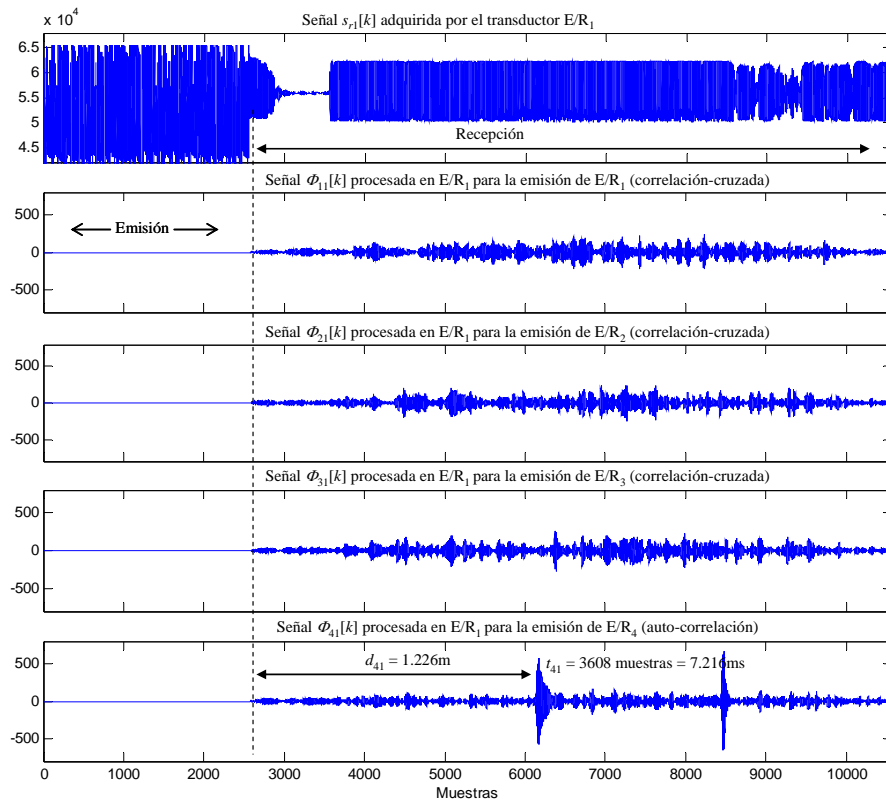


Figura 6.18. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_1 durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.17.

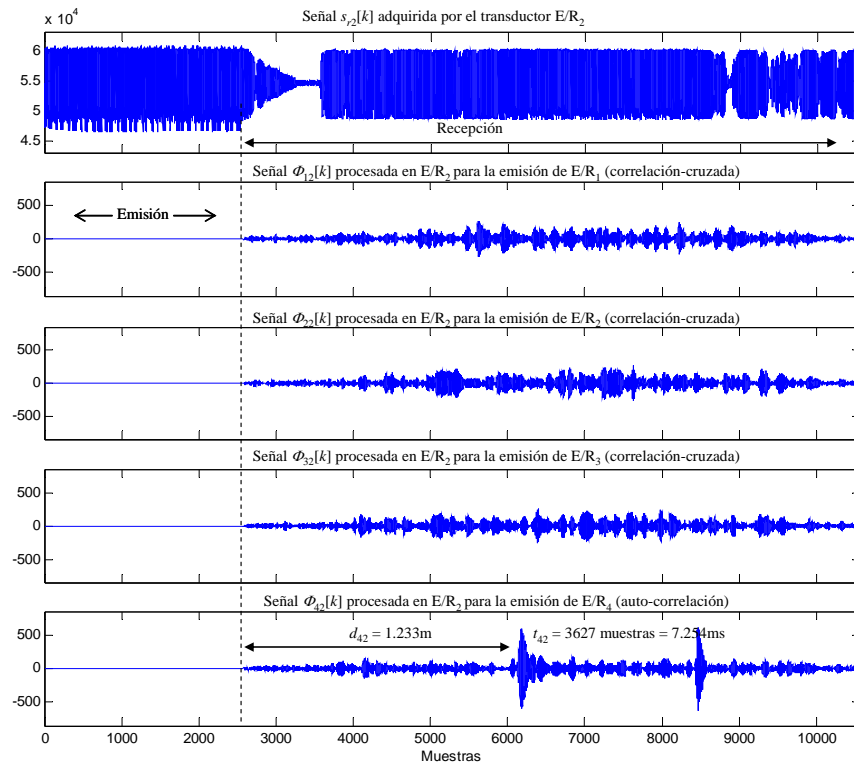


Figura 6.19. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_2 durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.17.

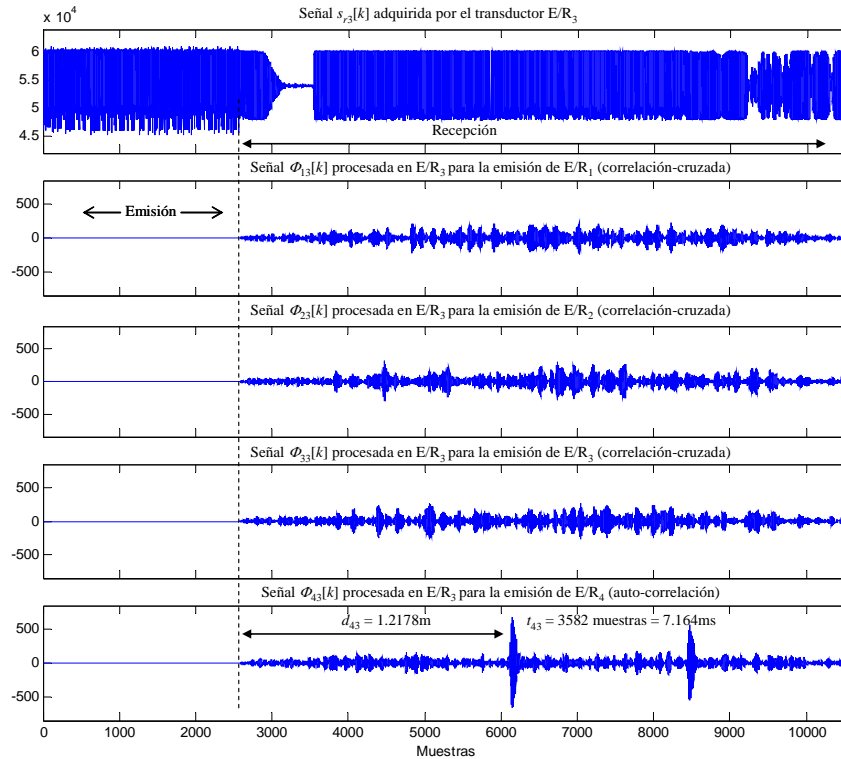


Figura 6.20. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₃ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.17.

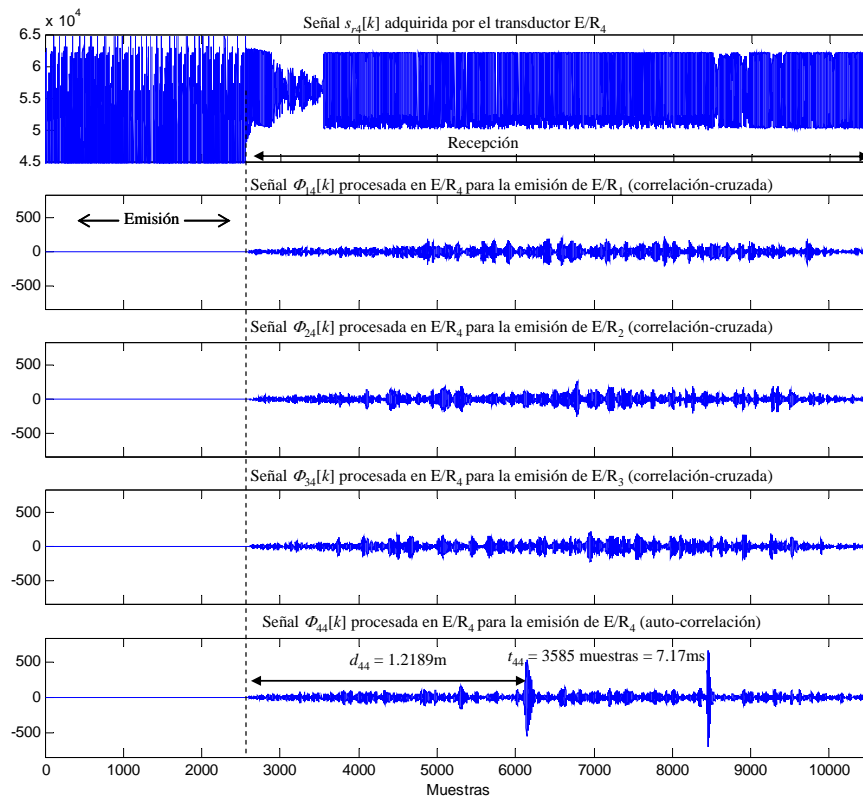


Figura 6.21. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₄ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.17.

En las Figura 6.23, Figura 6.24, Figura 6.25 y Figura 6.26 se muestran los resultados obtenidos al procesar las señales captadas por E/R₁, E/R₂, E/R₃ y E/R₄ después de realizar una emisión simultánea con todos los transductores del sistema sensorial, considerando el escenario de la Figura 6.22. En la Figura 6.23 se muestra la señal capturada $s_{r1}[k]$ por el transductor E/R₁ y los resultados obtenidos para la búsqueda de las cuatro macro-secuencias transmitidas por los distintos transductores (E/R₁, E/R₂, E/R₃, E/R₄) de la estructura sensorial. Los resultados obtenidos muestran la detección correcta del reflector a la distancia señalada en el escenario de la Figura 6.22 considerando la transmisión simultánea con todos los transductores. Así mismo, se puede verificar que los tiempos t_{11} , t_{33} y t_{44} tienen valores muy similares, y t_{22} se corresponde con el valor más grande obtenido, confirmando la posición del reflector.

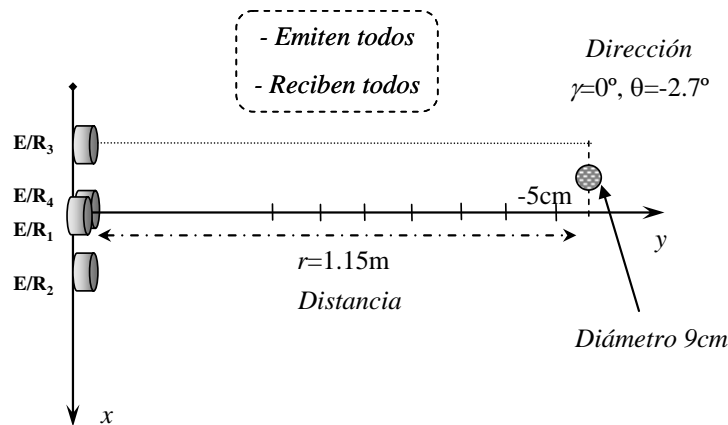


Figura 6.22. Segundo escenario de prueba con la transmisión simultánea de todos los transductores.

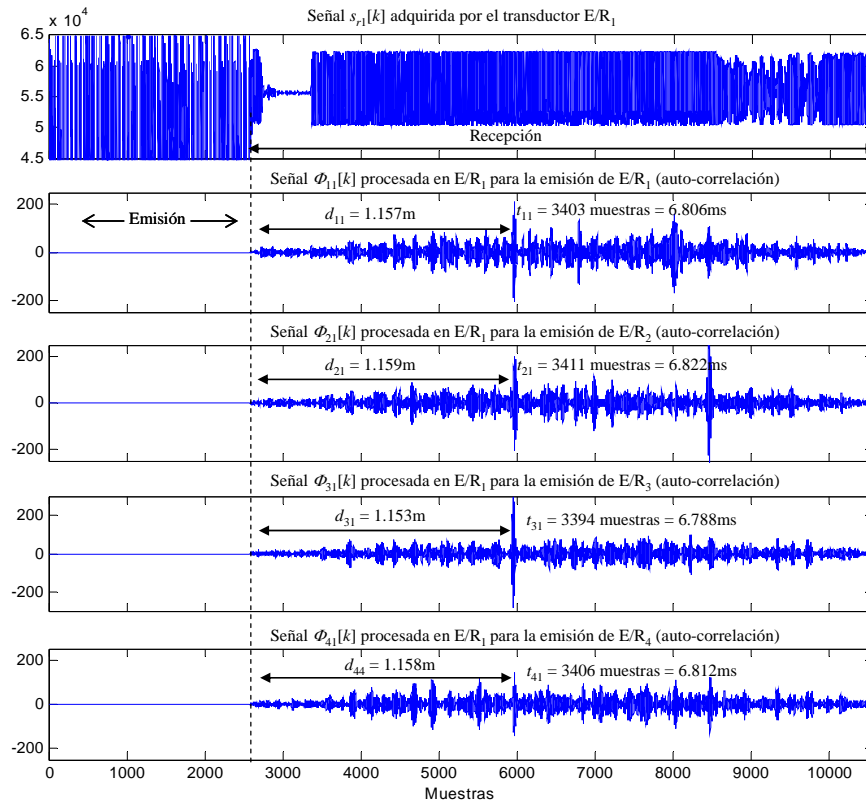


Figura 6.23. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₁ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.22.

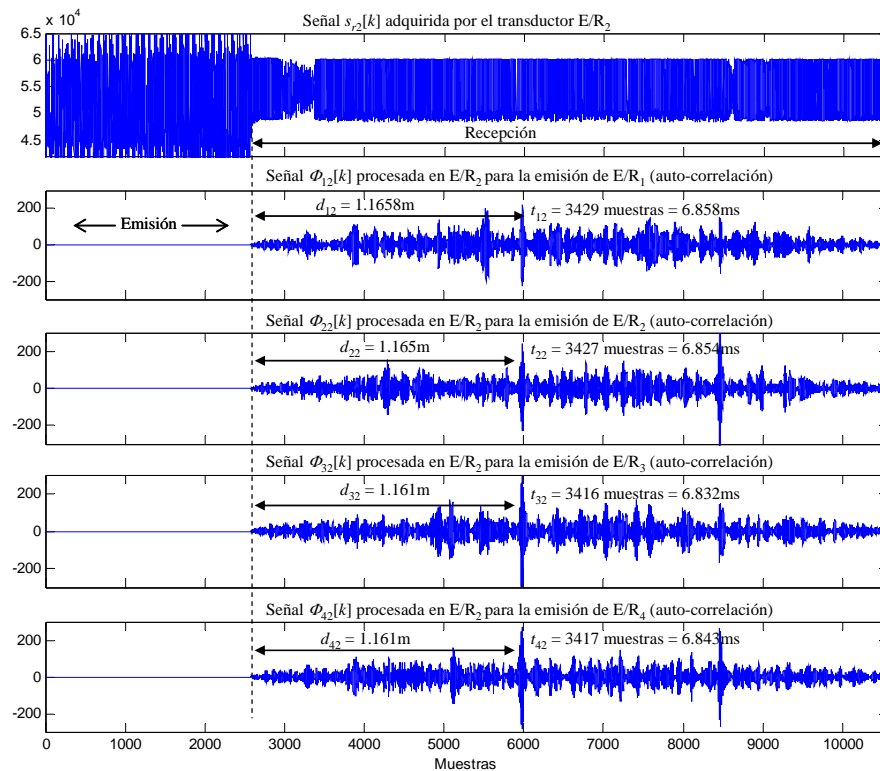


Figura 6.24. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₂ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.22.

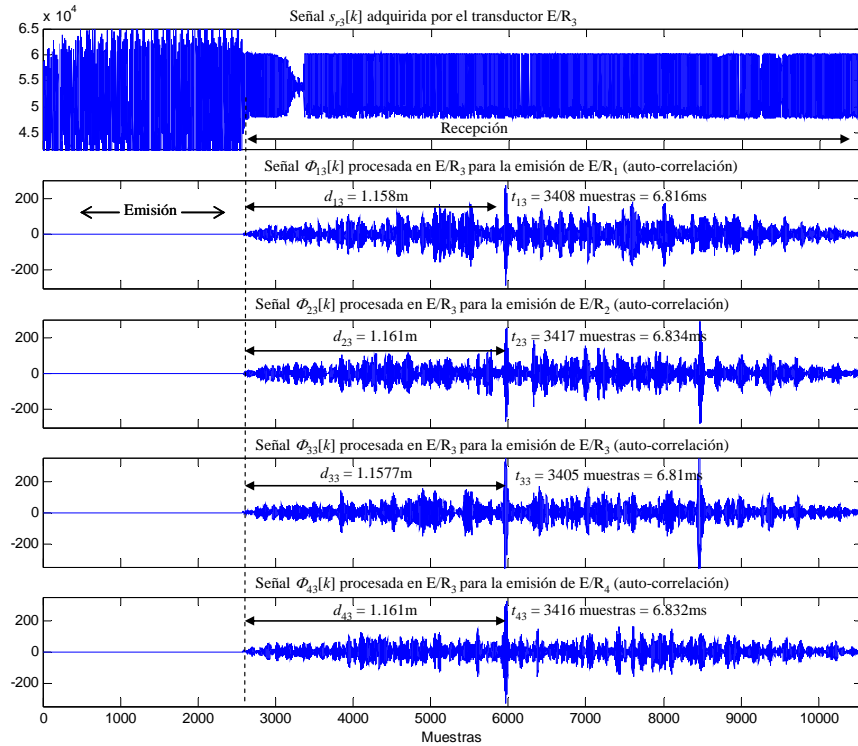


Figura 6.25. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₃ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.22.

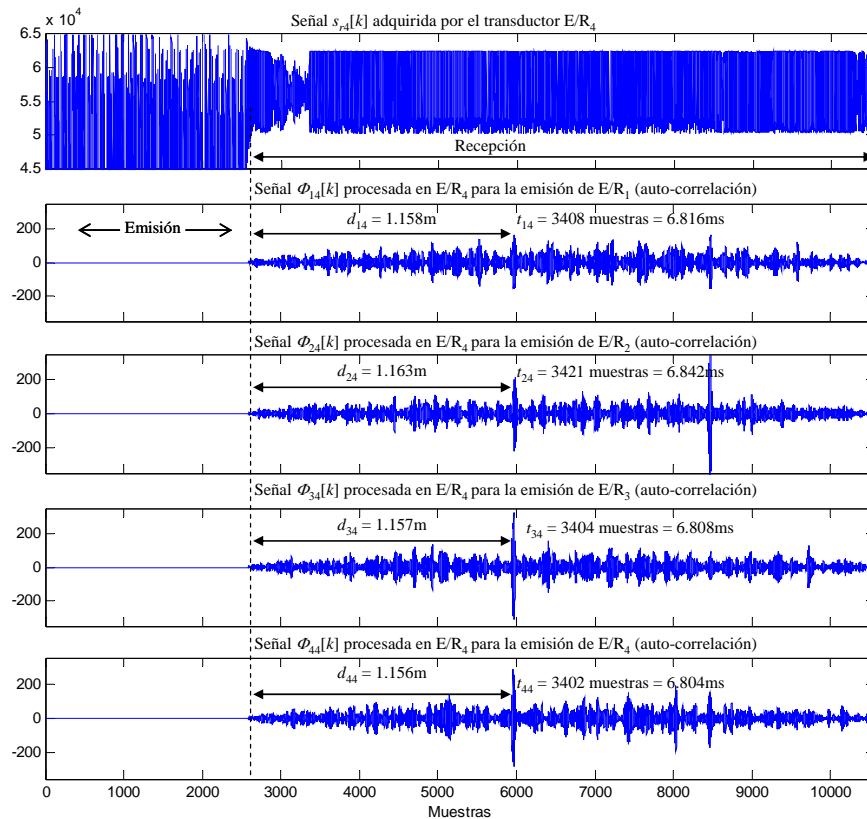


Figura 6.26. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R₄ durante la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.22.

En la Figura 6.27 se muestra otro escenario de prueba con un reflector ubicado a una distancia $r=1.245\text{m}$, el cual ha sido dispuesto de forma contraria a lo mostrado por la Figura 6.22, para probar la simetría de las medidas obtenidas por el sistema sensorial. Los TDV estimados a partir de cada una de las señales recibidas (véanse las Figura 6.28, Figura 6.29, Figura 6.30 y Figura 6.31), confirman la posición del reflector con respecto al sistema sensor de acuerdo con el escenario propuesto. Además de lograr detectar el objeto, se ha estimado la distancia del mismo según los valores obtenidos en los TDV. En este caso, se comprueba que el tiempo t_{33} se corresponde con la posición más alejada.

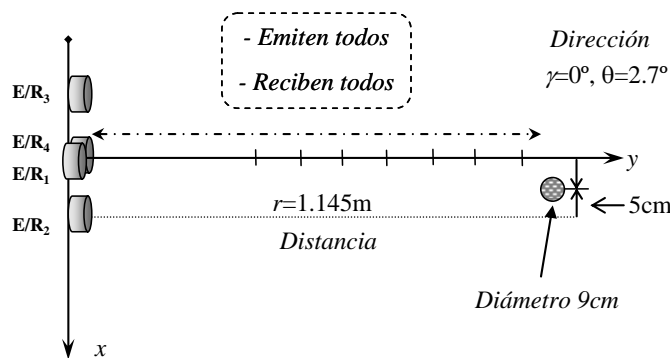


Figura 6.27. Escenario de prueba para verificar la simetría en las medidas del sistema sensorial.

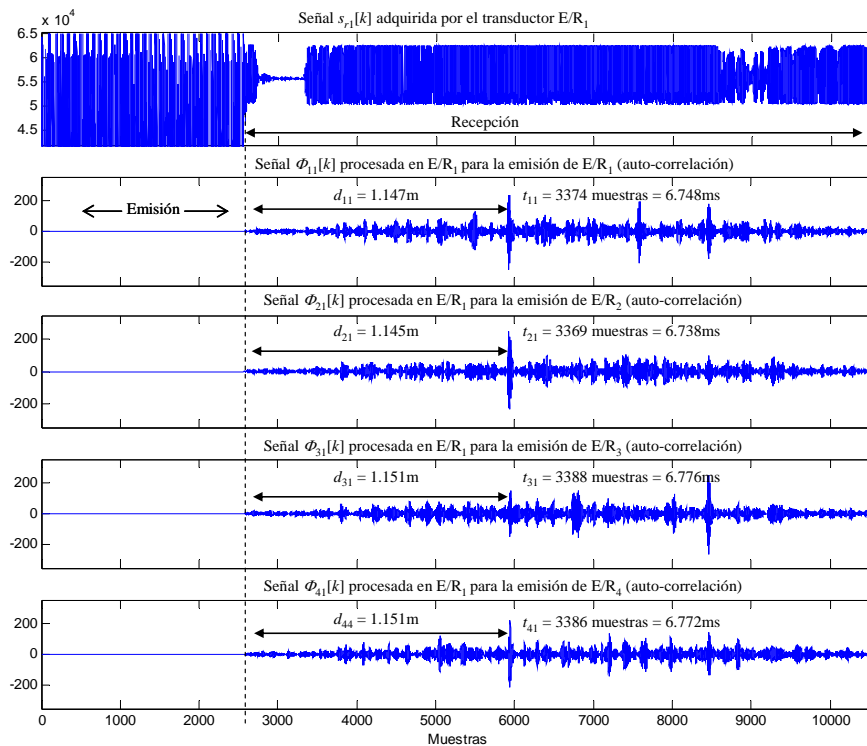


Figura 6.28. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R1 con la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.27.

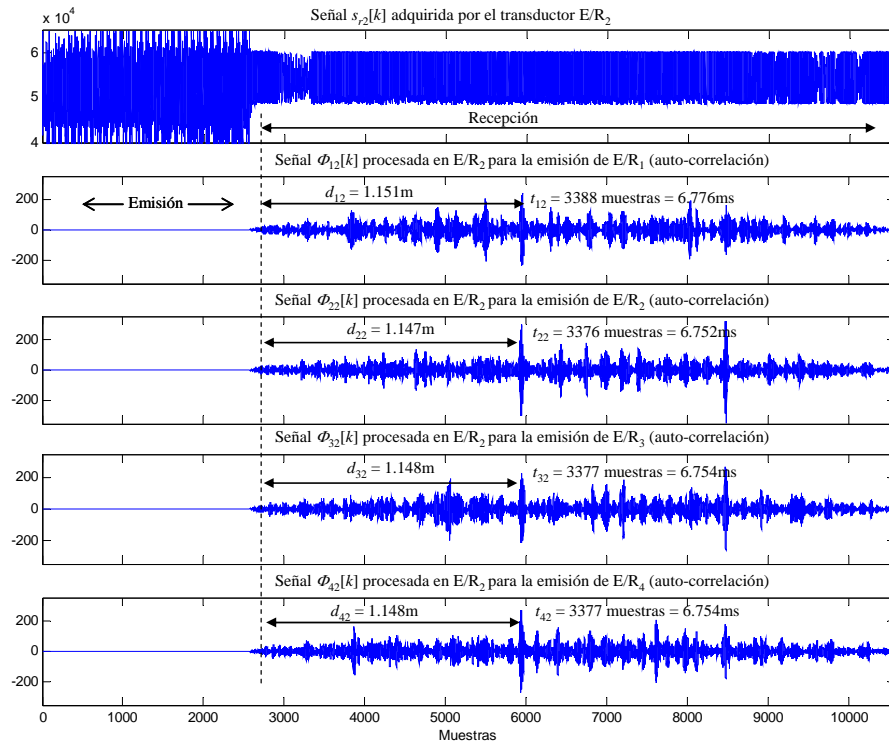


Figura 6.29. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_2 con la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.27.

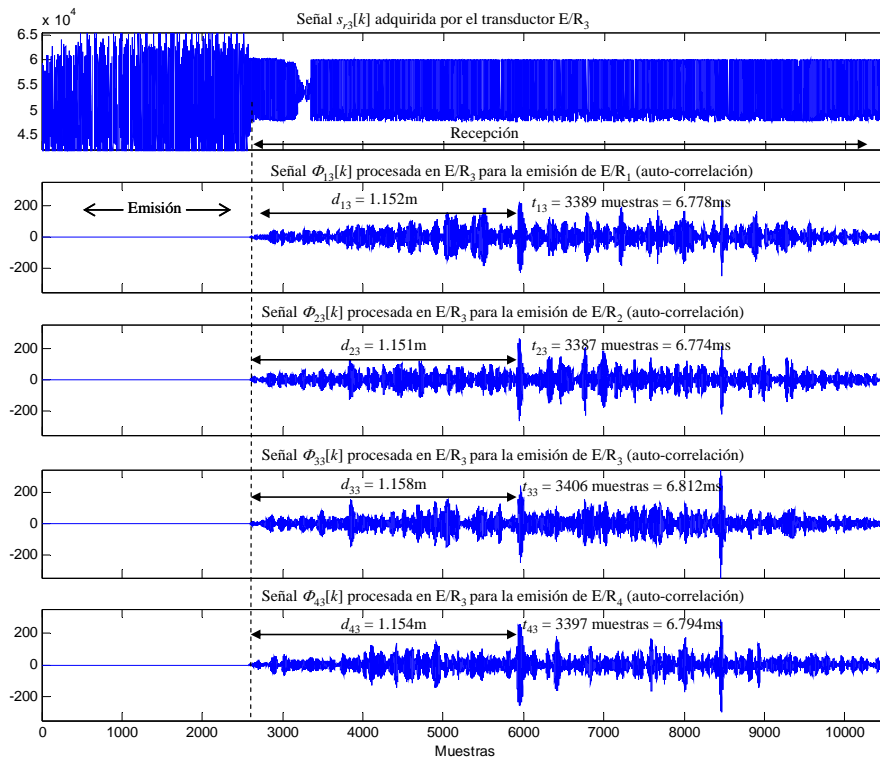


Figura 6.30. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_3 con la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.27.

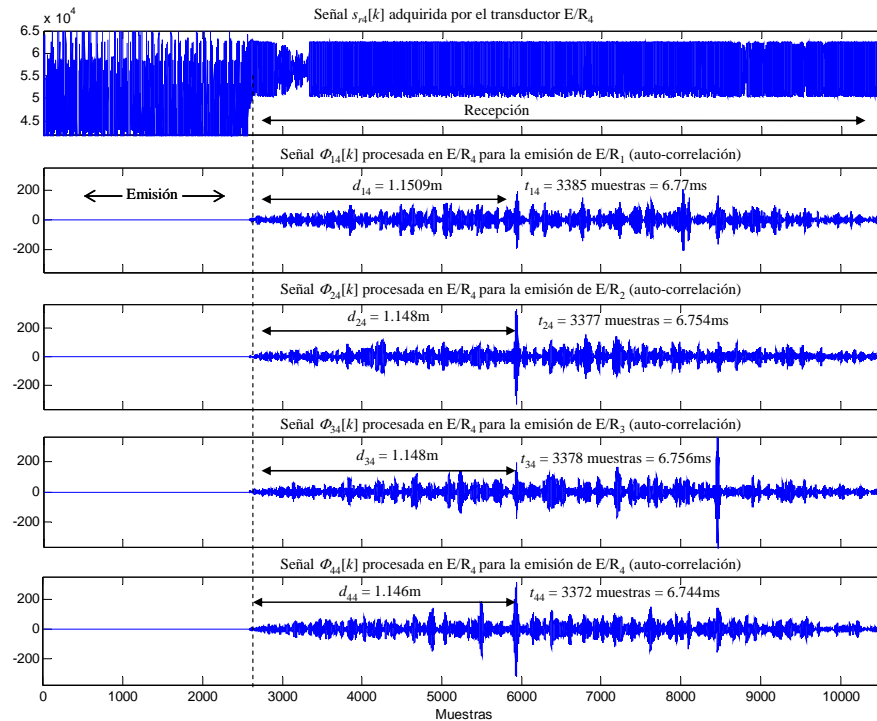


Figura 6.31. Resultados obtenidos al procesar la señal recibida en el transductor E/R_4 con la emisión simultánea de todos los transductores considerando el escenario de la Figura 6.27.

6.3.1. Estudio sobre la separación mínima entre ecos

En este apartado se realiza un estudio para conocer la separación mínima que puede existir entre dos ecos provenientes de distintos objetos, de forma que el sistema de detección de picos de correlación permita validar o no dichas señales. Este estudio ayuda a determinar el tamaño mínimo de la ventana de análisis del algoritmo de detección de máximos locales, para evitar validar como picos de correlación los lóbulos laterales producidos por la modulación o por el limitado ancho de banda del transductor [Álvarez, 2005] [Hernández, 2003].

Estos efectos pueden evitar que se validen dos señales recibidas asociadas a dos objetos distintos muy cercanos entre sí, ó que éstas provengan de un mismo objeto de naturaleza compleja. Ante esta situación, la ventana de análisis F_o tiene que tener una anchura mínima de $\frac{1}{2}Sb$ (número de muestras del símbolo de modulación), de forma que se puedan suprimir los ecos falsos provenientes de los lóbulos secundarios de la demodulación incoherente [Álvarez, 2005]. De esta forma, el sistema será capaz de detectar de forma independiente los ecos que provengan de dos reflectores distintos cuya separación mínima sea F_o , que en nuestro caso será de 61 muestras

(aproximadamente 2cm) considerando una frecuencia de muestreo de $f_s=500\text{kHz}$ y una frecuencia de emisión de $f_e=50\text{kHz}$. Para conocer la separación mínima que puede existir entre dos ecos provenientes de dos reflectores ultrasónicos localizados en el entorno de forma que el sistema sensor desarrollado pueda detectar a ambos, se han situado a una distancia $r=1.20\text{m}$ con respecto al eje axial del sensor dos reflectores tipo saliente, como se observa en la Figura 6.32. En la Figura 6.33 se observa cómo al procesar la señal recibida $s_{r4}[k]$ en el transductor E/R₄ en busca de su propia emisión se logran detectar dos picos de correlación asociados a dos reflectores tipo saliente, los cuales están separados una distancia de 11cm (véase la Figura 6.32.a) como se corrobora en la ampliación de la gráfica.

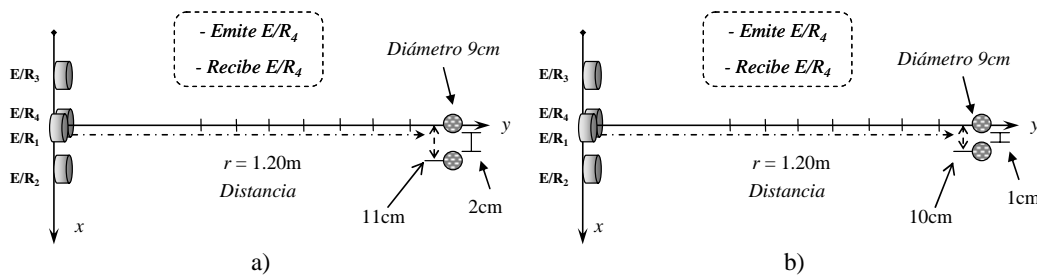


Figura 6.32. Escenario de prueba para verificar la separación mínima entre ecos.

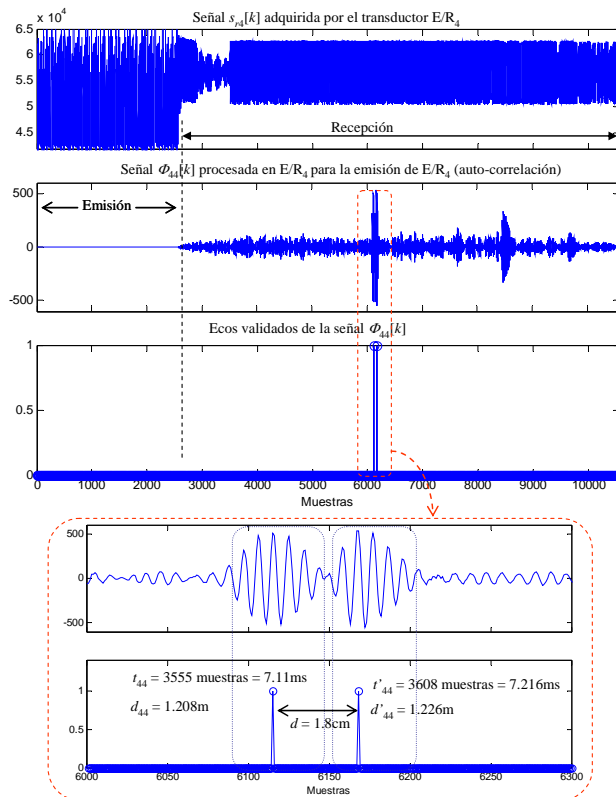


Figura 6.33. Resultados obtenidos para el escenario de prueba considerado en la Figura 6.32.a.

Sin embargo, cuando la distancia que existe entre los reflectores se reduce a 10cm (véase la Figura 6.32.b) sólo uno de los ecos recibidos puede ser validado, como se puede observar en la Figura 6.34.

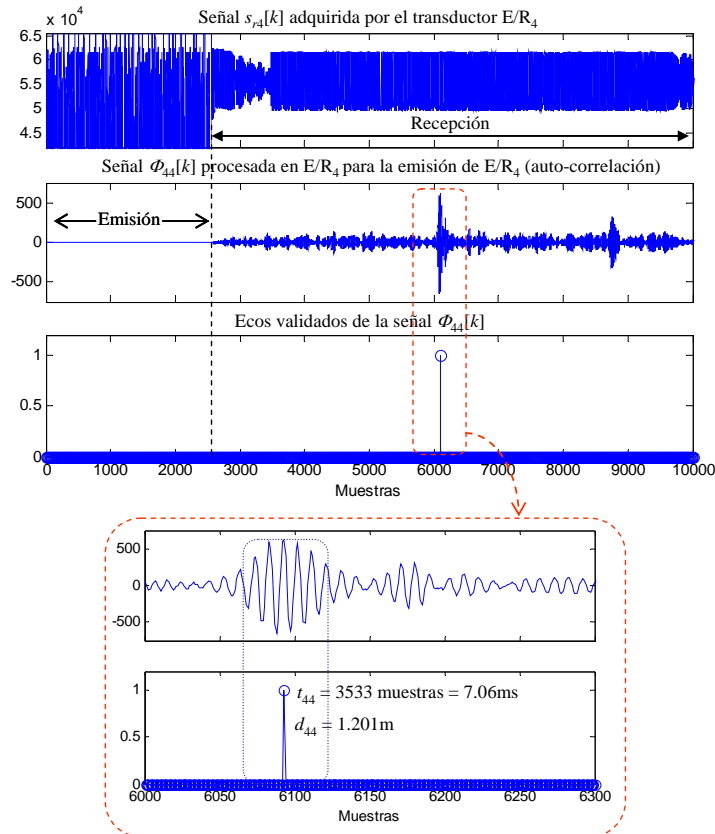


Figura 6.34. Resultados obtenidos para el escenario de prueba considerado en la Figura 6.32.b.

6.3.2. Detección de reflectores en la zona ciega

En los sistemas sensoriales que emplean un mismo transductor para trabajar como emisor y receptor aparece un fenómeno que se conoce como zona ciega del transductor. Este efecto se produce debido a que la emisión se acopla al circuito de recepción produciendo interferencia y saturación, lo que impide detectar los reflectores que se encuentren localizados dentro de esta zona. En la Figura 6.35.a se presenta, a modo de ejemplo, un diagrama de la ubicación de la zona ciega y la zona de medida de un reflector ultrasónico. La distancia mínima r_{\min} que define la amplitud de la zona ciega se determina a través de:

$$r_{\min} = \frac{c \cdot t_e}{2} \quad (6-1)$$

Donde c es la velocidad de propagación del sonido (343 m/s a 20°C); y t_e es el tiempo necesario para realizar la emisión ultrasónica.

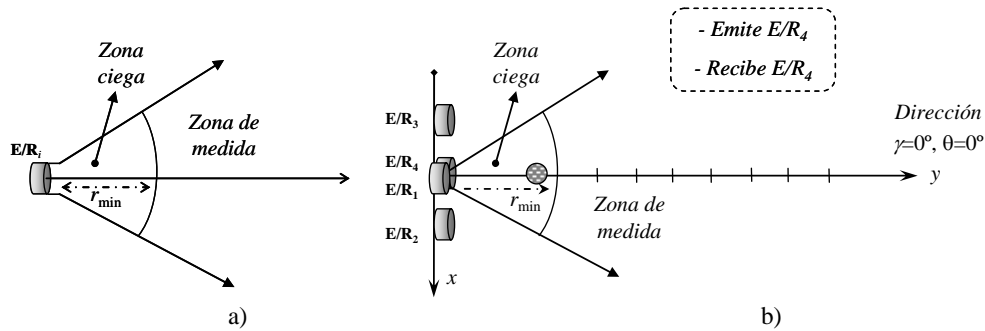


Figura 6.35. a) Diagrama de la zona cercana y lejana de un transductor emisor/receptor y b) Escenario de prueba para la detección de un reflector en la zona ciega.

Al emplear macro-secuencias para codificar la emisión de un transductor, en el bloque receptor se puede captar y estimar la emisión acoplada desde el inicio de la transmisión. En el caso de existir un reflector en la zona ciega, el eco reflejado es captado por el transductor junto con la emisión acoplada y posteriormente discriminado aunque esté solapado con la señal transmitida, y que además se halla perdido una parte de la señal transmitida. En las Figura 6.36, Figura 6.37 y Figura 6.38 se muestran los resultados obtenidos después de considerar el escenario de prueba de la Figura 6.35.b, donde un reflector ha sido ubicado a distintas distancias r_{\min} {0.41m, 0.21m, 0.17m} en la zona ciega.

Se puede observar en las tres figuras cómo el eco recibido y la emisión acoplada se solapa en la señal adquirida por el transductor, lo que no impide la determinación del eco recibido. En la Figura 6.36, el eco 1 se corresponde con el reflector ubicado a una distancia de 0.41m y los posteriores ecos validados son generados por múltiples reflexiones entre el reflector y el sensor. Cabe mencionar que en estas gráficas no aparecen los picos de correlación correspondientes a la emisión acoplada debido a que ésta se eliminó de la señal procesada. Este intervalo de emisión está determinado por la longitud de la macro-secuencia L_{MS} , por el símbolo de modulación Sb y el periodo de muestreo T_s utilizado en la adquisición.

De los resultados obtenidos en la Figura 6.39 se puede concluir que un reflector puede ser detectado incluso cuando éste se adentra aún más en la zona ciega del transductor. El

límite práctico que el sistema permite para las condiciones establecidas en las pruebas es de 17cm.

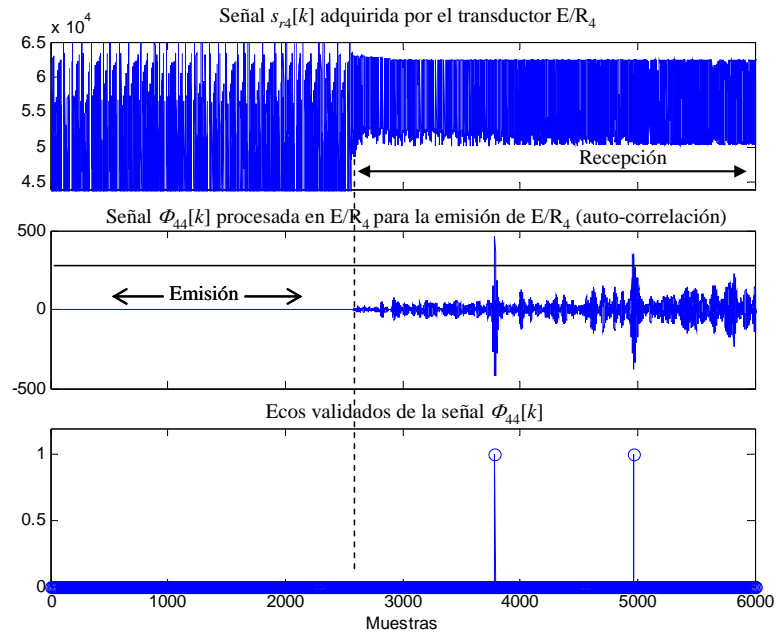


Figura 6.36. Resultados obtenidos para un reflector localizado a una distancia de 41cm sobre el eje axial del sensor considerando el escenario de la Figura 6.35.b.

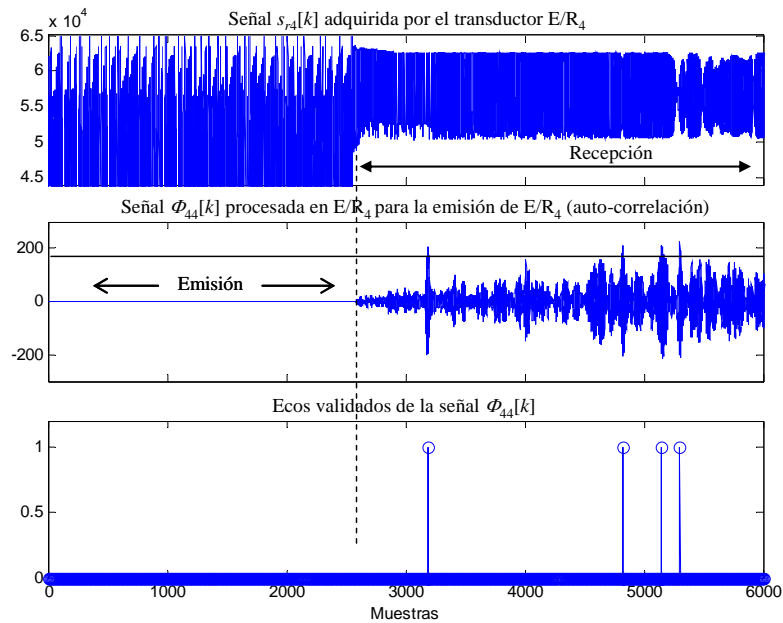


Figura 6.37. Resultados obtenidos para un reflector localizado a una distancia de 21cm sobre el eje axial del sensor considerando el escenario de la Figura 6.35.b.

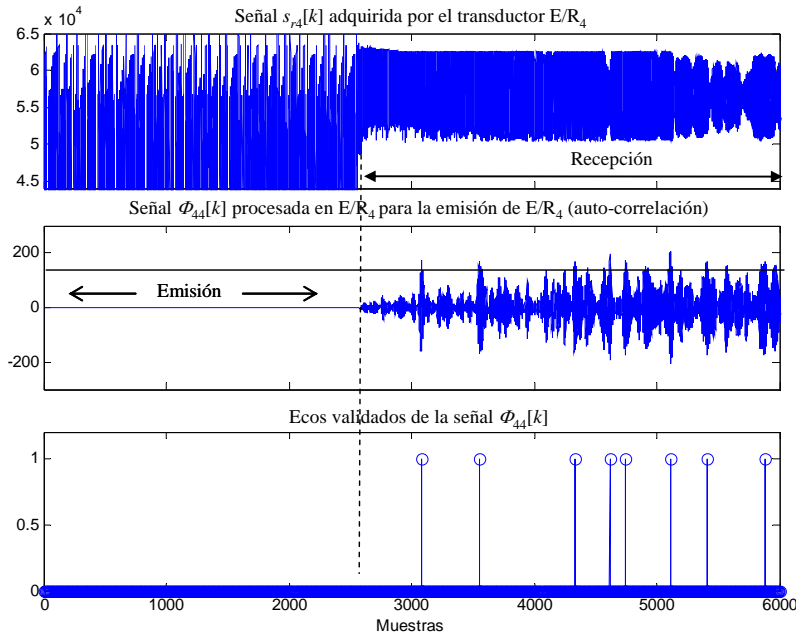


Figura 6.38. Resultados obtenidos para un reflector localizado a una distancia de 17cm sobre el eje axial del sensor considerando el escenario de la Figura 6.35.b.

Estos resultados se obtienen debido a que las propiedades de auto correlación y correlación cruzada de las macro-secuencias se mantienen, ya que éstas se pueden detectar incluso si se pierde más de la mitad de la información transmitida. En la Figura 6.39 se muestra un análisis que se realizó para determinar los niveles de *bound* de auto-correlación y correlación cruzada cuando se pierde una parte de las macro-secuencias durante la transmisión. En esta gráfica se puede observar que las propiedades de las macro-secuencias se mantienen, aún cuando se pierde más de la mitad de la señal. Para esta prueba se ha utilizado una macro-secuencia construida por concatenación a partir de un conjunto 4-CSS de $M=4$ secuencias de longitud $L=256$.

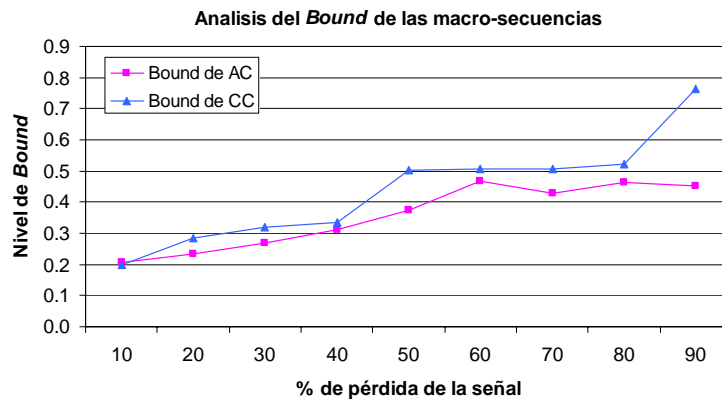


Figura 6.39. Análisis de las propiedades (*bound*) de las macro-secuencias considerando distintos niveles de pérdida de la señal transmitida.

6.3.3. Precisión en la determinación de los TDV

Un estudio que presenta gran interés en esta tesis está relacionado con la precisión con que se determinan los tiempos de vuelo (TDV) a través del sistema sensor. La resolución mínima con que se puede obtener una muestra está relacionada principalmente con la frecuencia de muestreo f_s en la adquisición. Si la señal recibida por el transductor es adquirida a una frecuencia de $f_s=500\text{kHz}$, cada muestra de dicha señal es obtenida después de un tiempo $T_s=2\mu\text{s}$. De esta forma, si la velocidad del ultrasonido es de 343m/s , la distancia recorrida por el ultrasonido entre dos muestras consecutivas es de 0.68mm y el error estaría acotado a la mitad (0.34mm).

En este apartado se ha realizado un estudio estadístico que permite verificar la precisión en la determinación de los TDV con la estructura sensorial implementada. Para este estudio se ha situado un reflector ultrasónico a una distancia r del sistema sensor sobre el eje axial del mismo, como se representa en el escenario de prueba de la Figura 6.40.

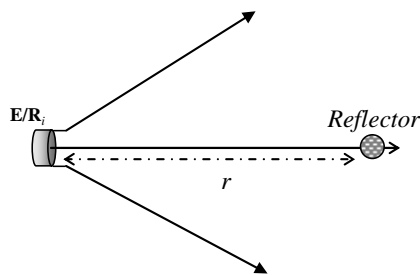


Figura 6.40. Escenario de prueba para verificar la precisión en la determinación de los TDV.

Para cada una de las distancias r consideradas se han hecho un total de 150 medidas consecutivas, y a partir de ellas se ha calculado el valor medio \bar{r} de la distancia, así como su desviación estándar σ . En la Tabla 6.1 se presenta un resumen de los resultados obtenidos en este estudio estadístico, en el cual se ha utilizado sólo un transmisor como emisor y receptor.

Tabla 6.1. Estudio estadístico sobre la determinación de los TDV a distintas distancias r .

Distancia	$r=80\text{cm}$	$r=120\text{cm}$	$r=160\text{cm}$	$r=200\text{cm}$
Parámetro				
Valor medio \bar{r} (m)	0.8042m	1.2039m	1.6011m	2.005m
Desv. estándar σ (mm)	0.1449mm	0.1059mm	0.2383mm	0.3866mm

La diferencia que existe entre la distancia media obtenida \bar{r} y la distancia real r está siempre en torno a los milímetros, y se debe a los errores sistemáticos que se comenten

con el sistema de posicionamiento utilizado. Por otra parte, la desviación estándar da una idea sobre el nivel de incertidumbre o precisión de un conjunto repetido de medidas obtenidas con el sistema sensor. En las pruebas realizadas se observa que, la desviación estándar de las medidas de 80cm y 120cm es muy similar, y la diferencia entre estos valores se debe a que la relación señal a ruido aumenta con la distancia. También se puede observar que al aumentar la distancia r del reflector, las prestaciones del sistema comienzan a degradarse por lo que la desviación estándar de las medidas aumenta, incluso superando el valor impuesto por la frecuencia de adquisición f_s (0.34mm).

6.4. Pruebas experimentales para validar el sistema de clasificación y localización

Para conocer la eficiencia del sistema de clasificación y localización de reflectores en entornos 3D propuesto en esta tesis, se han realizado algunas pruebas experimentales que permiten verificar los resultados obtenidos en la simulación. Para ello, se ha utilizado el conjunto de TDV obtenidos a través de la estructura sensorial presentada al inicio de este capítulo. Así mismo, se ha empleado la plataforma computacional mostrada al inicio de este apartado para realizar el proceso de captura de los ecos reflejados por los distintos objetos a clasificar. Las pruebas realizadas consisten en algunos escenarios donde están ubicados tres tipos de reflectores (un tablero de aglomerado de 244x144cm como un plano, un tubo cilíndrico de 9cm de diámetro como un saliente y dos tableros de aglomerado de 244x144cm formando un ángulo de 90° como esquina).

Las pruebas han consistido en ubicar estos tres tipos de reflectores de manera independiente en distintos escenarios. De esta forma, se ha situado un reflector tipo saliente, tipo esquina y tipo plano a distintas distancias y orientaciones para obtener el conjunto de 16 TDV en cada ubicación, considerando una transmisión simultánea con todos los transductores del sensor. La ubicación del transductor viene dada por el vector de dirección \vec{r} , como se comentó en el apartado 3.2.2 del capítulo 3.

Para las pruebas experimentales se han considerado las siguientes distancias $r = \{1.32\text{m}, 1.6\text{m}, 1.78\text{m}, 2\text{m}, 2.16\text{m}\}$ donde se han ubicado los reflectores plano, esquina y saliente. Además, en cada distancia r se han contemplado 7 posiciones angulares (variaciones en azimut) $\gamma = \{+7.5^\circ, +5^\circ, +2.5^\circ, 0^\circ, -2.5^\circ, -5^\circ, -7.5^\circ\}$. En cada una de estas posiciones

espaciales donde se han sido ubicados los reflectores, se ha hecho un total de 50 medidas. En las Figura 6.41, Figura 6.42 y Figura 6.43 se muestran los escenarios donde han sido colocados los reflectores plano, esquina y saliente para las pruebas experimentales.



Figura 6.41. Escenario de pruebas experimentales para el reflector tipo plano.



Figura 6.42. Escenario de pruebas experimentales para el reflector tipo saliente.



Figura 6.43. Escenario de pruebas experimentales para el reflector tipo esquina.

En la Figura 6.44 se muestran los resultados para la clasificación de un reflector tipo plano, a una distancia de 2m y con variaciones en azimut desde $+7.5^\circ$ hasta -7.5° , con incrementos de 2.5° . Debido a que los 50 errores de recuperación obtenidos de las 50 medidas son muy similares, sólo se ha representado en esta gráfica una muestra para cada ángulo de azimut considerado.

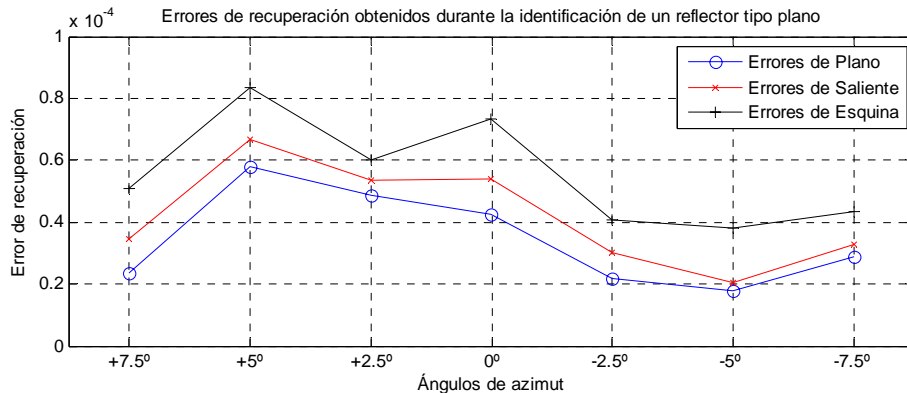


Figura 6.44. Resultados obtenidos para la clasificación de un reflector tipo plano.

Los resultados para la clasificación de un reflector tipo plano en un entorno 3D se han resumido en la Tabla 6.2, después de realizar 50 medidas en cada ubicación espacial. En ella se muestra el porcentaje de aciertos obtenido con el sistema de clasificación y localización basado en la técnica PCA, al procesar los TDV de un plano ubicado a una distancia de 1.6m y 2m.

Tabla 6.2. Resultados experimentales de la clasificación de un reflector tipo plano.

Ubicación	Plano	Esquina	Saliente	Indeterminado
$r=1.6\text{m}, \gamma=+7.5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=+5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=+2.5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=0^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=-2.5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=-5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=-7.5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=+7.5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=+5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=+2.5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=0^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=-2.5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=-5^\circ$	100%	0%	0%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=-7.5^\circ$	100%	0%	0%	0%

En la Figura 6.45 se pueden apreciar los resultados obtenidos para la estimación de la distancia del reflector plano con distintas variaciones de azimut (desde $+7.5^\circ$ hasta -7.5°). En esta figura se observa que para las distintas muestras procesadas se ha logrado determinar que la distancia del reflector plano es $r_l=2.1\text{m}$ (posición $l=9$), siendo ésta la distancia más cercana a la real $r=2\text{m}$. En esta representación sólo se ha considerado una muestra de las 50 medidas obtenidas en cada posición angular.

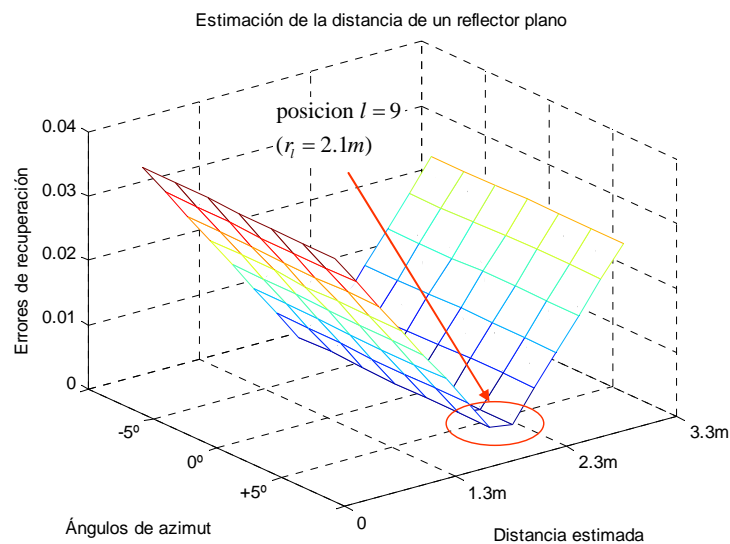


Figura 6.45. Distancias estimadas para los reflectores tipo plano localizados a una distancia de 2m.

En la Figura 6.46 se muestran los resultados de las pruebas experimentales para determinar la dirección del reflector plano ubicado a una distancia de 2m. En esta figura se puede observar que para el ángulo en azimut de $+7.5^\circ$, el sistema de clasificación estima la posición 2 del mapa de direcciones; para los ángulos desde $+5$ hasta -5 se estima la posición 1 del mapa (sólo se ha representado el resultado de 0°); y finalmente para el ángulo -7.5° , se estima la posición 5 del mapa.

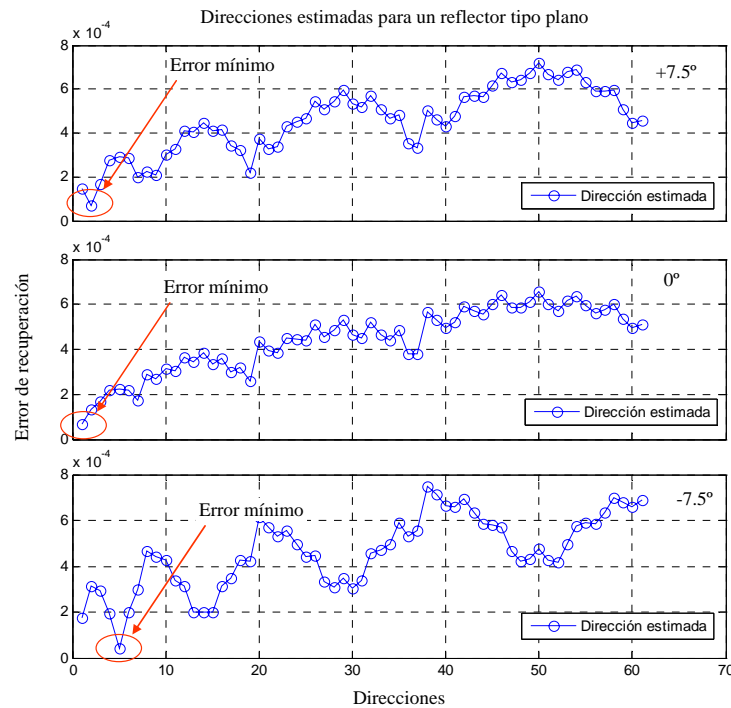


Figura 6.46. Direcciones estimadas por el sistema de clasificación en las pruebas experimentales.

Los resultados para la clasificación de un reflector tipo saliente ubicado a una distancia de 1.32m de la estructura sensorial y en 7 distintas direcciones (de $+7.5^\circ$ hasta -7.5° de azimut con incrementos de 2.5°) son representados en la Figura 6.47. En esta gráfica sólo se representa una muestra de las 50 medidas tomadas en cada posición angular.

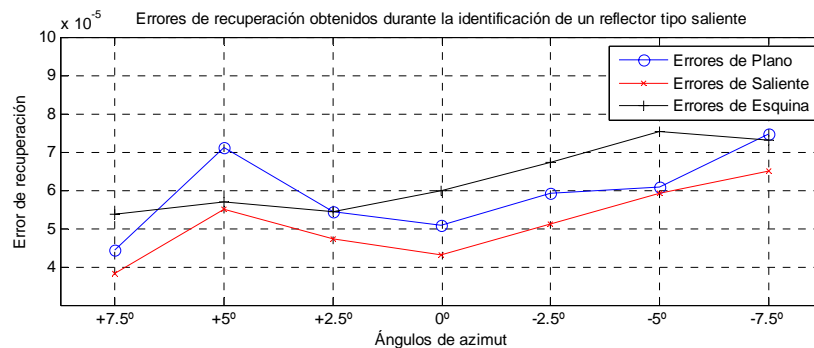


Figura 6.47. Resultados de la clasificación de un reflector tipo saliente ubicado a una distancia de 1.32m.

En la Tabla 6.3 se muestran los resultados para la clasificación de un reflector tipo saliente ubicado a una distancia de 1.32m y 1.6m. En dicha tabla aparecen los porcentajes de aciertos obtenidos para las dos distancias consideradas y para los distintos ángulos de azimut donde se ha ubicado el saliente.

Tabla 6.3. Resultados experimentales de clasificación para un reflector tipo saliente.

Ubicación	Plano	Esquina	Saliente	Indeterminado
$r=1.32\text{m}, \gamma=+7.5^\circ$	0%	0%	100%	0%
$r=1.32\text{m}, \gamma=+5^\circ$	0%	0%	100%	0%
$r=1.32\text{m}, \gamma=+2.5^\circ$	0%	0%	100%	0%
$r=1.32\text{m}, \gamma=0^\circ$	0%	0%	100%	0%
$r=1.32\text{m}, \gamma=-2.5^\circ$	0%	0%	100%	0%
$r=1.32\text{m}, \gamma=-5^\circ$	2%	0%	98%	0%
$r=1.32\text{m}, \gamma=-7.5^\circ$	0%	0%	100%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=+7.5^\circ$	2%	0%	98%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=+5^\circ$	2%	0%	98%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=+2.5^\circ$	2%	0%	98%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=0^\circ$	2%	0%	98%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=-2.5^\circ$	2%	0%	98%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=-5^\circ$	2%	0%	98%	0%
$r=1.6\text{m}, \gamma=-7.5^\circ$	2%	0%	98%	0%

En la Figura 6.48 se representan errores de recuperación obtenidos para la estimación de la distancia de un reflector tipo saliente. En esta figura se puede observar que, para las distintas muestras procesadas, se logra estimar correctamente la distancia discreta de dicho reflector $r_l=1.3\text{m}$ (posición $l=5$), siendo ésta la más cercana a la distancia real del reflector ($r=1.32\text{m}$). De igual forma, en esta representación sólo se considera una de las 50 medidas tomadas en cada ángulo.

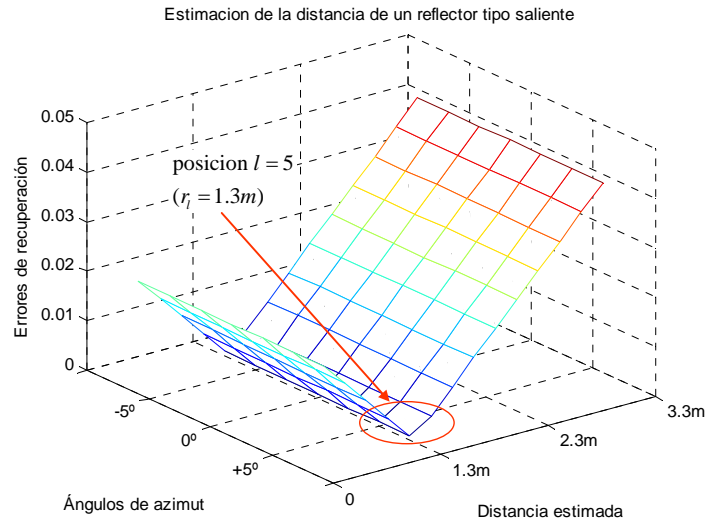


Figura 6.48. Resultados obtenidos para la estimación de la distancia de un reflector tipo saliente.

En la Figura 6.49 se muestran los resultados obtenidos por el sistema de clasificación y localización, al estimar la dirección de un reflector tipo saliente en los distintos ángulos de azimut considerados. En esta gráfica se representan únicamente los resultados obtenidos para los ángulos de azimut $\{+7.5^\circ, 0^\circ, -7.5^\circ\}$, debido a que los resultados obtenidos para los ángulos $\{+5^\circ, +2.5^\circ, -2.5^\circ, -5^\circ\}$ se corresponden con la dirección $q=0$ (0°).

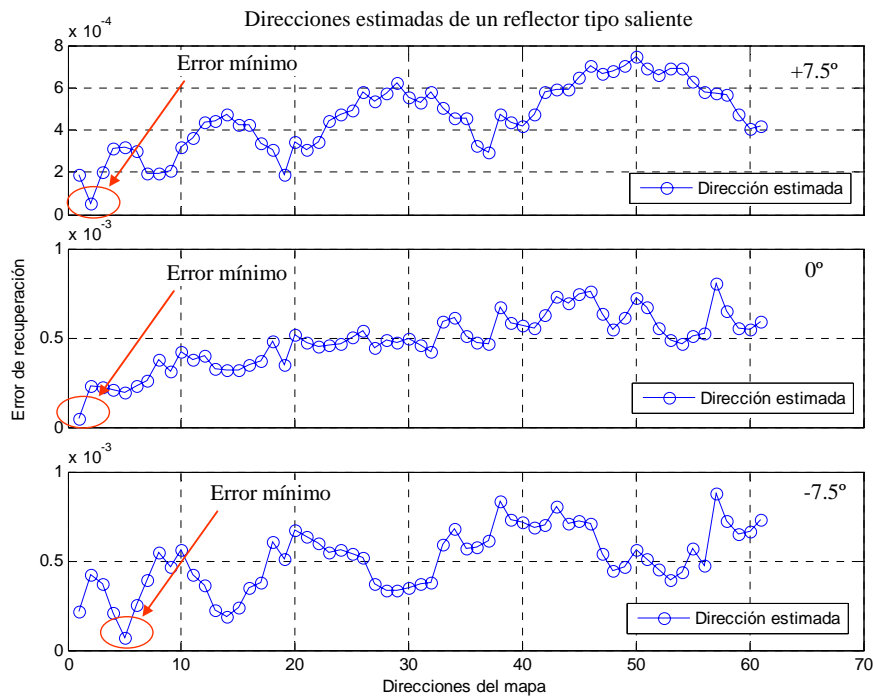


Figura 6.49. Direcciones estimadas por el sistema de clasificación para un reflector tipo saliente.

En la Figura 6.50 se muestran los resultados obtenidos para la clasificación de un reflector tipo esquina. Dicho reflector ha sido ubicado a una distancia de 2m del sistema sensor y se han tomado 30 medidas, considerando un ángulo de azimut de 0° .

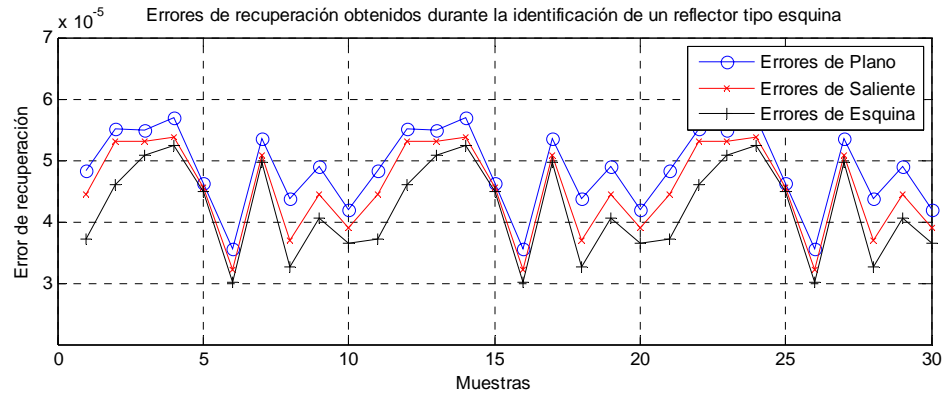


Figura 6.50. Resultados de la identificación de un reflector tipo esquina durante las pruebas experimentales.

En la Tabla 6.4 se muestra un resumen de los resultados obtenidos para la clasificación de un reflector tipo esquina, considerando un total de 30 obtenidas para cada posición.

Tabla 6.4. Resultados experimentales del clasificador para un reflector tipo esquina.

Ubicación	Plano	Esquina	Saliente	Indeterminado
$r=1.78\text{m}, \gamma=+5^\circ$	0%	50%	50%	0%
$r=1.78\text{m}, \gamma=0^\circ$	0%	100%	0%	0%
$r=1.78\text{m}, \gamma=-5^\circ$	0%	50%	50%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=+5^\circ$	0%	50%	50%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=0^\circ$	0%	100%	0%	0%
$r=2\text{m}, \gamma=-5^\circ$	0%	50%	50%	0%

En la Figura 6.51 se representan los errores de recuperación de las 30 medidas obtenidas con un ángulo de azimut de 0° , con los cuales se ha logrado estimar la distancia (posición $l=9, r_l=2.1\text{m}$) de reflector tipo esquina en las pruebas experimentales, siendo esta distancia la más cercana a la real $r=2\text{m}$.

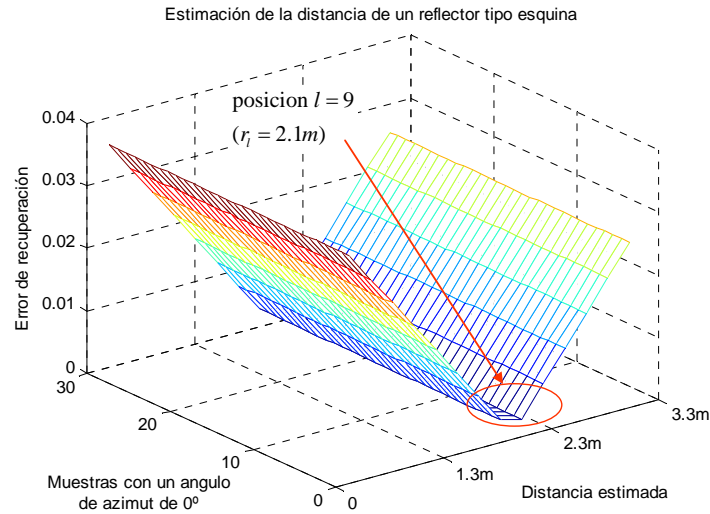


Figura 6.51. Distancias estimadas para el reflector tipo esquina durante las pruebas experimentales.

Así mismo, en la Figura 6.52 se representan los errores de recuperación a través de los cuales se estima la dirección (ángulo de azimut de 0°) del reflector esquina con respecto al sistema sensor.

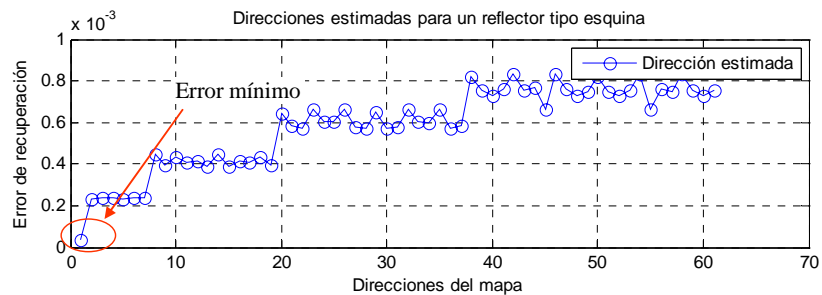


Figura 6.52. Direcciones estimadas del reflector tipo esquina en las pruebas.

De los resultados obtenidos hasta el momento se puede concluir que:

- El sistema de clasificación y localización basado en la técnica PCA ha permitido identificar y ubicar los reflectores básicos tipo plano, esquina y saliente. Los mejores resultados de clasificación se obtienen para el reflector tipo plano, independientemente de la distancia y orientación consideradas. Los resultados indican que para las 50 medidas obtenidas, el porcentaje de aciertos ha sido del 100%.
- Para el caso de los reflectores tipo saliente y tipo esquina el sistema de clasificación muestra unos resultados satisfactorios en las distancias y orientaciones consideradas.

- Para el caso del reflector tipo esquina, se han hecho pruebas considerando únicamente tres orientaciones $\{+5^\circ, 0^\circ, -5^\circ\}$. Los resultados conseguidos para este tipo de reflector indican que para 0° , a una distancia de 2m y 1.78m se ha logrado obtener un porcentaje de aciertos del 100%. Sin embargo, para las otras dos orientaciones consideradas los resultados están alrededor del 50% de aciertos. Esto se debe principalmente a la menor energía que refleja el reflector en las orientaciones consideradas y muy posiblemente a las imperfecciones del propio reflector, ya que se identifica como saliente la unión entre los planos que forman la esquina.
- Así mismo, los resultados conseguidos para el reflector tipo saliente muestran que se han logrado obtener buenos resultados para la identificación así como para la estimación de la dirección y distancia del reflector en las pruebas experimentales consideradas, alcanzando un porcentaje de aciertos del 98%.

6.5. Conclusiones

En este capítulo se han presentado una serie de pruebas que han permitido validar tanto el sistema de transmisión ultrasónico desarrollado así como el algoritmo de clasificación y localización de reflectores, el cual esta basado en la técnica de análisis de componentes principales.

Como se ha podido comprobar, el sistema sensor desarrollado tiene la capacidad de realizar una transmisión y recepción simultánea debido al sistema de codificación empleado en la etapa de bajo nivel. Esto ha permitido realizar múltiples emisiones y recepciones simultáneamente para reducir tiempo de exploración. Así mismo, la utilización de macro-secuencias en la emisión ha permitido reducir el número de transductores del sistema sensor.

Por otra parte, se ha podido comprobar con las pruebas realizadas en el bajo nivel que, el sistema sensor desarrollado ha permitido determinar de forma precisa la distancia entre reflectores y el sistema sensor. La obtención correcta de estas medidas es fundamental, ya que esto hace posible que la información obtenida en el bajo nivel pueda ser procesada por técnicas de alto nivel para realizar tareas de clasificación, localización, etc. Además, se ha verificado que, gracias a la utilización de macro-

secuencias para codificar la emisión de los transductores, se pueden identificar reflectores dentro de la zona muerta de los transductores.

En lo que respecta al sistema de clasificación y localización basado en la técnica PCA, se ha podido comprobar a través de las pruebas experimentales que el sistema descrito ha permitido identificar y localizar en un entorno tridimensional a los tres tipos de reflectores considerados en esta tesis (planos, esquinas y salientes). Para realizar esta tarea el sistema ha empleado como dato de entrada los 16 TDV obtenidos por la estructura sensorial. Los resultados obtenidos por el sistema de clasificación y localización en las pruebas reales presentan un porcentaje de aciertos cercano al 100% para los casos considerados.

Como conclusión general, se puede indicar que el sistema de clasificación y localización de reflectores ultrasónicos, basado en la técnica PCA, ha dado unos resultados satisfactorios utilizando únicamente los TDV obtenidos por el sistema sensor. Este sistema ha permitido, además de identificar el tipo de reflector, estimar la ubicación (distancia y dirección) del reflector con respecto al sistema sensor.

7 Conclusiones y Trabajos Futuros

En este capítulo se realiza una breve recopilación de las principales aportaciones y conclusiones derivadas del trabajo desarrollado en esta tesis. Así mismo, se proponen trabajos y líneas futuras de investigación sobre la temática tratada. Finalmente se incluyen los trabajos publicados durante la elaboración de la investigación, relacionados con las distintas áreas tratadas.

7.1. Conclusiones

En esta tesis se ha desarrollado un sistema de clasificación y localización de reflectores en entornos 3D que permite identificar y ubicar (distancia y dirección) un objeto empleando únicamente los datos extraídos de una estructura sensorial ultrasónica. Las emisiones realizadas por todos los transductores del sistema sensor se han efectuado de forma simultánea, de forma que se ha reducido el tiempo de exploración. Para lograr transmitir con todos los transductores, se han utilizado macro-secuencias para codificar la emisión de dichos elementos del sensor. Además, las señales recibidas por el sistema sensor (ecos) han sido procesadas con técnicas de correlación en busca de las macro-secuencias transmitidas, lo que ha permitido obtener distintos parámetros, los cuales han sido utilizados para caracterizar al objeto del cual provino el eco.

De forma resumida, los aspectos más importantes de este trabajo son: se ha desarrollado una estructura sensorial ultrasónica que ha permitido extraer información del entorno y de los objetos localizados frente al sensor; se ha utilizado un esquema de codificación que hace posible la emisión y recepción simultánea con todos los transductores del sistema sensor; el empleo de técnicas de bajo nivel de procesamiento así como el modelado del sistema de transmisión ultrasónico han sido utilizados para determinar los tiempos de vuelo de los ecos captados y para analizar el comportamiento de los canales de transmisión entre cada emisor-receptor; y finalmente la información extraída de los ecos ha sido utilizada como parámetro de clasificación en un algoritmo de alto nivel de procesamiento que permite identificar y ubicar el objeto del cual han provenido los ecos detectados.

A continuación se han detallado las principales conclusiones obtenidas durante el desarrollo de la tesis:

Estructura del sistema sensorial

La estructura sensorial utilizada en esta tesis cuenta con la particularidad de que permite realizar múltiples emisiones y múltiples recepciones simultáneas, lo que dota al sistema de una alta redundancia. Esto hace que esta estructura sea superior a otras, puesto que se ha reducido tanto el tiempo de exploración como el número de elementos que forman parte del sensor. Por otra parte, debido a la cercanía que existe entre los transductores se ha considerado que el patrón de emisión de todos éstos es único y se encuentra centrado en el origen del sensor. Así mismo, la disposición geométrica de los transductores ha permitido obtener información tanto en un entorno bidimensional como tridimensional. A través de dicha información es posible detectar medidas espurias que se apartan considerablemente de las medidas de TDV esperadas, garantizando la fiabilidad de los algoritmos de clasificación.

Esquema de codificación empleado

La técnica de codificación empleada para realizar la transmisión simultánea con todos los transductores del sistema sensor está basada en la utilización de un conjunto de macro-secuencias que se caracterizan por tener una baja interferencia cruzada al transmitirse. Con este esquema de codificación es posible trabajar en pobres condiciones de relación señal-ruido, incluso con niveles de ruido de $15\mu\text{s}$ de

desviación típica. Las macro-secuencias utilizadas en esta tesis han sido construidas a partir de los conjuntos complementarios de M secuencias; con ello se ha logrado transmitir de forma simultánea gracias a las propiedades de tales conjuntos. Para la construcción de las macro-secuencias, se han analizado distintos métodos de ordenación que minimicen la degradación que pueda existir en las propiedades de los conjuntos al transmitirse al medio. Así mismo, se han considerado distintos esquemas de modulación que permitan adaptar las macro-secuencias al ancho de banda de los transductores utilizados en la estructura sensorial.

Algoritmos de bajo nivel de procesamiento

Las distintas macro-secuencias captadas por los transductores del sensor han sido detectadas empleando técnicas de correlación al procesar la señal recibida en cada transductor. Este sistema ha permitido determinar las respuestas impulsivas de los canales de transmisión así como la determinación de los tiempos de vuelo de los ecos. A través de tales TDV se consigue determinar la ubicación del objeto del cual provienen los ecos recibidos por el sensor.

Por otra parte, se ha logrado modelar el sistema de transmisión ultrasónico utilizado en este trabajo empleando para ello un modelo MIMO, con el cual se puede observar el comportamiento de los canales físicos de transmisión en los distintos instantes de tiempo.

Así mismo, se ha utilizado el algoritmo de cancelación de la interferencia por sustracción sobre las señales recibidas por los transductores para reducir los efectos causados por las interferencias ISI y MAI. Con esto se ha logrado determinar con mayor precisión los TDV y la amplitud de los ecos recibidos.

Algoritmo de clasificación y localización

Uno de los principales objetivos de esta tesis es el de realizar tanto la identificación de un reflector ultrasónico (plano, esquina, saliente) como conocer su ubicación en un entorno tridimensional. Por ello, se ha utilizado la técnica de análisis de componentes principales (PCA) para analizar la información obtenida en el bajo nivel de procesamiento y a través de ella realizar el proceso de clasificación. Esta técnica ha permitido identificar el tipo de reflector y la ubicación (distancia y

dirección) de dicho reflector identificado con respecto a la estructura sensorial. El sistema de clasificación y localización basado en la técnica PCA ha utilizado como datos de entrada el conjunto de TDV obtenidos por el sistema sensorial, formado por 4 transductores.

A través de los TDV, que son usados para caracterizar los reflectores, se han construido distintos tipos de clases (tipo de reflector, distancia, direcciones), y para cada una de ellas se ha generado una matriz de transformación. La pertenencia de un reflector a una determinada clase se ha evaluado mediante la proyección y recuperación (obtención de los errores de recuperación) de dicho objeto a los espacios transformados generados para cada clase.

Finalmente se ha verificado la efectividad del algoritmo propuesto para realizar la clasificación, empleando, en distintos casos, medidas obtenidas de los patrones de entrenamiento, medidas distintas a los patrones, y medidas contaminadas con distintos niveles de ruido. Los resultados arrojados por el clasificador durante la etapa de simulación indicaron que se ha podido identificar y ubicar al reflector en un entorno 3D, incluso con niveles de ruido cercanos a los $15\mu\text{s}$.

Los algoritmos desarrollados en esta tesis han sido evaluados mediante un conjunto de pruebas experimentales, lo que ha permitido validar tanto el sistema de bajo nivel como el de alto nivel. Durante estas pruebas se han utilizado distintos escenarios que han permitido corroborar la eficiencia del sistema sensor ultrasónico, empleando una transmisión y recepción simultánea con todos sus transductores. Así mismo, con los TDV obtenidos en las pruebas experimentales se han podido verificar los resultados simulados.

7.2. Trabajos futuros

Como complemento y continuación al trabajo realizado en esta tesis se pueden establecer las siguientes líneas futuras de investigación y trabajo:

- Estudio e implementación de una estructura sensorial que permita obtener mayor información del entorno variando la cantidad de transductores o reduciendo la distancia entre sus elementos, y con ello mejorar el proceso de clasificación y localización de reflectores.

- Ampliación del número de parámetros de clasificación a considerar; además de los TDV pueden considerarse otras características como componentes espectrales, amplitudes, respuestas impulsivas, etc.
- Utilización de otros esquemas de codificación que permitan comparar los resultados obtenidos con las macro-secuencias utilizadas. Una posibilidad es emplear otras secuencias derivadas de los conjuntos complementarios, como las secuencias LS (*Loosely Synchronized*).
- Aplicación del algoritmo de clasificación y localización a otros tipos de reflectores además de los clásicos tipo plano, esquina y saliente considerados en esta tesis. Los reflectores tipo cilindro, las esquinas 3D y reflectores complejos son en la actualidad motivo de estudio en distintos trabajos debido a que suelen encontrarse comúnmente en entornos interiores.
- Posibilidad de establecer una algoritmia específica que permita interpolar las distancias y direcciones reales de un objeto entre las establecidas en los patrones de entrenamiento, a partir de los errores de recuperación obtenidos con la técnica PCA. De esta forma, se podría determinar de manera más exacta la ubicación del reflector.
- Estudio de la posibilidad de utilizar otro tipo de algoritmos de alto nivel como Redes Neuronales, etc., así como la posibilidad de realizar una clasificación en el espacio transformado.

7.3. Publicaciones derivadas de esta tesis

Finalmente se presentan las publicaciones derivadas o relacionadas con el trabajo realizado en esta tesis:

7.3.1. Publicaciones derivadas

- Ochoa, Á. Hernández, L. Boquete, J. Ureña, J. A. Jiménez, M. Mazo, J.J. García. “Implementación de redes neuronales en FPGA’s para la clasificación de reflectores usando transductores de ultrasonidos”. International Conference on

Reconfigurable Computing and FPGAs (ReConFig'04), Colima, México. Septiembre de 2004, pp. 181–190.

- Ochoa, Á. Hernández, L. Boquete, J. Ureña, M. Mazo. “Clasificación de reflectores usando transductores de ultrasonidos y redes neuronales”. TELECOM'04 International Conference (TELECOM'04), Universidad de Oriente (Cuba). Julio de 2004.
- A. Ochoa, Á. Hernández, J. Ureña, M. Mazo, J.A. Jiménez, J.J. García, A. Jiménez. “Ultrasonic Pattern Recognition Based on ANN and PCA Techniques”. IEEE International Symposium on Industrial Electronics - ISIE 2005, pp. 1215–1220. Dubrovnik, Croacia, Junio de 2005.
- Ochoa, J. Ureña, A. Hernández, M. Mazo, F. Álvarez, C. De Marziani, M. C. Pérez. “Obtención de información del entorno con un array ultrasónico”. Seminario Anual de Automática, Electrónica Industrial e Instrumentación SAAEI'06, pp. 77–82. Gijón, España, septiembre de 2006.
- A. Ochoa, J. Ureña, A. Hernández, M. Mazo, C. De Marziani, M. C. Pérez. “Processing Algorithm for obtaining the Impulse Response in a MIMO Ultrasonic System”. 11th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA2006), pp. 977–980. Prague, Czech Republic, septiembre de 2006.
- C. De Marziani, J. Ureña, A. Hernández, M. Mazo, J.J. García, A. Jiménez, J.M. Villadangos, M.C. Pérez, A. Ochoa, F. Álvarez. “Inter-Symbol Interference Reduction on Macro-Sequences Generated from Complementary Set of Sequences”. 32nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society IECON'06, pp.3367 – 3372. Paris, France, noviembre de 2006.
- J. Ureña, M.C. Pérez, A. Ochoa, Á. Hernández, C. De Marziani, F.J. Álvarez, J. J. García, A. Jiménez, J.A. Jiménez. “Separation of concurrent echoes depending on the emitting source using DS-SS”. 19th International Congress on Acoustics, 2007 (ICA'07). CD-ROM Ref. ULT-10-013-IP (ISBN: 84-87985-12-2). Madrid, España, septiembre de 2007.

- A. Ochoa, J. Ureña, Á. Hernández, M. Mazo, J.A. Jiménez, M.C. Pérez. “PCA-Based Classification for 3D Ultrasonic Reflectors”. IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing (WISP'2007), pp. 519 - 524. Alcalá de Henares (Madrid), España, octubre de 2007.
- A. Ochoa, J. Ureña, Á. Hernández, M. Mazo, J. A. Jiménez. “Ultrasonic system with simultaneous measurement for 3D reflector classification based on PCA”. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. En revisión, noviembre de 2007.

7.3.2. Publicaciones relacionadas

- Ochoa, Á. Hernández, J. Ureña, J. J. García, M. Mazo. “Sistema genérico especificado en VHDL para codificación y procesamiento de señales sensoriales”. 1er. Taller de Computo Reconfigurable y FPGAs.(2003), Apizaco, Tlaxcala, México. Septiembre de 2003.
- Á. Hernández, J. Ureña, M. Mazo, A. Jiménez, J.J. García, C. Marziani, A. Ochoa, J.M. Villadangos, J.A. Jiménez, F. Álvarez. “A Comparison of Computing Architectures for Ultrasonic Signal Processing”. IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing - WISP 2005, pp. 38–43. Faro, Portugal, septiembre de 2005.
- P.G. Donato, J. Ureña, M. Mazo, C. De Marziani, A. Ochoa. “Design and signal processing of a magnetic sensor array for train wheel detection”. Sensors & Actuators: A. Physical – Elsevier Science B.V. (SNA5246). Vol. 132, Issue 2, pp.; 516 – 525. 20 de noviembre de 2006.
- De Marziani, J. Ureña, A. Hernández, M. Mazo, J.J. García, A. Jiménez, J.M. Villadangos, M^a C. Pérez, A. Ochoa, F. Álvarez. “Generación y Correlación Eficiente de Macro-Secuencias a partir de secuencias complementarias”. Seminario Anual de Automática, Electrónica Industrial e Instrumentación SAAEI'06, pp. 421–426. Gijón, España, septiembre de 2006.

Apéndice A. Simulador ultrasónico

Antes de utilizar una algoritmia específica que pueda ser implementada en un módulo de un sistema ultrasónico, resulta de gran interés comprobar su comportamiento en entornos controlados empleando herramientas de simulación. Para realizar la verificación de estos algoritmos se desarrolló un simulador ultrasónico tridimensional que permite además verificar el comportamiento de las estructuras sensoriales y de los reflectores ultrasónicos básicos.

Por otra parte, en el simulador desarrollado se puede configurar la geometría de la estructura sensorial, el número de elementos que la conforman y la funcionalidad de los transductores (emisor – receptor – emisor/receptor). La función principal del simulador es obtener una estimación lo más parecida a la realidad de las medidas de tiempo de vuelo (TDV) y la amplitud de los ecos captados por los transductores que forman la estructura sensorial ultrasónica. Con esta herramienta se pueden simular incluso los multicaminos que se producen debido a la reflexión especular en los objetos y a la reflexión difusa de los salientes.

A.1. Aspectos generales del simulador

El simulador ultrasónico descrito en este apéndice se ha diseñado bajo la herramienta de desarrollo LabWindows/VCI junto con la librería grafica OpenGL, lo que permite un ambiente amigable y una mayor velocidad de cálculo. El simulador puede además vincularse con otro tipo de aplicaciones como Matlab. Los dos elementos básicos en el simulador son los objetos que constituyen la escena y la estructura sensorial. Cuando se va a realizar una simulación se tiene que crear en primera instancia la escena y después ubicar los elementos reflectores en el entorno. Posteriormente se tiene que crear y posicionar una estructura sensorial antes de comenzar la simulación.

La aplicación desarrollada utiliza únicamente dos reflectores básicos (plano y cilindro), y a partir de la unión de ellos se pueden crear otros reflectores más complejos. Con esto se logra reducir la carga computacional del sistema y disminuye el tiempo de ejecución de la aplicación.

A.1.1. Planos

Un plano se puede definir como un polígono de 4 lados que ha de tener la forma de un cuadrado o rectángulo. Los principales parámetros que determinan a este elemento son: posición inicial, anchura, la altura, el ángulo de azimut y el ángulo de elevación. En las siguientes gráficas se muestran algunos ejemplos de la utilización de los planos y los distintos parámetros que los definen. En la Figura A.1a se muestra un plano inclinado en donde se muestran los principales parámetros que lo determinan. En la Figura A.1b se muestra un plano como elemento básico para formar un saliente al utilizar distintos parámetros que producen este nuevo reflector.

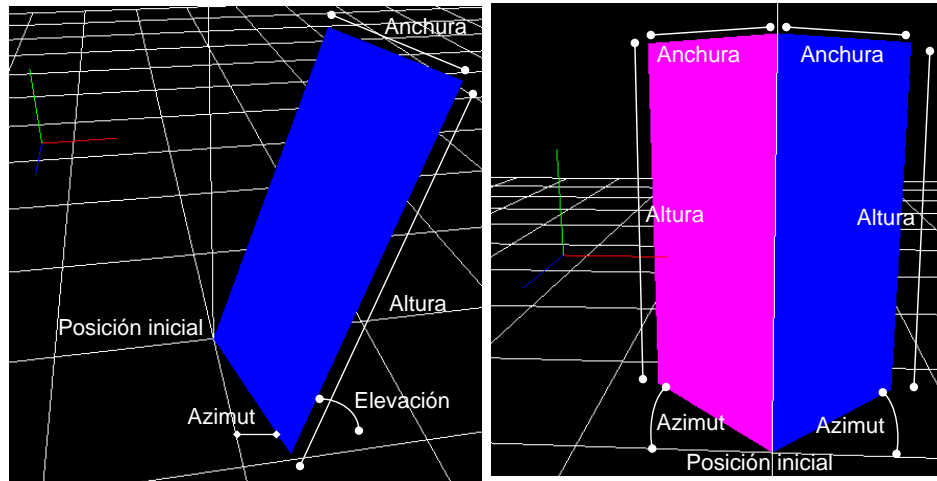


Figura A.1. a) Representación de un plano con sus distintos parámetros y b) la utilización de este elemento para construir otros reflectores (saliente) al variar sus parámetros de configuración.

A.1.2. Cilindros

El cilindro es un elemento básico que se puede definir geoméricamente a través de los siguientes parámetros: Punto de origen, el radio y la altura. El punto de origen son las coordenadas en donde se sitúa el centro de la base del cilindro. En la Figura A.2 se representan dos cilindros en color verde y rojo con los distintos parámetros que son utilizados para crearlos.

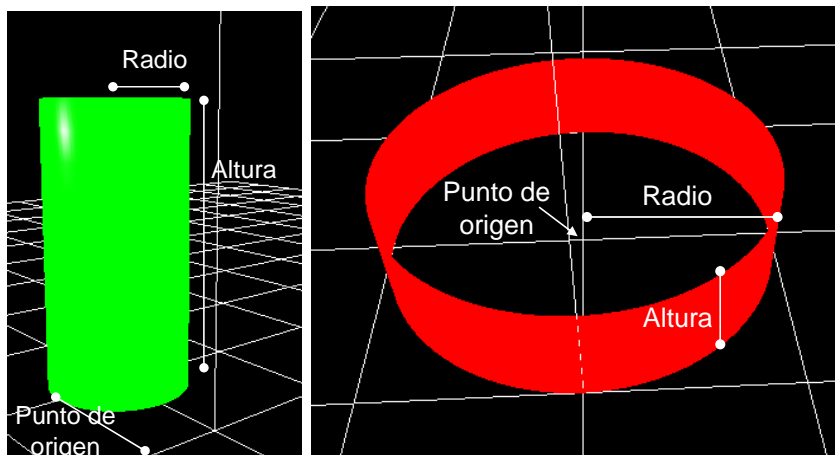


Figura A.2. Representación de dos cilindros en el entorno con distintos parámetros.

Existen otros parámetros importantes como lo son el color y la absorción que se configuran cuando se crea el reflector y se tiene que tomar en cuenta durante la simulación. Este último parámetro indica la cantidad de energía que es absorbida por el reflector y que no será reflejada al medio.

A.1.3. Sensores

La estructura sensorial es la parte crítica del simulador y de ella depende todo el sistema, por ello es importante realizar una buena configuración. Una estructura sensorial puede estar creada por uno o más transductores ultrasónicos. Estos transductores pueden estar configurados para trabajar ya sea como emisores, receptores o bien como emisor/receptor. Cada una de estas configuraciones de trabajo está relacionada con tipo de color para diferenciar su utilización. En la Figura A.3 se muestra una estructura sensorial formada por cuatro transductores, de los cuales el transductor superior es un emisor (verde), el transductor inferior es receptor (azul) y los transductores laterales actúan como emisores/receptores (rojo). En la figura referida los transductores están alineados formando una barrera como puede observarse. Además, se representan en esta figura tanto la vista trasera como la delantera de la estructura sensorial. También puede ser observado que este sistema sensorial cuenta con un eje de referencia, el cual es el punto donde están referenciados todos los transductores ultrasónicos, de manera que si existe un cambio en sus coordenadas tridimensionales, todo el sistema se verá afectado.

Otra característica importante que se tiene que tomar en cuenta es el ángulo de dispersión de los transductores. La anchura de este ángulo depende en gran medida del tipo de transductor ultrasónico que se desea emular. En la Figura A.4 se muestra la representación en anillo de una estructura sensorial que esta formada por 4 transductores, los cuales actúan como emisores/receptores.

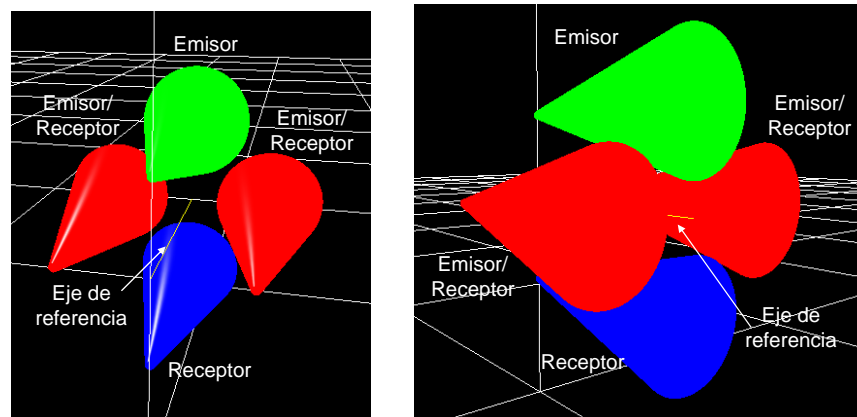


Figura A.3. Representación en barrera de la estructura sensorial con las distintas configuraciones de funcionamiento de los transductores que la forman.

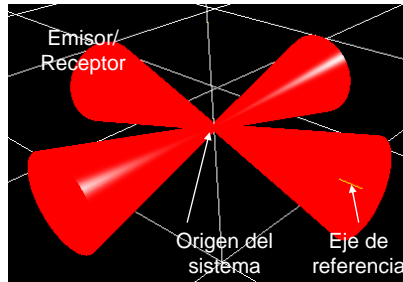


Figura. A.4 Representación en anillo de una estructura sensorial utilizando únicamente transductores emisores/receptores.

En la figura A.5 se muestra la ventana de configuración de los transductores ultrasónicos que forman la estructura sensorial, donde se pueden modificar los siguientes parámetros: el radio del transductor, el mínimo umbral de detección, la distancia máxima de detección de reflectores, el ángulo de dispersión y su incremento en grados.

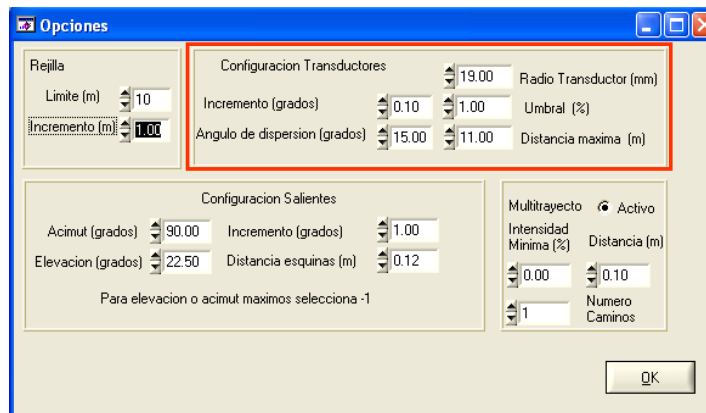


Figura A.5 Ventana de configuración de los transductores.

El movimiento de elementos y de la estructura sensorial son dos opciones que son muy útiles para emular un entorno cambiante en el tiempo. En lo que respecta al movimiento de elementos (reflectores), se debe seleccionar inicialmente el elemento que se desea mover y después colocarlo en las nuevas coordenadas (x, y, z), manteniendo su orientación e inclinación. En la Figura A.6a se muestra la ventana que presenta el simulador para mover elementos, en este caso se pretende mover un cilindro. En la Figura A.6b se muestra la ventana que se utiliza para realizar operaciones sobre la estructura sensorial, en ella se puede modificar el eje de referencia, el azimut, la elevación o bien aplicar un *roll* (rotación de los transductores sobre su propio eje de referencia).

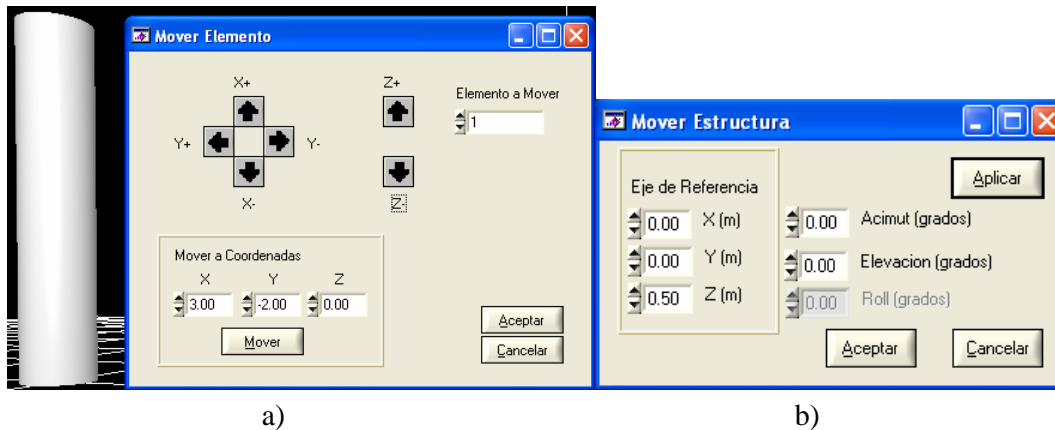


Figura A.6. Ventanas para realizar a) el movimiento de elementos o b) el movimiento de la estructura.

Después de haber realizado todas las configuraciones de los elementos que forman la escena y de la estructura sensorial, el usuario puede simular el disparo de una señal ultrasónica para calcular los TDV y las amplitudes de los ecos recibidos. Esta es la herramienta más sencilla que se presenta en el simulador. Posteriormente se pueden verificar los resultados obtenidos a través de reportes que arroja el simulador.

A.1.4. Sistema de trayectorias

El simulador incluye una herramienta que se encarga de programar medidas en puntos concretos de una trayectoria previamente definida. Con esta herramienta el usuario puede introducir una serie de puntos y orientaciones que la estructura sensorial recorrerá obteniendo medidas en cada punto de la trayectoria. De esta forma, el sistema puede ser capaz de emular realmente el comportamiento de un sistema en movimiento. El sistema de trayectorias puede introducirse de dos maneras: punto a punto o por incrementos.

Trayectoria por puntos

La trayectoria por puntos consiste en ir indicando paso a paso cuáles son los puntos que el sistema sensorial tiene que recorrer e introducir en cada uno de ellos las coordenadas consecutivas y sus respectivas rotaciones. En la figura A.7 se muestra la aplicación que ayuda a crear una trayectoria por puntos. El usuario indica el número de puntos y las características para cada uno.

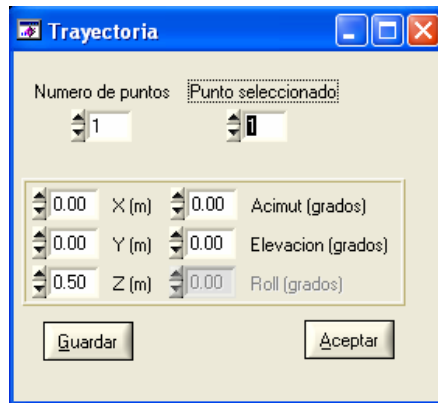


Figura A.7 Aplicación para crear una trayectoria por puntos.

Trayectoria por incrementos

Esta es la forma más fácil de generar una trayectoria. La trayectoria se introduce únicamente colocando el punto inicial, el punto final y el número de puntos que se desea que tenga la trayectoria. El programa calcula mediante técnicas de interpolación el resto de puntos de la trayectoria que están entre los puntos introducidos.

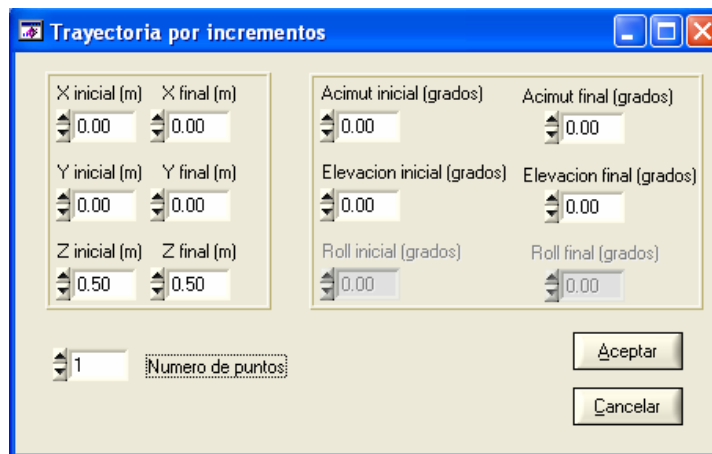


Figura A.8. Aplicación para crear una trayectoria por incrementos.

Durante la simulación el programa mueve el sistema de referencia de la estructura sensorial a cada punto de la trayectoria y realiza el disparo correspondiente a ese punto. Y después de cada disparo el sistema pasa al siguiente punto de la trayectoria hasta alcanzar el último punto.

A.2. Resultados de simulaciones

A continuación se muestran algunas simulaciones que ejemplifican el uso de simulador con los reflectores básicos como el plano, el saliente y la esquina. En cada simulación,

la aplicación guarda todas las trayectorias que llegan a la estructura sensorial, almacenando datos como el transductor emisor, el transductor receptor, la distancia total, el número de segmentos que forman la trayectoria, la energía y los datos de cada segmento.

Simulación de un plano

En la Figura A.9 se muestra la grafica de un plano colocado frente a la estructura sensorial. Después de haber realizado el disparo, el simulador calcular los TDV y las amplitudes de los ecos detectados. En este caso, el simulador calcula los rayos que tengan la distancia más corta, es decir el TDV de menor valor y el valor de la energía que corresponde a este rayo. El porcentaje de energía calculada por el sistema depende entre otras cosas de: la amplitud de la señal emitida, el porcentaje de energía absorbida por el reflector y del ángulo de entrada y salida en el cono del transductor. En la Figura A.10 se muestran los resultados obtenidos después de aplicar el algoritmo para calcular los TDV, suponiendo que la velocidad del ultrasonido es 340 m/s.

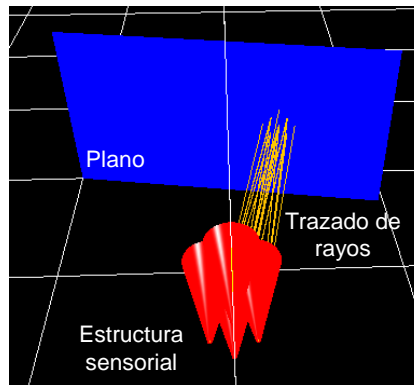


Figura A.9. Simulación de un plano frente a la estructura sensorial.

Resultados									
1	Receptor Emisor	Sensor 1		Sensor 2		Sensor 3		Sensor 4	
	Sensor 1	3.591935 m	15.21119%	3.577324 m	13.80178%	3.612036 m	13.62263%	3.597498 m	12.72162%
	Sensor 2	3.577333 m	13.52801%	3.557205 m	15.21119%	3.597332 m	12.59516%	3.577333 m	13.52694%
	Sensor 3	3.612028 m	13.75056%	3.597338 m	12.48701%	3.626664 m	15.21119%	3.612028 m	13.75056%
	Sensor 4	3.597508 m	12.27393%	3.577324 m	13.80178%	3.612034 m	13.62514%	3.591935 m	15.21119%
	Numero Maximo de Multirebotes	1							

Figura A.10. Resultados obtenidos por el simulador al colocar un plano frente al sensor.

Simulación de un plano y un cilindro

En la Figura A.11 se muestra el resultado de radiar una señal ultrasónica sobre un plano y un saliente a través del simulador ultrasónico. La intención de colocar un cilindro delante de un plano es para producir el efecto del multicamino y que el simulador sea capaz de calcular los TDV y las amplitudes de los ecos reflejados por ambos reflectores. El simulador entrega el valor de los TDV del rayo que tenga la distancia más corta y el valor de la energía que corresponde a este rayo. Por otra parte, el simulador ultrasónico tiene la capacidad de entregar no solo el primer tiempo de vuelo, sino los siguientes TDV consecutivos que corresponden con trayectorias multicamino del entorno a consecuencia de múltiples reflexiones. En la Figura A.12 se muestra el resultado obtenido después de aplicar el algoritmo para calcular los TDV.

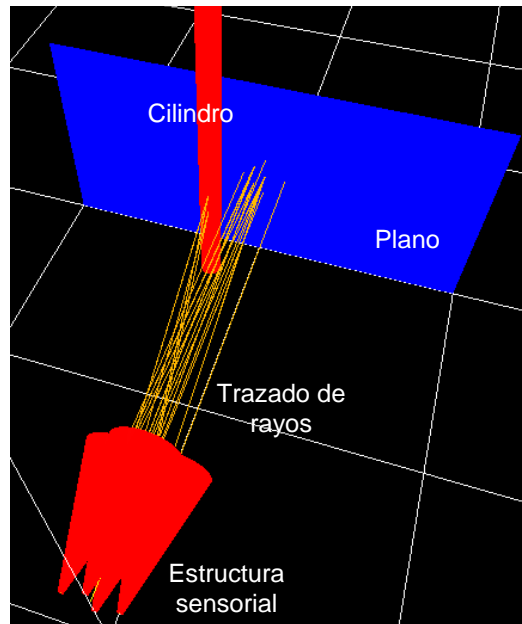


Figura A.11 Resultado de la insonificación de un plano y un cilindro con el trazado de rayos.

Resultados								
Sensor 1	4.000000 m	90.00000%	3.537361 m	27.01916%	4.002503 m	83.66476%	4.005004 m	77.78492%
		Inf	4.002505 m	83.65946%		Inf		Inf
Sensor 2	3.537366 m	27.09402%	4.000000 m	90.00000%	4.005005 m	77.78148%	3.537362 m	27.09988%
	4.002510 m	83.64598%		Inf		Inf	4.002503 m	83.66476%
Sensor 3	4.002500 m	83.67022%	4.005004 m	77.78489%	4.000000 m	90.00000%	4.002505 m	83.65946%
		Inf		Inf		Inf		Inf
Sensor 4	4.005005 m	77.78151%	3.537366 m	27.01739%	4.002510 m	83.64598%	4.000000 m	90.00000%
		Inf	4.002500 m	83.67022%		Inf		Inf
Numero Maximo 3								

Figura A.12. Resultados obtenidos por el simulador cuando se utiliza un plano y un cilindro.

A.3. Conclusiones

En este apartado se ha descrito brevemente una herramienta de simulación, que permitirá ayudar con la verificación de los algoritmos propuestos en esta tesis antes de ser implementados en un sistema real. El simulador permite construir escenas en que estén involucrados varios reflectores a partir de dos reflectores básicos: el plano y el cilindro. A partir de estos dos elementos básicos se pueden construir reflectores más complejos.

Por otra parte, en el simulador desarrollado se pueden crear diversas estructuras sensoriales, ya sean en forma de una barrera o un anillo de transductores ultrasónico. El simulador permite incluso guardar y cargar tanto las estructuras sensoriales diseñadas como las distintas escenas creadas.

Se implementó una herramienta para realizar trayectorias con el sistema sensorial, lo que le da a la aplicación un grado más a la hora de realizar múltiples medidas. Además, los datos extraídos del simulador pueden ser exportados a Matlab para su posterior procesamiento. El sistema desarrollado tiene la capacidad de calcular no solo la trayectoria más corta, sino que también puede proveer las distintas trayectorias causadas por las múltiples reflexiones de una señal ultrasónica en el entorno.

Apéndice B. Conjuntos Complementarios de M Secuencias

Un conjunto complementario de M secuencias (M -CSS) es una colección de secuencias binarias de longitud $L = M^{N_l}$, donde cada secuencia del conjunto contiene sólo valores de +1 y/o -1, donde $M=2^\varpi$ con ϖ , $N_l \in \mathbb{N}-\{0\}$. La principal propiedad de estos conjuntos es que la suma de sus funciones de auto-correlación aperiódica es igual a $M \cdot L$ para un desplazamiento nulo y cero para cualquier otro desplazamiento [De Marziani *et al.*, 2006][Álvarez, 2005]. Definiendo la auto-correlación $\phi_{S_{n,M}}$ de una secuencia $S_{n,M}$ como:

$$\phi_{S_{n,M}}[k] = \sum_{m=1}^L S_{n,M}[m] \cdot S_{n,M}[m+k] \quad (\text{B-1})$$

Entonces se tiene que la suma $\varphi_{AC}[k]$ de sus funciones de auto-correlación (AC) $\phi_{S_{n,M}}[k]$ esta dada por:

$$\varphi_{AC}[k] = \sum_{n=1}^M \phi_{S_{n,M}}[k] = \phi_{S_{1,M}}[k] + \phi_{S_{2,M}}[k] + \dots + \phi_{S_{M,M}}[k] = M \cdot L \cdot \delta[k] \quad (\text{B-2})$$

Donde la n -ésima secuencia del M -CSS se representa mediante $S_{n,M}[k]$, siendo $n=\{1,2,3,\dots,M\}$; $\delta[k]$ es la función delta de Krönecker; y L es la longitud de las secuencias.

Además, es posible obtener M conjuntos mutuamente ortogonales (MO), de tal forma que si existen dos M -CSS diferentes denotados por $S'_{n,M}[k]$ y $S''_{n,M}[k]$ respectivamente, entonces se tendrá que:

$$\varphi_{CC}[k] = \sum_{n=1}^M \phi_{S'_{n,M} S''_{n,M}} [k] = \phi_{S'_{1,M} S''_{1,M}} [k] + \phi_{S'_{2,M} S''_{2,M}} [k] + \dots + \phi_{S'_{M,M} S''_{M,M}} [k] = 0 \quad \forall k \quad (\text{B-3})$$

En donde la suma $\varphi_{CC}[k]$ de sus funciones de correlación-cruzada (CC) entre las correspondientes secuencias de ambos conjuntos $\phi_{S'_{n,M} S''_{n,M}} [k]$ se define como:

$$\phi_{S'_{n,M} S''_{n,M}} [k] = \sum_{m=1}^L S'_{n,M}[m] \cdot S''_{n,M}[m+k] \quad (\text{B-4})$$

Generador y Correlador Eficiente de Conjuntos Complementarios de M Secuencias

Un M -CSS formado por M secuencias de longitud L puede ser obtenido utilizando un generador eficiente de conjuntos complementarios de secuencias (ESSG), y de la misma forma puede ser implementado el correlador eficiente (ESSC) para la detección de estos conjuntos complementarios generados [Álvarez, 2005][De Marziani, 2006]. Ambos algoritmos fueron construidos para generar y correlar estos conjuntos, respectivamente, y su principal objetivo es reducir el número de operaciones que tienen que ser realizadas. En la Figura B.1 se muestra el diagrama de bloques del generador eficiente de M -CSS [De Marziani, 2006].

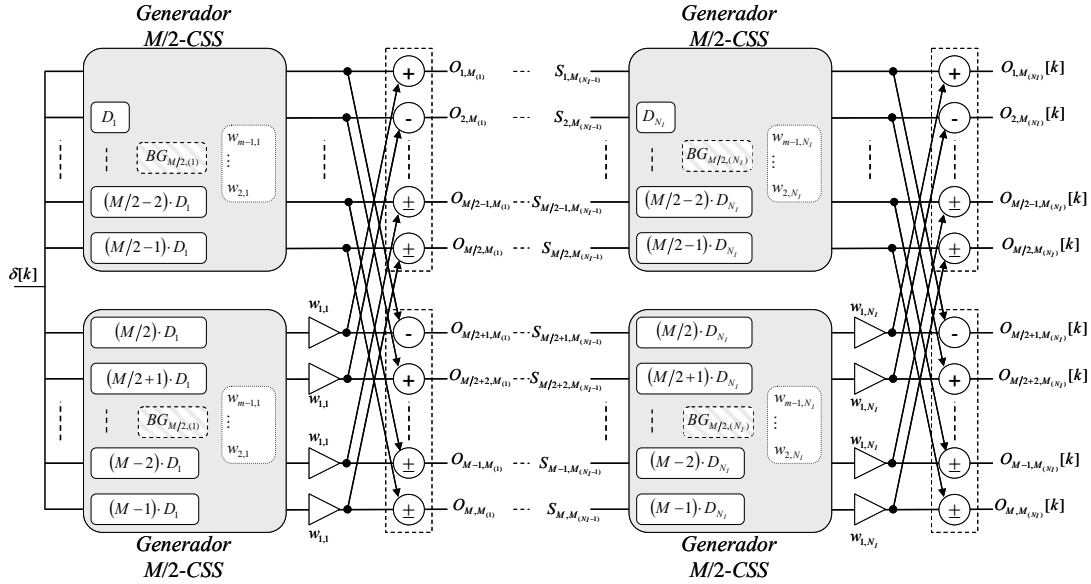


Figura B.1. Esquema de implementación de un generador eficiente de M -CSS utilizando la arquitectura de un generador de $M/2$ -CSS.

Así mismo, en la Figura B.2 se puede observar el diagrama de bloques del correlador eficiente de M -CSS [De Marziani, 2006]. Es importante resaltar que tanto el generador como el correlador eficiente desarrollados utilizan internamente una arquitectura recursiva eficiente basada en un $M/2$ -CSS [De Marziani *et al.*, 2006].

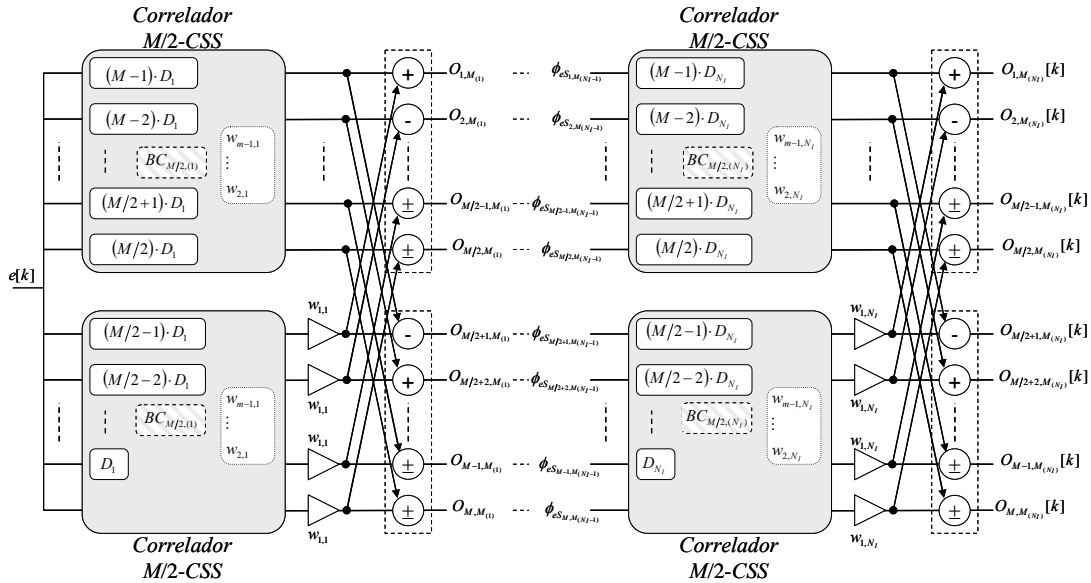


Figura B.2. Esquema de implementación de un correlador eficiente de M -CSS utilizando la arquitectura de un correlador de $M/2$ -CSS.

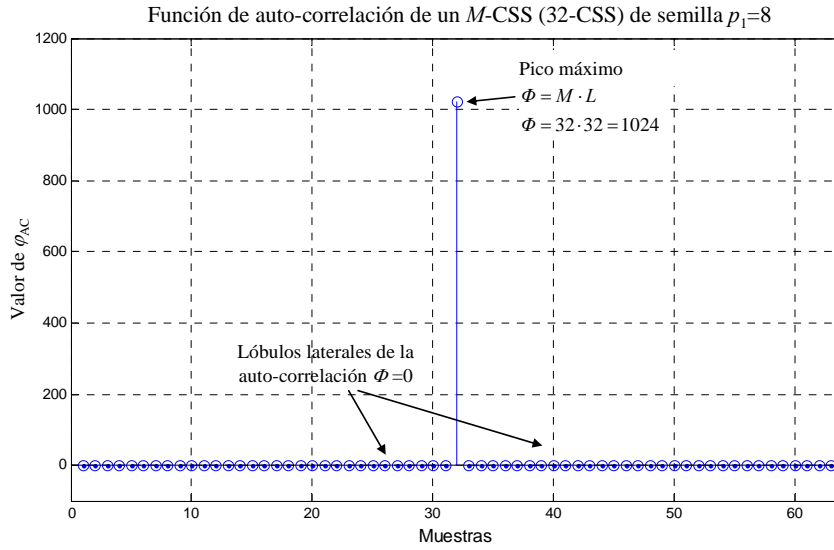
A través de cada uno de los bloques genéricos que se han desarrollado (véase la Figura B.1) se puede implementar el generador genérico, el cual estará formado por n_b bloques

denotados por BG , donde cada salida genérica O_n del bloque BG_n estará conectada a la entrada S_{n+1} del siguiente bloque BG_{n+1} . En lo que respecta al correlador genérico (véase la Figura B.2), este emplea una forma similar para conectar los distintos n_b bloques que lo forman, en el cual la salida O_n del bloque BC_n de correlación esta conectada a la entrada ϕ_{n+1} del siguiente bloque BC_{n+1} de correlación.

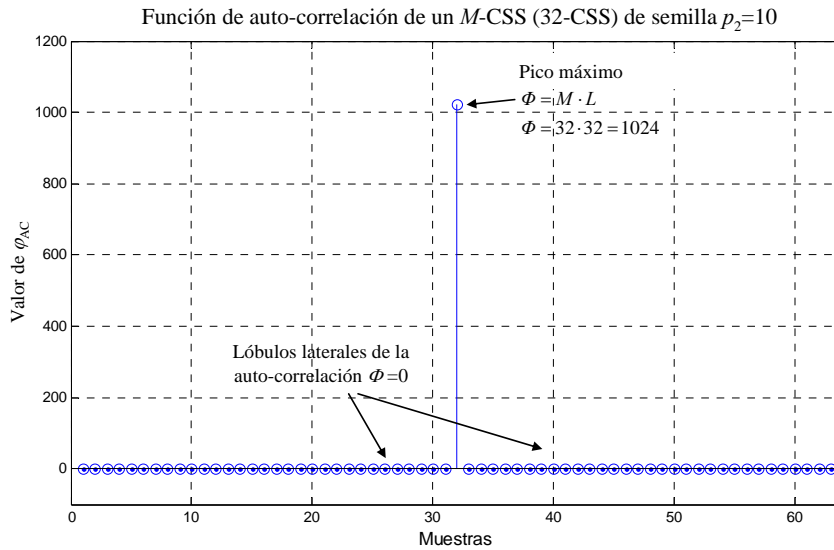
Por otro lado, cada conjunto se genera a partir de la semilla \mathbf{w} formada por coeficientes $w_{1,n}$ que pueden tomar valores $+1$ ó -1 y pueden ser agrupados en forma matricial de forma que $\mathbf{w}_{N_l} = \{w_{1,1}, w_{1,2}, w_{1,n}, \dots, w_{1,N_l}\}$. Cada semilla \mathbf{w} tiene una representación decimal dada por $p \in \{0, 1, 2, \dots, 2^{N_l} - 1\}$, la cual es característica de cada conjunto [Álvarez, 2005]. Considerando esto, un M -CSS formado por M secuencias de longitud L generado a partir de la semilla \mathbf{w} ó p esta representado por $\mathbf{S}_{M(L)}^{(p)}$, como se observa en B.5.

$$\mathbf{S}_{M(L)}^{(p)} = \begin{pmatrix} S_{1,L}^{(p)}[k] \\ S_{2,L}^{(p)}[k] \\ \vdots \\ S_{M-1,L}^{(p)}[k] \\ S_{M,L}^{(p)}[k] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} bs_{1,1} & bs_{1,2} & \cdots & bs_{1,L} \\ bs_{2,1} & bs_{2,2} & \cdots & bs_{2,L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ bs_{M-1,1} & bs_{M-1,2} & \cdots & bs_{M-1,L} \\ bs_{M,1} & bs_{M,2} & \cdots & bs_{M,L} \end{pmatrix} \quad (\text{B-5})$$

En la Figura B.3 se muestran dos ejemplos de la suma $\varphi_{AC}[k]$ de sus funciones de auto-correlación para los 32-CSS de semillas a) $p_1=8$ y b) $p_2=10$, formados por M secuencias ($M=32$) de longitud L ($L=32$).



a)



b)

Figura B.3. Suma $\varphi_{AC}[k]$ de las funciones de auto-correlación de las secuencias de dos conjuntos 32-CSS con $M=32$ y $L=32$, construidos a partir del generador eficiente con semillas a) $p_1=8$ y b) $p_2=10$.

En la Figura B.4 se muestra la función de correlación cruzada entre dos conjuntos complementarios de M secuencias, de semillas $p_1 = 8$ y $p_2=10$, donde la suma $\varphi_{CC}[k]$ de sus funciones de correlación cruzada es nula.

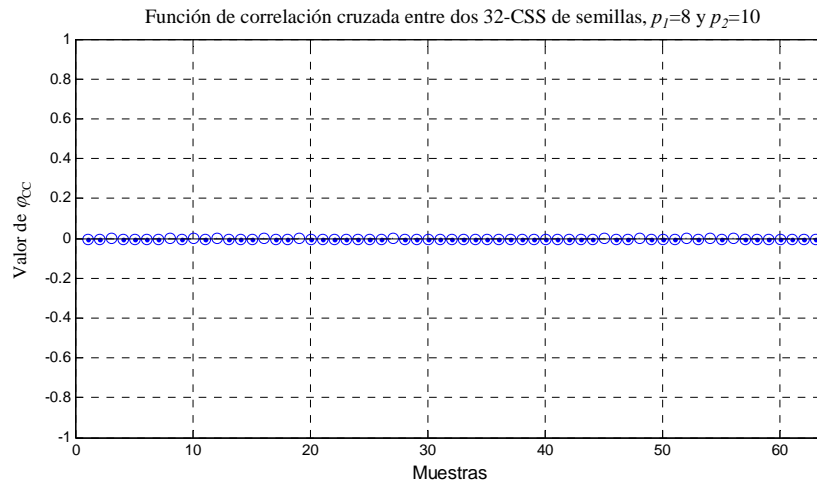


Figura B.4. Suma $\varphi_{CC}[k]$ de sus funciones de correlación cruzada entre las secuencias de dos conjuntos 32-CSS de semillas $p_1=8$ y $p_2=10$, considerando en ambos casos $M=32$ y $L=32$.

Apéndice C. Fundamentos matemáticos de la técnica PCA (Análisis de Componentes Principales)

El análisis de componentes principales se define por la transformación lineal dada en la expresión (C-1):

$$\mathbf{y} = \mathbf{U}^T \mathbf{x} \quad (\text{C-1})$$

donde \mathbf{x} es el vector de características con media nula sobre el que se realiza la transformación, formado por N características; \mathbf{y} es el vector resultado de la transformación, formado por K características, siendo $K < N$; y \mathbf{U} es la matriz de transformación. El problema a resolver será la determinación de la matriz de transformación \mathbf{U} .

La matriz de transformación \mathbf{U} es determinista y de dimensión $N \times K$, estando formada por m columnas $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_N\}$ linealmente independientes. Además, se asume que las columnas de \mathbf{U} forman un espacio ortonormal. Por tanto, se cumplen las dos premisas siguientes:

$$\text{independencia : } |\mathbf{U}| \neq 0 \quad \text{y} \quad \text{Ortonormal : } \mathbf{u}_n^T \mathbf{u}_{n'} = \delta_{nn'} = \begin{cases} 1 & n = n' \\ 0 & n \neq n' \end{cases} \quad (\text{C-2})$$

A los vectores que forman la matriz \mathbf{U} se les denomina *vectores base*, de forma que los elementos $\{y_1 y_2 \dots y_K\}$ de \mathbf{y} son las proyecciones de \mathbf{x} sobre los *vectores base*:

$$y_n = \mathbf{u}_n^T \mathbf{x} \quad (\text{C-3})$$

Dado un vector \mathbf{x} N -dimensional con matriz de covarianza \mathbf{C}_x dada por (C-4):

$$\mathbf{C}_x = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1N} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{N1} & c_{N2} & \dots & c_{NN} \end{pmatrix} \quad (\text{C-4})$$

Lo que se busca es una matriz de transformación \mathbf{U} tal que el vector \mathbf{y} tenga una matriz de covarianza \mathbf{C}_y diagonal como la indicada en (C-5):

$$\mathbf{C}_y = E[\mathbf{y}\mathbf{y}^T] = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_N^2 \end{pmatrix} \quad (\text{C-5})$$

Esta transformación lineal es, por tanto, una transformación de *descorrelación* de las componentes de \mathbf{x} . Calculando la matriz de covarianza \mathbf{C}_y :

$$\mathbf{C}_y = E[\mathbf{y}\mathbf{y}^T] = E[(\mathbf{U}^T \mathbf{x})(\mathbf{U}^T \mathbf{x})^T] = E[\mathbf{U}^T \mathbf{x}\mathbf{x}^T \mathbf{U}] = \mathbf{U}^T E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] \mathbf{U} = \mathbf{U}^T \mathbf{C}_x \mathbf{U} \quad (\text{C-6})$$

Si se impone la condición de preservar la norma del vector, esto es:

$$\left. \begin{array}{l} \|\mathbf{x}\|^2 = \|\mathbf{y}\|^2 \\ \|\mathbf{y}\|^2 = \mathbf{y}^T \mathbf{y} = (\mathbf{U}^T \mathbf{x})^T (\mathbf{U}^T \mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{U} \mathbf{U}^T \mathbf{x} \\ \|\mathbf{x}\|^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \end{array} \right\} \Rightarrow \mathbf{U} \mathbf{U}^T = \mathbf{I} \rightarrow \mathbf{U}^T = \mathbf{U}^{-1} \rightarrow \mathbf{U} = \text{matriz ortogonal} \quad (\text{C-7})$$

Aplicando esta condición a la expresión (C-6):

$$\mathbf{C}_y = \mathbf{U}^T \mathbf{C}_x \mathbf{U} = \mathbf{U}^{-1} \mathbf{C}_x \mathbf{U} \Rightarrow \mathbf{U} \mathbf{C}_y = \mathbf{C}_x \mathbf{U} \quad (\text{C-8})$$

Llamando \mathbf{u}_n a la n -ésima columna de \mathbf{U} e imponiendo que \mathbf{C}_y sea una matriz diagonal con elementos de su diagonal σ_n^2

$$\mathbf{u}_n \sigma_n^2 = \mathbf{C}_x \mathbf{u}_n \Rightarrow \mathbf{C}_x \mathbf{u}_n = \sigma_n^2 \mathbf{u}_n \quad (\text{C-9})$$

A partir de (C-9) se deduce que \mathbf{U} es la matriz de autovectores de \mathbf{C}_x y que los σ_n^2 de la diagonal de \mathbf{C}_y son los autovalores de \mathbf{C}_x . Por tanto, las varianzas del vector transformado, se corresponden con los autovalores de \mathbf{C}_x . Si se denomina λ_n a los autovalores de \mathbf{C}_x se cumple que $\sigma_n^2 = \lambda_n$. Se puede concluir que si un autovalor n de \mathbf{C}_x es cero, su σ_n^2 será cero y por tanto el autovector asociado no supondrá aportación alguna al espacio transformado.

Si el número de características K del vector transformado es pequeño esto quiere decir que estas características son muy efectivas. Lógicamente, se buscan características que se puedan obtener a partir de una transformación lineal de las variables originales.

Para encontrar un subespacio de dimensión K ($K < N$) se pueden utilizar diferentes criterios, los más populares son: PCA por maximización de la varianza (medida de la matriz de covarianza) y PCA por aproximación del mínimo error cuadrático medio. Sin embargo, en este apartado únicamente se abordara el criterio de maximización de la varianza.

Criterio de maximización de la varianza.

Considérese la combinación lineal:

$$y_1 = \sum_{n=1}^N \mathbf{u}_n^T x_n = \mathbf{u}_1^T \mathbf{x} \quad (\text{C-10})$$

donde y_1 es la primera componente de \mathbf{y} ; \mathbf{x} y \mathbf{u}_1 son dos vectores N -dimensionales. La varianza de y_1 viene dada por:

$$J_1 = E\left\{[y_1 - E\{y_1\}][y_1 - E\{y_1\}]^T\right\} = E\left\{[\mathbf{u}_1^T \mathbf{x} - E\{\mathbf{u}_1^T \mathbf{x}\}][\mathbf{u}_1^T \mathbf{x} - E\{\mathbf{u}_1^T \mathbf{x}\}]^T\right\} = \mathbf{u}_1^T \mathbf{C}_x \mathbf{u}_1 \quad (\text{C-11})$$

Lo que se pretende es encontrar el valor de \mathbf{u}_1 (eje principal) que maximice la varianza de y_1 indicada en la expresión (C-11) bajo la condición de que $\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 = 1$. Para ello se introduce el multiplicador de Lagrange:

$$\zeta_1 = \mathbf{u}_1^T \mathbf{C}_x \mathbf{u}_1 - \lambda_1 (\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 - 1) \quad (\text{C-12})$$

donde λ_1 es el multiplicador de Lagrange. El objetivo es calcular el valor del eje principal \mathbf{u}_1 que maximice ζ_1

$$\frac{\partial \zeta}{\partial \mathbf{u}_1} = 2\mathbf{C}_x \mathbf{u}_1 - 2\lambda_1 \mathbf{u}_1 = 0 \Rightarrow \mathbf{C}_x \mathbf{u}_1 = \lambda_1 \mathbf{u}_1 \quad (\text{C-13})$$

De la expresión (C-13) se deduce que \mathbf{u}_1 es el autovector asociado al autovalor λ_1 de \mathbf{C}_x . Como el valor máximo de ζ_1 es:

$$\zeta_{1\max} = \mathbf{u}_1^T \lambda_1 \mathbf{u}_1 - \lambda_1 (\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 - 1) = \lambda_1 \quad (\text{C-14})$$

Por tanto, para maximizar la varianza de y_1 hay que elegir el mayor autovalor λ_1 de \mathbf{C}_x y para \mathbf{u}_1 el autovector asociado a λ_1 . La segunda componente \mathbf{u}_2 se obtiene maximizando la suma de varianzas:

$$J_2 = \text{Var}(y_1) + \text{Var}(y_2) \quad (\text{C-15})$$

siendo $y_1 = \mathbf{u}_1^T \mathbf{x}$ y $y_2 = \mathbf{u}_2^T \mathbf{x}$. En este caso, \mathbf{u}_1 y \mathbf{u}_2 son los vectores que definen el plano. La función objetivo, introduciendo los correspondientes multiplicadores de Lagrange, y teniendo en cuenta las restricciones de que $\mathbf{u}_n^T \mathbf{u}_n = 1$ ($n=1,2$) será:

$$\zeta_2 = (\mathbf{u}_1^T \mathbf{C}_x \mathbf{u}_1 + \mathbf{u}_2^T \mathbf{C}_x \mathbf{u}_2 - \lambda_1 (\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 - 1) - \lambda_2 (\mathbf{u}_2^T \mathbf{u}_2 - 1)) \quad (\text{C-16})$$

Derivando ζ_2 e igualando a cero para obtener el máximo:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \zeta_2}{\partial \mathbf{u}_1} &= 2\mathbf{C}_x \mathbf{u}_1 - 2\lambda_1 \mathbf{u}_1 = 0 \Rightarrow \mathbf{C}_x \mathbf{u}_1 = \lambda_1 \mathbf{u}_1 \\ \frac{\partial \zeta_2}{\partial \mathbf{u}_2} &= 2\mathbf{C}_x \mathbf{u}_2 - 2\lambda_2 \mathbf{u}_2 = 0 \Rightarrow \mathbf{C}_x \mathbf{u}_2 = \lambda_2 \mathbf{u}_2 \end{aligned} \quad (\text{C-17})$$

Al igual que en el caso de la primera componente, en este caso, de la expresión (C-17) se deduce que λ_1 y λ_2 son los autovalores de \mathbf{C}_x , mientras que \mathbf{u}_1 y \mathbf{u}_2 son los autovectores asociados. Teniendo en cuenta que el valor máximo de ζ_2 viene determinado por (C-18):

$$\zeta_{2\max} = \mathbf{u}_1^T \lambda_1 \mathbf{u}_1 - \lambda_1 (\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1 - 1) + \mathbf{u}_2^T \lambda_2 \mathbf{u}_2 - \lambda_2 (\mathbf{u}_2^T \mathbf{u}_2 - 1) = \lambda_1 + \lambda_2 \quad (\text{C-18})$$

se deduce que λ_1 y λ_2 son los autovalores de mayor valor de \mathbf{C}_x , donde \mathbf{u}_1 y \mathbf{u}_2 sus autovectores asociados, respectivamente. Se debe destacar el hecho de que la covarianza entre y_1 e y_2 dada por $\mathbf{u}_1^T \mathbf{C}_x \mathbf{u}_2$ es cero ya que $\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_2 = 0$.

Generalizando, se puede concluir que la varianza máxima del componente de orden K $y_K = \sum_{n=1}^N \mathbf{u}_{nK} x_n = \mathbf{u}_K^T \mathbf{x}$ se obtiene para una \mathbf{u}_K que coincide con el autovector de \mathbf{C}_x asociado al autovalor λ_K de \mathbf{C}_x que ocupe el K -ésimo lugar ordenados de mayor a menor: $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_K > \dots > \lambda_N$.

Es evidente, que si el número K de componentes principales seleccionadas es igual al número de componentes iniciales N ($N=K$: $\mathbf{U}\mathbf{U}^T=I$), la recuperación de los objetos al espacio original tras su proyección es perfecta. Esto se demuestra fácilmente, si se denomina $\hat{\mathbf{x}}$ al objeto recuperado, y \mathbf{U} a la matriz de transformación completa, se tiene:

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{U}^T \mathbf{x} \Rightarrow \text{Objeto proyectado al espacio transformado} \\ \mathbf{x} &= \mathbf{U}\mathbf{y} = \mathbf{U}\mathbf{U}^T \mathbf{x} = \mathbf{x} \Rightarrow \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2 = 0 \Rightarrow \text{Error de recuperación nulo} \end{aligned} \quad (\text{C-19})$$

En el caso de que $K < N$, esto es, si se desprecian $N-K$ componentes (autovalores) en cuyo caso $\mathbf{U}\mathbf{U}^T \neq I$, la recuperación no será perfecta. En este caso, se define el error de recuperación como la diferencia entre el vector proyectado \mathbf{x} y el recuperado $\hat{\mathbf{x}}$:

$$\varepsilon = \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\| \quad (\text{C-20})$$

Tal y como se demuestra a continuación, el error de recuperación viene determinado por la suma de los autovalores descartados $\sum_{n=K+1}^N \lambda_n$.

Si se denomina \mathbf{U}_{red} a la matriz de transformación en la que se han eliminado las $N-K$ componentes:

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{U}_{red}^T \mathbf{x} \Rightarrow \text{Objeto proyectado al espacio transformado} \\ \mathbf{x} &= \mathbf{U}_{red} \mathbf{y} = \mathbf{U}_{red} \mathbf{U}_{red}^T \mathbf{x} \neq \mathbf{x} \Rightarrow \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2 \neq 0 \Rightarrow \text{Error de recuperación} \end{aligned} \quad (\text{C-21})$$

donde el error de recuperación esta dado por $\varepsilon = \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\| = \sum_{n=K+1}^N \lambda_n$. En resumen se cumple:

$$\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\| \begin{cases} = 0 & \text{si } \mathbf{U}_{N \times N} \\ \neq 0 & \text{si } \mathbf{U}_{N \times K} \end{cases} \quad (\text{C-22})$$

Cuando se utiliza PCA en clasificación, el *error de recuperación* permite determinar la pertenencia de un objeto a una clase α definida por su matriz de transformación \mathbf{U} . Si el *error de recuperación* es menor que un determinado umbral ξ_ε se puede afirmar que el objeto pertenece a dicha clase.

$$\text{si } \varepsilon \leq \xi_\varepsilon \Rightarrow \text{objeto } \mathbf{x} \text{ pertenece a la clase } \alpha \quad (\text{C-23})$$

Una vez establecida la pertenencia del objeto a una clase, se puede determinar si dicho objeto coincide con alguna de las muestras de entrenamiento utilizadas para crear la matriz de transformación, o al menos a cuál de ellas se asemeja más. Para ello, se calcula la distancia Euclídea entre el objeto y cada una de las muestras de entrenamiento en el espacio transformado, según se indica en la expresión (C-24).

$$d = \|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}_n\|_{n=0,1,\dots,G} \quad \text{Siendo } G \text{ el número de patrones} \quad (\text{C-24})$$

El objeto se asemeja al patrón con menor distancia Euclídea d .

Referencias

- [ACQUITEK, 2007] ACQUITEK. “CubeSTREAM-8. PC Based Data Acquisition Unit”, Ref: CubeSTREAM-8 V1.0. www.acquitek.com.
- [Álvarez *et al.*, 2004] F. Álvarez, J. Ureña, M. Mazo, A. Hernández, J. J. García, J. A. Jiménez, P. Donato. “Complementary Sets of Sequences-Based Coding for Ultrasonic Array Sensor”, Proceedings of the Third IEEE Workshop on Sensor Array and Multichannel Signal Processing, Sitges (Barcelona), Spain, Julio de 2004.
- [Álvarez *et al.*, 2004a] F. Álvarez, J. Ureña, J.J. García, M. Mazo, C. De Marziani, Á. Hernández, J.M. Villadangos. “A comparative analysis of two modulation schemes for the efficient transmission of complementary sequences in a pulse compression ultrasonic system”. Proceedings of IADAT-tcn2004. ISBN: 84-933971-1-3, San Sebastián, Spain, Diciembre de 2004.
- [Álvarez, 2005] F. Álvarez. “Codificación de emisiones ultrasónicas con secuencias complementarias para uso en exteriores”. Tesis Doctoral, Departamento de Electrónica (Escuela Politécnica Superior) – Universidad de Alcalá, 2005.
- [Araujo *et al.*, 2000] E. G. Araujo, R. A. Grupen. “Feature extraction for autonomous navigation using an active sonar head”. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2000). Vol. 4, 24-28, pp.:3823 – 3828, Abril de 2000.

- [Ayrulu *et al.*, 2001] B. Ayrulu, B. Barshan. "Neural Network for improved target differentiation and localization with sonar". Elsevier Science Ltd. Neuronal Networks 14 (2001), pp.: 355-373.
- [Ayrulu *et al.*, 1997] B. Ayrulu, B. Barshan, S.W. Utete. "Target identification with multiple logical sonars using evidential reasoning and simple majority voting". Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol. 3, 20-25, pp.: 2063 – 2068, Abril de 1997.
- [Barshan *et al.*, 1990] B. Barshan, R. Kuc. "Differentiating sonar reflections from corners and planes by employing an intelligent sensor". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, Issue 6, pp.: 560 – 569, Junio de 1990.
- [Barshan *et al.*, 1992] B. Barshan, R. Kuc. "A Bat Like Sonar System for Obstacle Localization". IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Volume 22, Issue 4, pp.: 636 – 646, Julio-Agosto de 1992.
- [Barshan *et al.*, 2000a] B. Barshan, B. Ayrulu. "A comparison of four methods for accurate ultrasonic range estimation", Proc. of 1st IEEE Balkan Conference on Signal Processing, Communications, Circuits and Systems, (CD-ROM), Istanbul (Turkey) - 2000.
- [Barshan *et al.*, 2000b] B. Barshan, B. Ayrulu, S.W. Utete. "Neural Network-Based Target Differentiation Using Sonar for Robotics Applications". IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 16, No. 4, pp.: 435–442, Agosto de 2000.
- [Barshan *et al.*, 2001] B. Barshan, B. Ayrulu. "Fractional Fourier Transform pre-processing for neural network and its application to object recognition". Elsevier Science Ltd. Neuronal Networks 14 (2001), pp.: 355-373.
- [Berenguer *et al.*, 2003] I. Berenguer, X. Wang. "Space-time coding and signal processing for MIMO communications". J. Comput. Sci. & Technol. Vol. 18, No. 6, pp.: 689 – 702, Noviembre de 2003.
- [Blackstock, 2000] D.T. Blackstock. "Fundamentals of physical acoustics". Wiley-Interscience. John Wiley & Sons, Inc. USA 2000. ISBN: 0-471-31979-1. pp.: 541.
- [Bondyopadhyay, 2000] P.K. Bondyopadhyay. "The first application of array antenna". Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Phased Array Systems and Technology, 21-25, pp.:29 – 32, Mayo de 2000.
- [Boryssenko, 1999] A. Boryssenko. "Time-reversal algorithm for wave inverse problems in channels with multipath non-stable propagation". Proceedings of the IVth International Seminar/Workshop on Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory (1999), pp.:122 – 125, 20-23 Septiembre de 1999.

- [Butler, 1966] J.L. Butler. "Digital matrix and intermediate frequency scanning, Scanning Antennas". Vol. 3: Academic Press, 1966.
- [Carmena *et al.*, 2000] J. Carmena, J. Hallam, "Estimating Doppler shift with a coarse cochlear filterbank". University of Edinburgh, 2000 IEEE International Conference on Intelligent robots and systems.
- [Cho *et al.*, 1999] H. C. Cho, K. Lee. "3-D object recognition using an ultrasonic sensor array and neural networks". The IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS99). Vol. 2, 17-21, pp.: 1181 – 1184, Octubre de 1999.
- [CIRCE, 2005] CIRCE Project. *3rd Workshop on Biomimetic Ultrasound*. Electronics Department – University of Alcalá. 2-4 March 2005, Alcalá de Henares, (Madrid), Spain. ISBN: 848138-642-1.
- [Clarke *et al.*, 2004] C. T. Clarke, L. Qiang. "Bat on an FPGA: a Biomimetic Implementation of a Highly Parallel Signal Processing System". pp: 456 – 460, 2004.
- [Coskun *et al.*, 2003] N. Coskun, T. Yildirim. "The Effect of Training Algorithms in MLP Network on Image Classification". The IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2003. Vol. 2, pp. 1223-1226, 2003.
- [Crowley *et al.*, 1998] J.L. Crowley, F. Wallner, B. Schiele. "Position estimation using principal components of range data". IEEE International Conference on Robotics and Automation (1998). Vol. 4, pp.: 3121-3128, Mayo de 1998.
- [Da Silva *et al.*, 2000] M.R. Da Silva, A. Correia. "Parallel interference cancellation with commutation signalling". The IEEE International Conference on Communications (ICC 2000). Vol. 3, pp.: 1213 – 1217, 18-22 de Junio de 2000.
- [De Marziani *et al.*, 2006-7] C. De Marziani, J. Ureña, A. Hernández, M. Mazo, F. Álvarez, J. García, P. Donato. "Modular Architecture for Efficient Generation and Correlation of Complementary Set of Sequences". IEEE Transactions on Signal Processing, Volume 55, Issue 5, Part 2, pp.:2323 – 2337, Mayo de 2007.
- [De Marziani *et al.*, 2006] C. De Marziani, J. Ureña, A. Hernández, M. Mazo, J.J. García, A. Jiménez, J.M. Villadangos, M.C. Pérez, A. Ochoa, F. Álvarez. "Inter-Symbol Interference Reduction on Macro-Sequences Generated from Complementary Set of Sequences". The 32nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, pp.: 3367-3372, ISBN: 1-4244-0391-X, Noviembre de 2006,.
- [De Marziani, 2006] C. De Marziani. "Sistema de Localización Acústico empleando Conjuntos de Secuencias Complementarias". Tesis Doctoral, Departamento de Electrónica (Escuela Politécnica Superior) – Universidad de Alcalá, 2006.
- [Diaz *et al.*, 1999] V. Diaz, J. Ureña, M. Mazo, J.J. Garcia, E. Bueno, A. Hernandez. "Using Golay complementary sequences for multi-mode ultrasonic operation".

- The 7th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA '99). Vol. 1, pp.: 599 – 604, 18-21 Octubre de 1999.
- [Donato, 2006] P. G. Donato. “Sistema detector de ejes de trenes sin electrónica en vía”. Tesis Doctoral, Departamento de Electrónica (Escuela Politécnica Superior) – Universidad de Alcalá, 2005.
- [Dror *et al.*, 1996] I. E. Dror, F. L. Florer, D. Rios, M. Zagaeski, “Using artificial bat sonar neural network for complex pattern recognition: Recognizing faces and the speed of a moving target”. *Biological Cybernetics* 74, pp.:331-338 (1996), Springer-Verlag 1996.
- [Dror *et al.*, 1995] I. E. Dror, M. Zagaeski, C. F. Moss. “Three Dimensional Target Recognition via Sonar: A Neural Network Model”. *Neural Networks*, Vol. 8, No. 1, pp.:149-160, 1995. Elsevier Science Ltd.
- [Fu *et al.*, 2002] J. Fu, D. Yang, Y. Chang, J. Gu. “The standard for evaluating the correlation characteristics of MIMO channel”. *IEEE 55th Vehicular Technology Conference (VTC Spring 2002)*. Vol. 4, pp.:1733 – 1736, 6-9 Mayo de 2002.
- [García, 2006] J. J. García Domínguez. “Sistema sensorial de infrarrojos para la detección de obstáculos en entornos ferroviarios”. Tesis Doctoral. Departamento de Electrónica (Escuela Politécnica Superior) – Universidad de Alcalá, 2006.
- [Golay, 1949] M.J. Golay. “Multi-slit spectrometry”. *Journal of the Optical Society of America*. Vol. 39, pp.: 437-444, Junio de 1949.
- [Golay, 1961] M.J. Golay. “Complementary series”. *IRE Transactions of Information Theory*. IT-7, pp.: 82–87, Abril de 1961.
- [Gold, 1967] R. Gold. “Optimal binary sequences for spread spectrum multiplexing”. *The IEEE Transactions on Information Theory*. Vol. 13, Issue 4, pp.: 619 – 621, Octubre de 1967.
- [Harper *et al.*, 1997] N. L. Harper, P. J. McKerrow. “Recognition of Plants with CTFM Ultrasonic Range Data using a Neural Network”. *Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Albuquerque, New Mexico*, Abril de 1997.
- [Hazas *et al.*, 2002] M. Hazas, A. Ward. “A Novel Broadband Ultrasonic Location System”. *Proceedings of UbiComp 2002: Fourth International Conference on Ubiquitous Computing, Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 2498, pp.: 264-280, Septiembre de 2002.
- [Hernández *et al.*, 1999] A. Hernández, J. Ureña, M. Mazo, J. J. García, E. Bueno, V. Diaz. “Using Golay complementary sequences for multi-mode ultrasonic operation”. *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA 1999)*, Volume: 1, pp.:599 – 604, Octubre de 1999.

- [Hernández *et al.*, 2000] A. Hernández, J. Ureña, M. Mazo, J. J. García, V. Díaz. “Reconfigurable hardware for processing information from ultrasonic sensors”. TELECOM 2000. Santiago de Cuba (Cuba). 2000.
- [Hernández *et al.*, 2002] A. Hernández, J. Ureña, M. Mazo, J. J. García, J. P. Derutin, J. Serot. “Ultrasonic sensor performance improvement using DSP-FPGA based architectures”. Proceedings of the IEEE 28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society (IECON 02), Volume: 4, pp.: 2694 – 2699, 5-8 Noviembre de 2002.
- [Hernández, 2003] A. Hernández. “Aplicación de las arquitecturas reconfigurables al diseño de sistemas sensoriales ultrasónicos”. Tesis Doctoral en co-tutela. Departamento de Electrónica (Escuela Politécnica Superior) – Universidad de Alcalá y Université Blaise Pascal–Clermont II, 2003.
- [Hernández *et al.*, 2003a] A. Hernández, J. Ureña, D. Hernanz, J. J. García, M. Mazo, J. P. Dérutin, J. Sérot, S. Palazuelos. “Real-time implementation of an efficient Golay correlator (EGC) applied to ultrasonic sensorial systems”. Microprocessors and Microsystems, no. 27, pp.: 397-406, 2003.
- [Hernández *et al.*, 2003b] A. Hernández, J. Ureña, M. Mazo, J. J. García, J. A. Jiménez, F. J. Álvarez. “Advanced sonar module for mapping applications”. Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA'03), pp.: 700-707, Lisboa (Portugal), 2003.
- [Hernández *et al.*, 2004] A. Hernández, J. Ureña, J.J. García, M. Mazo, D. Hernanz, J.P. Dérutin, J. Sérot. “Ultrasonic ranging sensor using simultaneous emissions from different Transducers”. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, vol. 51, no. 12, pp.: 1660-1670, 2004.
- [Hillenbrand *et al.*, 2000] J. Hillenbrand, G. M. Sessler. “Piezoelectricity in cellular electret films”. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation. Vol. 7, Issue 4, pp.:537 – 542, Agosto de 2000.
- [Hong *et al.*, 1995] M.L. Hong, L. Kleeman. “A low sample rate 3D sonar sensor for mobile robots”. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Vol. 3, pp.: 3015 – 3020, 21-27 Mayo de 1995.
- [Houser *et al.*, 1999] D. Houser, D. Helweg, K. Chellapilla, P. Moore. “Creation of a Biomimetic Model of Dolphin Hearing Through the Use of Evolutionary Computation” University of California and SPAWAR/SYSCEN – San Diego. IEEE 1999.
- [Howard *et al.*, 1998] A. Howard, C. Padgett, C.C. Liebe. “A multi-stage neural network for automatic target detection”. IEEE International Joint Conference on Neural Networks (1998), IEEE World Congress on Computational Intelligence. Vol. 1, pp.: 231-236, Mayo de 1998.
- [Hu, 1962] M.K. Hu. “Visual Pattern Recognition by Moment Invariants”. IRE Transaction on Information Theory, Vol. 8, pp.: 179-187, 1962.

- [Hua, 1996] Y. Hua. "Fast maximum likelihood for blind identification of multiple FIR channels". IEEE Transactions on Signal Processing. Volume 44, Issue 3, pp.:661 – 672, Marzo de 1996.
- [Hua *et al.*, 1998] Y. Hua, W. Liu, "Generalized Karhunen-Loeve transform". IEEE Signal Processing Letters. Vol. 5, Issue: 6. pp. 141-142, Junio de 1998.
- [Jie Liu *et al.*, 2004] Jie Liu, M.F. Insana. "Adaptable coded excitation for elasticity imaging". 2004 IEEE Ultrasonics Symposium. Vol. 1, pp.: 44 – 47, 23-27 Agosto de 2004.
- [Jiménez *et al.*, 2003] J. A Jiménez, J. Ureña, M. Mazo, A. Hernández, E. Santiso. "Three-dimensional discrimination between planes, corners and edges using ultrasonic sensors" Emerging Technologies and Factory Automation, 2003. Proceedings of ETFA '03, IEEE Conference Volume: 2, Septiembre de 2003.
- [Jiménez, 2004] J. A. Jiménez, "Clasificación y localización con ultrasonidos de reflectores tridimensionales utilizando técnicas geométricas y PCA", Tesis Doctoral, Universidad de Alcalá, 2004.
- [Jiménez *et al.*, 2005] J. A. Jiménez, J. Ureña, M. Mazo, A. Hernández, E. Santiso. "Using PCA in Time-of-Flight Vectors for Reflectors Recognition and 3-D Localization". IEEE Transactions on Robotics, Vol. 21, No. 5, pp.: 909 – 924, Octubre de 2005.
- [Jones *et al.*, 2000] S. Jones, R. Meddis, S. C. Lim, A.R. Temple. "Toward a Digital Neuromorphic Pitch Extraction System". Proceedings of the IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 2, No. 4, pp: 978 – 987, July 2000.
- [Jörg *et al.*, 1998] K. W. Jörg, M. Berg. "Sophisticated mobile robot sonar sensing with pseudo-random codes". Robotics and Autonomous Systems, Vol. 25, No. 3 y 4. pp.: 241–251, noviembre 1998.
- [Jensen *et al.*, 2004] M. A. Jensen, J. W. Wallace. "A review of antennas and propagation for MIMO wireless communications". IEEE Transactions on Antennas and Propagation, Vol. 52, No. 11, Noviembre de 2004.
- [Kasami, 1968] T. Kasami. "Weight distribution formula for some class of cyclic codes". Technical Report R-285, Coordinated Science Lab. University of Illinois, abril 1968.
- [Kawamoto *et al.*, 2000] M. Kawamoto, K. Kohno, Y. Inouye, A. K. Nandix. "Robust Super-Exponential Methods for Blind Equalization of SISO Systems with Additive Gaussian Noise". Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS 2005), Vol. 4, pp.:3031 – 3034, 23-26 Mayo de 2005,
- [Kermoal *et al.*, 2001] J.P. Kermoal, L. Schumacher, F. Fredriksen, P.E. Mogensen. "Polarization diversity an MIMO radio channels: Experimental validation of a

- stochastic model and performance assessment”. In Proceedings of Vehicular Technology Conference, VTC Fall, Atlantic City, USA, pp.: 22–26, Octubre de 2001.
- [Kim *et al.*, 2003] H. Kim, C. Singh. “Security analysis for system operation using Bayes classifier”. IEEE Power Engineering Society General Meeting (2003). Vol. 2, pp. 661-666, 13-17 Julio de 2003.
- [Kirby *et al.*, 1990] M. Kirby, L. Sirovich. “Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, Issue 1, pp.:103-108, Enero de 1990.
- [Kleeman *et al.*, 1995] L. Kleeman, R. Kuc. “Mobile robot sonar for target localization and classification”. The International Journal of Robotics Research, Vol. 14, N°. 4, pp. 295-318, Agosto 1995.
- [Kleeman, 2004] L. Kleeman. “Advanced sonar with velocity compensation”. International Journal of Robotics Research, Vol. 23, N°. 2, pp. 111-126, Febrero de 2004.
- [Kuc *et al.* 1992] R. Kuc, B. Barshan. “Bat-Like Sonar for Guiding Mobile Robots”. IEEE Control Systems Magazine. Volume 12, Issue 4, pp.:4 – 12, Agosto de 1992.
- [Kuc, 1997] R. Kuc. “Biomimetic sonar locates and recognizes objects”. IEEE Journal of Oceanic Engineering, Volume 22, Issue 4, pp.:616 – 624, Octubre de 1997.
- [Lee *et al.*, 1982] B.B. Lee, E.S. Furgason. “Golay Codes for Simultaneous Multi-Mode Operation in Phased Arrays”. Ultrasonics Symposium, 1982, pp.:821 – 825.
- [Maksym, 1995] J.N. Maksym. “Neural networks for active echo classification”. The IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP-95). Vol. 5, pp.: 3595 – 3598, 9-12 Mayo de 1995.
- [Mami *et al.*, 2003] Y. Mami, D. Charlet. “Speaker identification by anchor models with PCA/LDA post-processing”. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003 (ICASSP '03). Vol. 1, pp.: I-180- I-183, Abril de 2003.
- [Martin *et al.*, 2001] C.C. Martin, J.H. Winters, N.R. Sollenberger. “MIMO radio channel measurements: Performance comparison of antenna configurations”. In Proceedings of Vehicular Technology Conference, VTC Fall, Atlantic City, USA, pp.: 1225–1229, Octubre de 2001.
- [Mathworks, 2003] The Mathworks, Inc. “Neural Network Toolbox User’s Guide”, version 4 Enero de 2003.
- [Mathworks, 2004] The Mathworks, Inc. “M-Files”, version 6.0 Release 12, 2004.

- [McKerrow *et al.*, 2001a] P. J. McKerrow, S. Zhu, S. New. "Simulating Ultrasonic Sensing with the Lattice Gas Model". IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol. 17, No. 2, Abril de 2001.
- [McKerrow *et al.*, 2001b] P. J. McKerrow, N. L. Harper. "Plant Acoustic Density Profile Model of CTFM Ultrasonic Sensing". IEEE Sensors Journal, Vol. 1, No. 4, Diciembre de 2001.
- [Moulines *et al.*, 1995] E. Moulines, P. Duhamel, J. F. Cardoso, S. Mayrargue. "Subspace methods for the blind identification of multichannel FIR filters". IEEE Transactions on Signal Processing. Volume 43, Issue 2, pp.:516 – 525, Febrero de 1995.
- [Müller *et al.*, 2004] R. Müller, J. Hallam. "From bat pinnae to sonar antennae: augmented obliquely truncated horns as a novel parametric shape model". Proceedings of the Eighth International Conference on the Simulation of Adaptive behavior (SAB'04).
- [Murase *et al.*, 1981] H. Murase, F. Kimura, M. Yoshimura, Y. Miyake, "An Improvement of the Autocorrelation Matrix in Pattern Matching Method and Its Application to Handprinted *HIRAGANA*". Transaction IECE Japan, Vol. 64D, No. 3, 1981.
- [Murase *et al.*, 1993] H. Murase, S.K. Nayar. "Learning and recognition of 3D objects from appearance". IEEE Workshop on Qualitative Vision (1993), pp.: 39-50, Junio 1993.
- [Nabar *et al.*, 2001] R.U. Nabar, H. Bölcskei, A.J. Paulraj. "Transmit optimization for spatial multiplexing in the presence of spatial fading correlation". In IEEE Global Telecommunications Conference, San Antonio, USA, pp.: 131–135, Noviembre de 2001.
- [Ochoa *et al.*, 2004a] A. Ochoa, A. Hernández, L. Boquete, J. Ureña, M. Mazo. "Clasificación de reflectores usando transductores de ultrasonidos y redes neuronales". TELECOM'04 International Conference (TELECOM'04), Santiago de Cuba (Cuba), 2004.
- [Ochoa *et al.*, 2004b] A. Ochoa, A. Hernández, L. Boquete, J. Ureña, J. A. Jiménez, M. Mazo, J. J. García. "Implementación de redes neuronales en FPGA's para la clasificación de reflectores usando transductores de ultrasonidos". 2004 International Conference on Reconfigurable Computing and FPGAs (ReConFig'04), pp. 181-190, Colima (México), 2004.
- [Ochoa *et al.*, 2005] A. Ochoa, A. Hernández, J. Ureña, M. Mazo, J.A. Jiménez, J.J. García, A. Jiménez, "Ultrasonic Pattern Recognition Based on ANN and PCA Techniques". IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE 2005), pp.: 1215 - 1220, Dubrovnik (Croatia), Junio de 2005.

- [Oppenheim *et al.*, 2000] A.V. Oppenheim, R.W. Schaffer, J.R. Buck. “Tratamiento de señales en tiempo discreto”. Segunda edición. Prentice Hall Iberia, Madrid 2000. ISBN: 84-205-2987-7. pp.: 904.
- [Oufroukh *et al.*, 2002] N. A. Oufroukh, C. Barat, E. Colle. “Ultrasonic Multi-Transducer Processing for pattern Recognition”. Proceedings of IEEE Sensors, 2002. Vol. 2, pp. 1329 – 1334, Junio de 2002.
- [Panasonic, 1989] Panasonic Corporation, “Ultrasonic ceramic microphones”, Blatched Road, Burlington, MA 01803, USA, 1989.
- [Patel *et al.*, 1998] N.R. Patel, T. O’Farrell. “Optimum single-user detection for DS/CDMA systems achieving complete MAI cancellation”. IEEE 5th International Symposium on Spread Spectrum Techniques and Applications, 1998. Vol. 3, pp: 941 – 945, Septiembre de 1998.
- [Peña, 2002] D. Peña. “Análisis de datos multivariantes”. Capítulo 5: Componentes Principales, 2002. ISBN: 84-481-3610-1, McGraw-Hill, pp. 133 – 170.
- [Peremans *et al.*, 1993a] H. Peremans, K. Audenaert, J.M. Van Campenhout. “A high-resolution sensor based on tri-aural perception”. IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 9, Nº. 1, pp.: 36-48, Febrero de 1993.
- [Peremans *et al.*, 1993b] H. Peremans, J.M. Van Campenhout. “Tri-aural perception on a mobile robot”. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.: 265-270, Nice (Francia) 1993.
- [Peremans *et al.*, 2003] H. Peremans, R. Muller. “A Comprehensive Robotic Model for Neural and Acoustic Signal Processing in Bats” IEEE EMBS conference on Neural Engineering. Capri Island, Italy, Marzo de 2003.
- [Peremans *et al.*, 2005] H. Peremans, J. Reijniers. “The CIRCE Head: A Biomimetic Sonar System”. Artificial Neural Networks: Biological Inspirations – ICANN 2005, Vol. 3696/2005, pp: 283-288.
- [Petré *et al.*, 2002] F. Petré, D. Barberá, L. Deneire, M. Moonen. “Combined space-time chip equalization and parallel interference cancellation for DS-CDMA downlink with spatial multiplexing”. The 13th IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Volume 3, pp.:1117 – 1121, 15-18 Septiembre de 2002.
- [Polaroid, 1991] Polaroid Corporation, “Ultrasonic ranging system”, Manual and Handbook, 1991.
- [Proakis *et al.*, 1998] J. Proakis, D. Manolakis. “Tratamiento digital de señales”. Tercera edición. Prentice Hall Inc Madrid, 1998. ISBN: 84-8322-000-8. pp.: 1048.

- [Serwate *et al.*, 1980] D. Serwate, M. Pursley. "Crosscorrelation properties of pseudorandom and related sequences". Proceedings of the IEEE, Vol. 68, No. 5, pp.:593-619, Mayo 1980.
- [SensComp, 2006] SensComp, Inc. "600 Series environmental transducer". Datasheet, September 2004. www.senscomp.com, Mayo 2007.
- [Shalvi *et al.*, 1993] O. Shalvi, E. Weinstein. "Super-exponential methods for blind deconvolution". IEEE Transactions on Information Theory, Volume 39, Issue 2, pp.:504 – 519, Marzo 1993.
- [Simmons *et al.*, 1992] J. A. Simmons, P. A. Saillant, S. P. Dear. "Through a bat's ear". Brown University. IEEE Spectrum. Vol. 29, No. 3, pp. 46 - 48. Marzo 1992.
- [Siyau *et al.*, 2003] M. F. Siyau, P. Nobles, R. F. Ormondroyd. "Channel estimation for layered space-time systems". 4th IEEE Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC 2003), pp.:482 – 486, 15-18 Junio 2003.
- [Sletten *et al.*, 1996] M. A. Sletten, D. B. Trizna, J. P. Hansen. "Ultrawide-band radar observations of multipath propagation over the sea surface". IEEE Transactions on Antennas and Propagation, Vol. 44, Issue 5, pp.:646 – 651, Mayo 1996.
- [Soares-Filho *et al.*, 2001] W. Soares-Filho, J. M. de Seixias, L. Pereira-Caloba. "Principal Component Analysis for Classifying Passive Signals". The 2001 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS 2001). Vol. 3, pp.: 592 – 595, Mayo 2001.
- [Someya *et al.*, 2004] T. Someya, T. Ohtsuki. "SAGE algorithm for channel estimation and data detection with tracking the channel variation in MIMO system". IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM '04), Volume 6, pp.:3651 – 3655, Diciembre 2004.
- [Streicher *et al.*, 2005] A. Streicher, M. Kaltenbacher, R. Lerch, H. Peremans. "Broadband EMFi ultrasonic transducer for bat research". IEEE Ultrasonics Symposium 2005. Vol. 3, pp. 1629-1632, Sept. 2005.
- [Strom *et al.*, 1996] E.G. Strom, S. Parkvall, S.L. Miller, B.E. Ottersten. "Propagation delay estimation in asynchronous direct-sequence code-division multiple access systems". IEEE Transactions on Communications, Vol. 44, Issue 1, pp.: 84 – 93, Enero de 1996.
- [Svantesson, 2000] T. Svantesson, "An antenna solution for MIMO channels: The multimode antenna". In Conference Record of the Thirty-Fourth Asilomar Conference, Pacific Grove, USA, Oct. 2000.
- [Swets *et al.*, 1996] D.L. Swets, J.J. Weng. "Using discriminant eigenfeatures for image retrieval". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, Issue 8, pp.: 831-836, 1996.

- [Swindlehurst *et al.*, 1999] A.L. Swindlehurst, J.H. Gunther. "Methods for blind equalization and resolution of overlapping echoes of unknown shape". IEEE Transactions on Signal Processing. Volume 47, Issue 5, pp.:1245 – 1254, Mayo 1999.
- [Tanaka *et al.*, 1999] T. Tanaka, Y. Yamashita. "Image coding using vector-embedded Karhunen-Loeve transform". 1999 IEEE International Conference on Image Processing, (ICIP 99). Vol. 1, pp. 482-486, Oct. 1999.
- [Tidestav *et al.*, 2001] C. Tidestav, A. Ahlen, M. Sternad. "Realizable MIMO decision feedback equalizers: structure and design". IEEE Transactions on Signal Processing, Volume 49, Issue 1, pp.:121-133, Enero 2001.
- [Turk *et al.*, 1991] M. Turk, A. Pentland. "Eigenfaces for recognition". Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, 2001, pp.: 72-85.
- [Ureña, 1998] J. Ureña. "Contribución al diseño e implementación de un sistema sonar para la automatización de un vehículo industrial". Tesis Doctoral, Universidad Alcalá, 1998.
- [Ureña *et al.*, 1999a] J. Ureña, M. Mazo, J.J. García, A. Hernández, E. Bueno. "Correlation detector based on a FPGA for ultrasonic sensors". Microprocessors and Microsystems. Vol. 23, pp.: 25 – 33, Junio 1999.
- [Ureña *et al.*, 1999b] J. Ureña, M. Mazo, J.J. García, A. Hernández, E. Bueno. "Classification of reflectors with an ultrasonic sensor for mobile robots applications". Robotics and Autonomous Systems. Vol. 29, pp.: 269 – 279, Diciembre 1999.
- [Vargas *et al.*, 2002] F. Vargas, D. Lettnin, M. C. Felippetto de Castro, M. Macarthy. "Electrocardiogram Pattern Recognition by Means of MLP Network and PCA: A Case Study on Equal Amount of Input Signal Types". The VII Brazilian Symposium on Neural Networks (SBRN'02), pp. 200 - 205, Nov 11-14, 2002.
- [Vazquez *et al.*, 2004] J. Vázquez, M. Mazo, J.L. Lazaro, C.A. Luna, J. Urena, J.J. Garcia, J. Cabello, L. Hierrezuelo. "Detection of moving objects in railway using vision". IEEE Intelligent Vehicles Symposium (2004), pp: 872 – 875, Junio de 2004.
- [Villadangos *et al.*, 2005] J.M. Villadangos, J. Urena, M. Mazo, A. Hernandez, F. Alvarez, J.J. Garcia, C. De Marziani, D. Alonso. "Improvement of ultrasonic beacon-based local position system using multi-access techniques". The 2005 IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing. pp: 352 – 357, 1-3 Sept. 2005.
- [WAB, 2006] World Access for the Blind, <http://www.worldaccessfortheblind.org>. Último acceso en Agosto de 2006.
- [Wennström, 1999] M. Wennström. "Smart antenna implementation issues for wireless communications". Signals and Systems Group, Uppsala University, Sweden,

- Tech. Rep., Technical Licentiate Thesis, [Online]. Available: <http://www.signal.uu.se/Publications/abstracts/1991.html>, 1999.
- [Wennström *et al.*, 2001a] M. Wennström, T. Svantesson. “An antenna solution for MIMO channels: the switched parasitic antenna”. In IEEE Personal Indoor and Mobile Radio Communications Conference (PIMRC), San Diego, USA, pp.: 159–163, Oct. 2001.
- [Wennström *et al.*, 2001b] M. Wennström, M. Helin, T. Öberg. “On the Optimality and Performance of Transmit and Receive Space Diversity in MIMO Channels”. IEE Seminar on MIMO Systems, pp.: 4/1-4/6, London Diciembre 2001.
- [Wennstrom *et al.*, 2003] M. Wennstrom, T. Oberg, A. Rydberg. “Effects of nonlinear distortion on switched multibeam FDMA systems”. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, Volume 51, Issue 3, pp:575 – 584, Marzo 2003.
- [Yang *et al.*, 2004] J. Yang, D. Zhang, Senior Member, IEEE, A. F. Frangi, J. Yang. “Two-Dimensional PCA: a New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 26, No. 1, pp. 131-137, Enero 2004.
- [Yang, 2006] L. L. Yang. “MIMO-Assisted Space-Code Division Multiple-Access: Linear Detectors and Performance Over Multipath Fading Channels”. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Vol. 24, No. 1, pp: 121-131, Enero 2006.
- [Xi Yu *et al.*, 1999] Xi Yu, M.R. Azimi-Sadjadi. “A neural network-based sequential Bayes classifier for moving target discrimination”. International Joint Conference on Neural Networks, (IJCNN '99). Vol. 5, pp.:3217–3220, 10-16 Julio 1999.