

Universitat Politècnica de Catalunya

Departamento de Teoría de Señal y Comunicaciones

Centre Tecnològic de Telecomunicacions de Catalunya.

Proyecto Final de Carrera

**“DETECCIÓN DE SEÑAL BASADA EN
CICLOESTACIONARIEDAD PARA COGNITIVE
RADIO”**

Autor: María Teresa Malavia Garrote

Director de Proyecto: Dr. Carles Fernández Prades

Barcelona, Noviembre 2009

**“DETECCIÓN DE SEÑAL BASADA EN
CICLOESTACIONARIEDAD PARA COGNITIVE
RADIO”**

Resumen

Cognitive Radio es un nuevo paradigma en las comunicaciones inalámbricas, con el objetivo de aumentar la eficiencia en la utilización del espectro. La idea básica de un sistema *Cognitive Radio* es que, basándose en la observación de varios factores de su entorno externo e interno (como, por ejemplo, el espectro de radiofrecuencia, el comportamiento del usuario o el estado de la red), es capaz de variar distintos parámetros, tanto en transmisión como en recepción, para mantener una comunicación utilizando partes del espectro asignadas a usuarios licenciados sin interferir en las comunicaciones de los mismos. Una parte importante del trabajo de investigación actual dentro de *Cognitive Radio* se centra en la detección del espectro disponible o *spectrum sensing*. Para no causar interferencias a los usuarios licenciados, es fundamental el diseño de dispositivos detectores de señal más sofisticados que el detector de energía o radiómetro. El Análisis Espectral Cíclico es una herramienta que no sólo se ha utilizado con éxito en la detección de señales moduladas, tanto analógicas como digitales, en sistemas de comunicaciones, sino que también permite su identificación, por lo que numerosos trabajos lo han adoptado para realizar el *spectrum sensing*.

Puesto que las señales de espectro ensanchado son unas de las que presentan más problemas en su detección, en este proyecto se evalúan las prestaciones de cuatro funciones para la detección y clasificación de la señal Galileo E1 mediante técnicas cicloestacionarias. Estas funciones han sido obtenidas a partir de la estimación de la SCF (*Spectral Correlation Function*) de la señal Galileo E1 mediante el algoritmo denominado FAM (*Fast Fourier Transform Accumulation Method*). Tras una revisión del estado del arte de *Cognitive Radio*, se presenta el marco teórico del Análisis Espectral Cíclico, así como una descripción detallada del funcionamiento e implementación del algoritmo FAM en Matlab, mostrando los resultados obtenidos en las simulaciones realizadas, tanto con modulaciones analógicas como digitales, para la verificación de su correcto funcionamiento.

Finalmente, se plantean las conclusiones obtenidas durante la realización del proyecto y se sugieren líneas de investigación futuras.

*“Cuando la felicidad nos sale al paso,
nunca lleva el vestido con el que esperábamos hallarla”*

M. Amiel Lapeyre

Agradecimientos

En primer lugar, deseo expresar mi agradecimiento al director de este proyecto, el Dr. Carles Fernández Prades, por la infinita paciencia que me ha demostrado y por el respeto, la confianza y la libertad con los que me ha permitido llevarlo a cabo.

En cualquier proyecto siempre existen ideas y esfuerzos previos que corresponden a otras personas. En este aspecto, mi más sincero agradecimiento al Dr. Ferran Marquès Acosta, que hasta el último momento me ha demostrado ser una gran persona, y al Dr. Juan Antonio Fernández Rubio, por prestarme parte de su valioso tiempo.

Este proyecto también es fruto de la colaboración, consciente o inconsciente, de todas las personas que forman parte de mi vida, sin las cuáles no tendría la fuerza y la energía necesarias tanto para haberlo llevado a cabo como para continuar creciendo como persona y como profesional.

Gracias a mi familia, a mi madre, a mi hermano y a mi abuela, por quererme como soy. Gracias especialmente a mi padre y a mi abuelo, porque aunque ya no esteis aquí, seguís a mi lado.

Gracias a Ivan, a Luis y a sus familias, que en parte también han sido la mía, por el cariño recibido y por enseñarme muchas más cosas de las que nunca imaginarán.

Gracias a todo el clan Camps, por ser unas “fieras”, por el enorme cariño que transmiten y lo bien que abrazan, por acogerme sin pensárselo, porque la risa no es gratis y porque no todo el mundo es familia.

Gracias a mis compañeros de Epsilon. A Paco, por ser así. A Luis, Manel, David, Álex, Cali, Isaac, Edu, Mireia y muchos más, por todos los buenos momentos pasados y porque entre todos habéis hecho que los no tan buenos fueran los menos.

Gracias a la “pH” y a los del Clot, por mostrarme distintas formas de ver y disfrutar la vida.

Gracias a mis compañeros de carrera, por todas las grandes noches de estudio pasadas juntos y especialmente a Over, por descubrirme que la verdad absoluta no existe.

Pero, sobre todo, gracias a aquellos que cuento con los dedos de una mano, que sois mi familia sin necesidad de que corra la misma sangre por nuestras venas. Por vuestra paciencia, apoyo, comprensión y respeto. Por el tiempo que me habeis concedido en innumerables ocasiones. Por escucharme. Por sentirlos a mi lado en los momentos más difíciles de mi vida. Por quererme. Por tantas cosas que no se pueden expresar con palabras. Sin vuestro apoyo este proyecto nunca se habría acabado y, por eso, en cierta parte, este trabajo también es vuestro. Os quiero.

Acabar este proyecto no ha sido fácil. Mi vida tampoco lo ha sido, pero es la única que tengo, así que, finalmente, como dice una canción, *“gracias doy a la desgracia y la mano con puñal, porque me mató tan mal que seguí cantando”*. Porque lo mejor de nuestra vida aún está por ocurrir.

Muchas gracias a todos.

Índice

1	Introducción.....	1
2	Cognitive Radio.....	7
2.1	Software-Defined Radio: principios y evolución hacia Cognitive Radio.....	7
2.2	Definición de Cognitive Radio.....	11
2.3	El ciclo cognitivo.....	13
2.3.1	Simplificación del Ciclo Cognitivo.....	14
2.4	Características de Cognitive Radio.....	15
2.5	Estado del Arte.....	17
2.5.1	Arquitecturas Existentes.....	17
2.5.2	Estándares Cognitive Radio.....	20
2.6	Aplicaciones de Cognitive Radio.....	22
2.6.1	Reducción de Costes.....	22
2.6.2	Nuevas Topologías y Tipos de Red.....	23
2.6.3	Aumento de la Fiabilidad de los Enlaces.....	23
2.7	Factores Clave para el Desarrollo de la Tecnología.....	24
2.7.1	Evolución de Software-Defined Radio.....	24
2.7.2	Lenguajes para la Representación del Conocimiento.....	25
2.7.3	Marco Regulador y Estandarización.....	26
2.8	Spectrum Sensing.....	27
2.8.1	Introducción.....	27
2.8.2	Detección Local.....	28
2.8.3	Detección Cooperativa.....	33
2.8.4	Detección Basada en la Interferencia.....	36
3	Fundamentos del Análisis Espectral Cíclico.....	39
3.1	Teoría de la Estimación Espectral.....	39
3.1.1	Periodograma.....	40
3.1.2	Periodograma Variante con el Tiempo.....	40
3.2	Estimación de la SCF.....	41
3.2.1	Periodograma Cíclico.....	44
3.3	Algoritmos para la Estimación de la SCF.....	46
3.3.1	FFT Accumulation Method.....	46
3.3.2	Strip Spectral Correlation Algorithm.....	52
3.4	Detección de Características Cicloestacionarias.....	55
3.4.1	Medida del Grado de Cicloestacionariedad.....	55
3.4.2	Función de Máximo Corte.....	57
3.4.3	Función de Frecuencia Espectral Nula.....	57
3.4.4	Coherencia Espectral Cuadrática.....	58
3.4.5	Detector de Energía.....	58

3.5	Teoría de la Detección.....	59
3.5.1	Fundamentos de la Detección.....	59
3.5.2	Detector LRT para Señales Estacionarias.....	61
3.5.3	Detectores LRT para Señales Cicloestacionarias.....	62
4	Análisis y Resultados.....	65
4.1	Implementación del Algoritmo FAM.....	65
4.1.1	Código en Matlab.....	71
4.1.2	Complejidad Computacional.....	73
4.2	Verificación del Algoritmo FAM.....	74
4.2.1	Estudio Teórico de las Señales de Prueba.....	74
4.2.2	Simulaciones en Ausencia de Ruido.....	79
4.2.3	Ruido AWGN.....	104
4.2.4	DSB-SC con Ruido AWGN.....	110
4.2.5	BPSK con Ruido AWGN.....	121
4.3	Descripción y Análisis de la Señal Galileo E1.....	130
4.3.1	Introducción.....	130
4.3.2	Señal E1.....	132
4.3.3	Análisis Cicloestacionario de la señal E1.....	133
5	Conclusiones y Líneas de Trabajo Futuras.....	143
5.1.1	Líneas de Trabajo Futuras.....	145
6	Bibliografía.....	147

Lista de Acrónimos

A

ADC: Analog to Digital Converter
AM: Amplitude Modulation
AR: Auto-Regressive
ARMA: Auto-Regressive Moving Average
ASAP: Automatic Spectral Adaptation Protocol
ASE: Adaptative Spectrum Exploitation
ASIC: Application Specific Integrated Circuit
ATSC DTV: Advanced Television System Comitee for Digital Television
AWGN: Aditive White Gaussian Noise

B

BOC: Binary Offset Carrier
BPSK: Binary Phase Shift Keying

C

CAF: Cyclic Autocorrelation Function
CBMANET: Control-Based Mobile Ad-Hoc Networking
CBOC: Composite Binary Offset Carrier
CDMA: Code Division Multiple Access
CNAF: Cuadro Nacional de Asignación de Frecuencias
CP: Cross-Periodogram
CPE: Consumer Premise Equipments
CR: Cognitive Radio
CSD: Cyclic Spectral Density

D

DAC: Digital to Analog Converter
DARPA: Defense Advanced Research Projects Agency
DCS: Degree of Cyclostationarity
DDC: Digital Down Conversion
DFS: Dynamic Frequency Selection
DFT: Discrete Fourier Transform
DOA: Direction-of-arrival
DSA: Dynamic Spectrum Access
DSAN: Dynamic Spectrum Acces Networks
DSB-SC: Double Side Band-Supressed Carrier
DSB-TC: Double Side Band-Transmitted Carrier
DSP: Digital Signal Processor
DUC: Digital Up Conversion

E

EDA: European Defense Agency
ERO: European Radio Office
ESSOR: European Secured Software Defined Radio Referencial
E2R: End-to-End Reconfigurability

F

FAM: Fast Fourier Transform Accumulation Method
FCC: Federal Communications Commission
FEN: Frecuencia Espectral Nula
FFT: Fast Fourier Transform
FLO: Floating Point Operations
FPGA: Field Programmable Gate Array
FS: Frequency-smoothing

G

GLRT: Generalized Likelihood Ratio Test

H

HMM: Hidden Markov Models

I

IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers
IF: Intermediate Frequency
ITU: International Telecommunications Union

J

JTRS: Joint Tactical Radio Systems

L

LNA: Low-Noise Amplifier
LRT: Likelihood Ratio Test

M

MAC: Medium Access Control
MANET: Mobile Ad-Hoc Network
MBOC: Multiplexed Binary Offset Carrier
MC: Max-cut Function
MEMS: Micro-Electro-Mechanical Systems
MIT: Massachusetts Institute of Technology
ML: Maximum Likelihood
MSC: Magnitude-Squared Coherence

N

NP: Neyman-Pearson
NPRM: Notice of Proposed Rulemaking
NTIA: National Telecommunications and Information Administration

O

OFDM: Orthogonal Frequency Division Multiplexing
OSI: Open System Interconnection
OSS: Opportunistic Spectrum Sharing
OWL: Odontology Web-based Language

P

PAM: Pulse Amplitude Modulation
PRN: Pseudo-Random Noise
PSD: Power Spectrum Density)

Q

QPSK: Quaternary Phase Shift Keying
QoS: Quality of Service

R

RF Radio Frequency
RKRL Radio Knowlegde Representation Language
ROC Receiver Operating Characteristic

S

SCF: Spectral Correlation Density
SCF: Spectral Correlation Function
SDR: Software-Defined Radio
SNR: Signal to Noise Ratio
SSCA: Strip Spectral Correlation Algorithm
SOL: Signal of Interest
SR: Software Radio

T

TFD: Time-Frequency Distributions
TPC: Transmit Power Control
TS: Time-smoothing
TVP: Time Variant Periodogram

U

UPC: Universitat Politècnica de Catalunya.
USRP: Universal Software Radio Peripheral
UWB: Ultra-Wideband

V

VHDL: Very High Speed Integrated Circuit / Hardware Description Language

W

WINTSEC: Wireless Interoperability for Security
WRAN: Wireless Regional Access Network

X

XML: Extensible Markup Language

Lista de Figuras

Figura 1-1 Cuadro de asignación de frecuencias para Estados Unidos.	2
Figura 1-2 Medida de utilización de espectro en Berkeley Research Center.	2
Figura 1-3 Medida de utilización de espectro en el área metropolitana de Barcelona.	3
Figura 2-1 Diagrama de bloques de SDR.	8
Figura 2-2: AN/USC-61 DMR.	9
Figura 2-3 El Ciclo Cognitivo.	14
Figura 2-4 Esquema de xG Network.	19
Figura 2-5: Usuario primario en el límite de la región de cobertura.	33
Figura 2-6 Dispositivo CR ensombrecido.	34
Figura 2-7 Temperatura de Interferencia.	37
Figura 3-1 Analizador de Correlación Espectral propuesto por W. A. Gardner.	43
Figura 3-2 Región de soporte de la SCF en el plano bi-frecuencial.	43
Figura 3-3. Implementación del periodograma cíclico cruzado promediado en tiempo.	47
Figura 3-4 Plano bi-frecuencial con valores de las celdas (f_j, α_i) para $N_p = 4$.	49
Figura 3-5 Generación de $X_T(kL, f)$. Extraída de [60].	50
Figura 3-6 Implementación de FAM. Extraída de [60].	51
Figura 3-7 Mapeado del plano bi-frecuencial obtenido mediante SSCA.	53
Figura 3-8 Implementación de SSCA.	53
Figura 3-9 Diagrama de bloques de un detector de energía.	61
Figura 4-1 Columnas a multiplicar para obtener la celda $(-1, 2)$.	68
Figura 4-2 Índices de las columnas utilizadas para la obtención del plano bi-frecuencial para $N_p = 4$.	68
Figura 4-3 Parte del espectro almacenada tras la segunda FFT.	69
Figura 4-4 Diagrama de bloques de AUTOFAM.	70
Figura 4-5 SCF estimada con FAM para señal DSB-SC.	80
Figura 4-6 Contorno de la SCF para señal DSB-SC.	80
Figura 4-7 Función PC-DCS para señal DSB-SC.	81
Figura 4-8 Función MC para señal DSB-SC.	81
Figura 4-9 Función FEN para señal DSB-SC.	82
Figura 4-10 Ventana para la amplificación de características cíclicas.	83
Figura 4-11 Función PC-DCS para señal DSB-SC con $w(n) = 1$.	83
Figura 4-12 Señal DSB-TC con $\Delta f = 64, \Delta \alpha = 8, N_p = 128, N = 1024$.	85
Figura 4-13 Señal DSB-TC con $\Delta f = 128, \Delta \alpha = 16, N_p = 64, N = 512$.	86
Figura 4-14 Señal DSB-TC con $\Delta f = 256, \Delta \alpha = 32, N_p = 32, N = 256$.	87
Figura 4-15 Función PC-DCS para señal DSB-TC con $\Delta f = 16, \Delta \alpha = 2, N_p = 512, N = 4096$.	88
Figura 4-16 SCF estimada con FAM para señal DSB-TC.	90
Figura 4-17 Contorno de la SCF para señal DSB-TC.	90
Figura 4-18 Función PC-DCS para señal DSB-TC.	91
Figura 4-19 Función MC para señal DSB-TC.	91
Figura 4-20 Función FEN para señal DSB-TC.	92

Figura 4-21 SCF estimada para señal BPSK.....	93
Figura 4-22 Contorno de la SCF para señal BPSK.....	94
Figura 4-23 Función PC-DCS para señal BPSK.....	94
Figura 4-24 Función MC para señal BPSK.....	95
Figura 4-25 Función FEN para señal BPSK.....	95
Figura 4-26 Función PC-DCS para señal BPSK con $r = 256$ baudios.....	96
Figura 4-27 Función MC para señal BPSK con $r = 256$ baudios.....	96
Figura 4-28 Función PC-DCS para señal BPSK con $r = 1024$ baudios.....	97
Figura 4-29 Función MC para señal BPSK con $r = 1024$ baudios.....	97
Figura 4-30 SCF estimada para señal QPSK.....	98
Figura 4-31 Contorno de la SCF para señal QPSK.....	99
Figura 4-32 Función PC-DCS para señal QPSK.....	99
Figura 4-33 Función MC para señal QPSK.....	100
Figura 4-34 Función FEN para señal QPSK.....	100
Figura 4-35 SCF estimada para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.....	101
Figura 4-36 Contorno de la SCF para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.....	102
Figura 4-37 Función MC para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.....	102
Figura 4-38 Función MC para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.....	103
Figura 4-39 Función FEN para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.....	103
Figura 4-40 SCF estimada para ruido AWGN.....	104
Figura 4-41 Función PC-DCS para ruido AWGN con parámetros DSB-SC.....	105
Figura 4-42 Función MC para ruido AWGN con parámetros DSB-SC.....	106
Figura 4-43 Función FEN para ruido AWGN con parámetros DSB-SC.....	106
Figura 4-44 Función PC-DCS para ruido AWGN con parámetros DSB-SC y $w(n) = 1$	107
Figura 4-45 Función PC-DCS para ruido AWGN con parámetros BPSK.....	108
Figura 4-46 Función MC para ruido AWGN con parámetros BPSK.....	109
Figura 4-47 Función FEN para ruido AWGN con parámetros BPSK.....	109
Figura 4-48 SCF para DSB-SC con diferentes SNR.....	111
Figura 4-49 Función PC-DCS para DSB-SC con diferentes SNR.....	113
Figura 4-50 Función MC para DSB-SC con diferentes SNR.....	114
Figura 4-51 Función FEN para DSB-SC con diferentes SNR.....	116
Figura 4-52 Contorno de la SCF para DSB-SC con diferentes SNR.....	118
Figura 4-53 Función PC-DCS para DSB-SC con baja SNR.....	119
Figura 4-54 Función MC para DSB-SC con baja SNR.....	120
Figura 4-55 SCF para BPSK con diferentes SNR.....	122
Figura 4-56 Función PC-DCS para BPSK con diferentes SNR.....	124
Figura 4-57 Función MC para BPSK con diferentes SNR.....	125
Figura 4-58 Funciones PC-DCS y MC para BPSK con SNR -15 dB.....	127
Figura 4-59 Contorno de la SCF para BPSK con diferentes SNR.....	129
Figura 4-60 Plan de Frecuencias para GALILEO.....	130
Figura 4-61 PSD normalizada de (a) BPSK-R(1) y (b) BOC(1,1).....	131
Figura 4-62 Comparativa de PSD entre BOC(1,1) y MBOC(6,1,1/11).....	132
Figura 4-63 SCF estimada para señal Galileo E1.....	134
Figura 4-64 Contorno de la SCF para señal Galileo E1.....	135
Figura 4-65 Función PC-DCS para señal Galileo E1.....	135

Figura 4-66 Función MC para señal Galileo E1.	136
Figura 4-67 Función PC-DCS para señal Galileo E1 con $\Delta f = 65536$ Hz y $\Delta \alpha = 8192$ Hz.	138
Figura 4-68 Función MC para señal Galileo E1 con $\Delta f = 65536$ Hz y $\Delta \alpha = 8192$ Hz.	138
Figura 4-69 Función MC para señal Galileo E1 con diferentes SNR.	140
Figura 4-70 Contorno de la SCF para señal Galileo E1 con diferentes SNR.	142

Lista de Tablas

Tabla 2-1 Niveles de funcionalidad de un CR.	13
Tabla 2-2 Capacidad del sistema y cobertura de IEEE 802.22 WRAN.....	21
Tabla 2-3 Características de conversores ADC.	25
Tabla 4-1 Complejidad computacional de AUTOFAM.	73
Tabla 4-2 Velocidades de chip y frecuencias de subportadora para la señal E1 SoL CBOC.....	133
Tabla 4-3 Frecuencias cíclicas más significativas para señal E1 con $\Delta f = 131072$ Hz y $\Delta \alpha = 16384$ Hz.....	136
Tabla 4-4 Frecuencias cíclicas más significativas para señal E1 con $\Delta f = 65536$ Hz y $\Delta \alpha = 8192$ Hz.....	139

1 Introducción

Si la primera revolución en las tecnologías de radiocomunicaciones fue la transición de analógico a digital, sin lugar a dudas podemos afirmar que la segunda será el paso de digital a los sistemas definidos por *software*. Iniciativas como GNU Radio, *software* gratuito que permite el estudio, diseño y construcción de sistemas SDR (*Software-Defined Radio*), están permitiendo, actualmente, que un gran número de personas, tanto miembros de la comunidad científica como no, sea capaz tanto de acceder al espectro radioeléctrico como de desarrollar nuevas aplicaciones y dispositivos para hacer un mejor uso del mismo. El hecho de que cada vez sea mayor el número de personas con acceso a la tecnología necesaria para el desarrollo de nuevas aplicaciones, hace prever que la demanda de espectro para las mismas aumentará de forma significativa a corto plazo.

En la actualidad, en la gran mayoría de países, las redes y aplicaciones inalámbricas están reguladas mediante una política de asignación de espectro fija, es decir, el espectro está regulado por organismos gubernamentales que administran y asignan la utilización de las diferentes bandas de frecuencia a distintos usuarios o servicios mediante autorización, permiso o licencia a largo plazo en amplias regiones geográficas. Basta con observar el CNAF (Cuadro Nacional de Asignación de Frecuencias) o su equivalente americano publicado por la NTIA (*National Telecommunications and Information Administration*) [1] que se muestra en la Figura 1-1, para confirmar que, actualmente, el espectro es un recurso escaso donde cada vez es más difícil encontrar bandas vacantes para el despliegue de nuevos sistemas, especialmente en las bandas por debajo de los 3GHz, las cuales son particularmente valiosas para los sistemas inalámbricos debido a sus favorables características de propagación.

Sin embargo, estudios recientes llevados a cabo por la FCC (*Federal Communications Commission*) [2] han demostrado que gran parte del espectro asignado a usuarios licenciados está infrautilizado, observándose grandes variaciones temporales y geográficas en la utilización del espectro asignado, con rangos de utilización desde el 15% al 85%. Además, medidas recientes de utilización de espectro [3,4] muestran que, mientras que ciertas partes son altamente utilizadas, otras permanecen prácticamente sin usar, incluso por debajo de los 3 GHz.

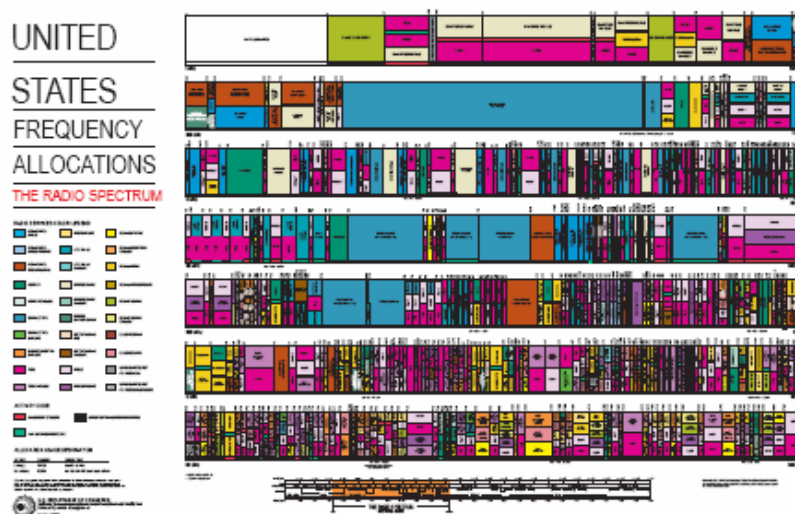


Figura 1-1 Cuadro de asignación de frecuencias para Estados Unidos.

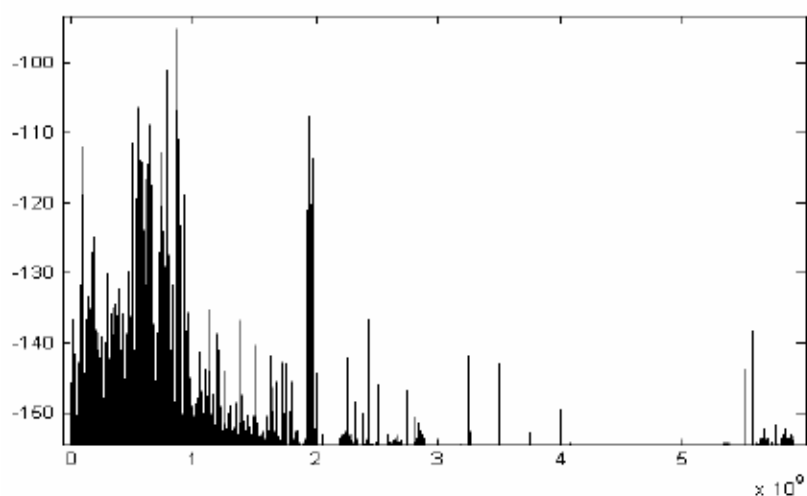


Figura 1-2 Medida de utilización de espectro en Berkeley Research Center.
Extraído de [5].

El estudio realizado recientemente por la UPC (*Universitat Politècnica de Catalunya*) [6] en el área metropolitana de Barcelona sobre la ocupación del espectro comprendido entre 75 Hz y 3 GHz, pone de manifiesto que esta ineficiencia en el uso del espectro no es exclusiva de los Estados Unidos.

Así, los resultados obtenidos en dicho estudio revelan la existencia de ciertas bandas de frecuencia potencialmente disponibles para su uso compartido, especialmente entre 1 y 3 GHz, tal y como se puede observar en la Figura 1-3.

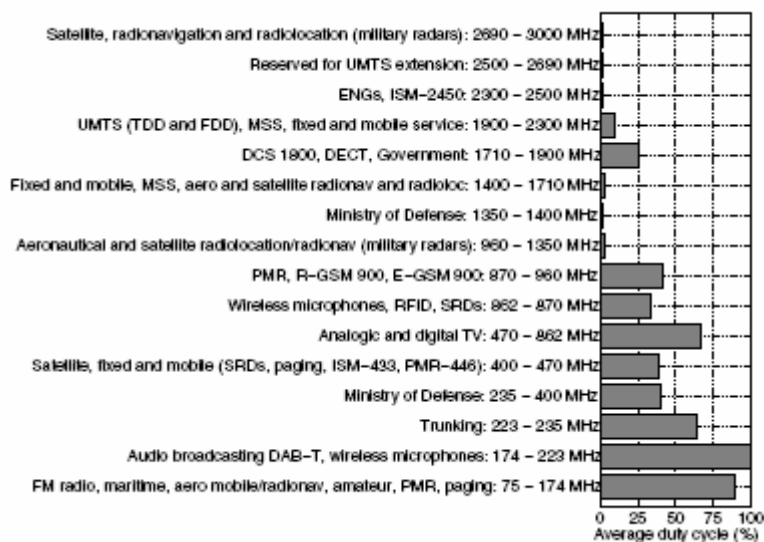


Figura 1-3 Medida de utilización de espectro en el área metropolitana de Barcelona.

Extraído de [6].

Asumiendo la ineficiencia de las actuales políticas de asignación fija de espectro, diferentes organismos han empezado a considerar la necesidad de introducir reformas, no sólo para mejorar la utilización del espectro radioeléctrico, sino también para intentar proveer nuevo espectro disponible para nuevas aplicaciones. En el año 2003, la FCC emitió una NPRM (*Notice of Proposed Rulemaking*) [7], donde instaba al replanteamiento de las actuales arquitecturas de redes inalámbricas. El principio básico para el diseño de estas nuevas redes propuesto por la FCC es *Cognitive Radio* (CR). Según la FCC [8], un dispositivo CR es un sistema de radiofrecuencia capaz de variar sus parámetros de transmisión basándose en su interacción con el entorno en el que opera. Partiendo de esta definición, las dos características principales de un CR son:

- Capacidad cognitiva: referida a la tecnología necesaria para capturar la información de su entorno de radiofrecuencia, identificando así las partes del espectro que no estén siendo utilizadas.
- Reconfigurabilidad: referida a la tecnología necesaria para que el dispositivo pueda variar dinámicamente distintos parámetros relacionados con la transmisión o recepción (frecuencia, potencia, modulación, etc.), de acuerdo con su entorno.

Con el objetivo de aumentar la eficiencia en la utilización del espectro disponible, la FCC propuso la apertura de ciertas bandas asignadas a televisión para su uso por usuarios no licenciados,

denominados Usuarios Secundarios (US), mediante técnicas denominadas OSS (*Opportunistic Spectrum Sharing*). También en los Estados Unidos, DARPA (*Defense Advanced Research Projects Agency*) ha sido la primera organización en desarrollar nuevas tecnologías que permitan que múltiples sistemas de radiocomunicaciones compartan el mismo espectro mediante mecanismos adaptativos como DSA (*Dynamic Spectrum Access*), dentro del programa *NeXt Generation* (xG) [9,10]. El ejército americano también ha realizado investigaciones en el mismo sentido, desarrollando técnicas ASE (*Adaptative Spectrum Exploitation*) [11,12].

Asimismo, a raíz de la NPRM emitida por la FCC, IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*) empezó a desarrollar el que probablemente sea el primer estándar en utilizar tecnología CR, denominado IEEE 802.22 WRAN. El principal objetivo de IEEE 802.22 WRAN es proporcionar acceso a Internet utilizando el espectro asignado a sistemas de televisión (entre 54 y 862 MHz). Por este motivo, muchas de las investigaciones y trabajos relacionados con *Cognitive Radio* se han centrado en el estudio de señales ATSC DTV (*Advanced Television System Comitee for Digital Television*), cuyo ancho de banda es de 6 MHz, así como de la modulación AM utilizada en los micrófonos inalámbricos, con un ancho de banda de 200 kHz. Sin embargo, dado que actualmente la mayor parte del espectro está asignado, cualquier iniciativa civil para la utilización compartida del espectro ha de tener como premisa fundamental la no interferencia con los usuarios licenciados o Usuarios Primarios (UP), por lo que resulta evidente que para el desarrollo de futuros dispositivos, aplicaciones o sistemas basados en *Cognitive Radio* es necesaria la detección de todo tipo de señales.

Así pues, el primer paso para la creación de un dispositivo CR es el desarrollo de técnicas que permitan la detección fiable de las partes inutilizadas del espectro, lo que se conoce como *spectrum sensing*. Así, un dispositivo CR debe escanear periódicamente su entorno de radiofrecuencia para detectar la o las partes del espectro que no están siendo utilizadas temporalmente por sus UP. Estas bandas sin utilizar se denominan espacios en blanco o bandas blancas (*white bands* [13]). Básicamente, la detección de bandas blancas consiste en un problema de detección de señal binario, es decir, con dos posibles estados (ocupada o libre).

Dentro de la amplia bibliografía sobre la detección de señal se han propuesto distintos métodos para su realización, dependiendo del grado de conocimiento que posea el receptor sobre la o las señales a detectar y el ruido que soporte el mismo. Habitualmente, dicho ruido se modela como un proceso aleatorio gaussiano, blanco, estacionario en sentido amplio y con una densidad espectral de potencia conocida. Si la señal a detectar es conocida de antemano por el receptor, el detector óptimo consiste en un filtro adaptado [14]. Sin embargo, si no se conoce de antemano la estructura del tipo de señal a detectar, una alternativa es la utilización de un detector de energía [15,16]. Este método, comúnmente llamado radiómetro, tiene como principal ventaja la simplicidad de su implementación, así como el hecho de ser más robusto frente a variaciones en las características de las señales a detectar. Sin embargo, cuando existe cierta incertidumbre sobre el nivel de ruido presente, el detector

de energía no funciona correctamente, al igual que ocurre con señales de espectro ensanchado, que presentan SNR (*Signal to Noise Ratio*) negativas.

Tanto el filtro adaptado como el detector de energía modelan la señal a detectar como un proceso estacionario en sentido amplio. Sin embargo, las señales utilizadas normalmente en comunicaciones modulan habitualmente portadoras, trenes de pulsos, secuencias de ensanchamiento, prefijos cíclicos, etc. Es decir, señales con una cierta periodicidad. En esta situación, resulta más adecuado modelar dichas señales como procesos cicloestacionarios, puesto que tanto su media como su autocorrelación presentan también algún tipo de periodicidad. Estas periodicidades no se ven reflejadas habitualmente en la PSD (*Power Spectrum Density*), pero sí que aparecen en la SCF (*Spectral Correlation Function*)¹ [17], que se obtiene mediante la transformada de Fourier de la CAF (*Cyclic Autocorrelation Function*), la cual es básicamente una generalización de la función de autocorrelación.

El estudio de la SCF es lo que se denomina Análisis Espectral Cíclico. A diferencia de la PSD, la cual es una transformación unidimensional real, la SCF es una transformación bidimensional, compleja en general, dependiente tanto de la frecuencia como de un parámetro, α , llamado frecuencia cíclica. Cabe destacar que la PSD se puede interpretar como el valor de la SCF para el caso particular de $\alpha = 0$. Además, idealmente, un proceso gaussiano estacionario presenta una SCF nula para cualquier $\alpha \neq 0$. Así, si las señales a detectar presentan características cíclicas lo suficientemente significativas, éstas podrán ser detectadas a partir de la SCF (o de transformaciones de la misma) incluso en condiciones de baja SNR.

El Análisis Espectral Cíclico de una señal modulada ofrece un dominio mucho más amplio que el análisis espectral convencional, puesto que preserva cierta información relacionada tanto con la fase como con la frecuencia u otros parámetros de la misma que no se conserva en la PSD. Así, diferentes tipos de modulaciones, como por ejemplo BPSK (*Binary Phase Shift Keying*) o QPSK (*Quaternary Phase Shift Keying*), que presentan idéntica PSD, poseen diferentes SCF, por lo que el Análisis Espectral Cíclico no sólo puede ser útil en la detección de señales, sino también en su reconocimiento, clasificación o estimación de parámetros, como fase de la portadora, periodo de símbolo, DOA (*Direction-of-arrival*), etc.

Sin embargo, uno de los inconvenientes que presenta el diseño de detectores cicloestacionarios es su elevado coste computacional. Así, para disminuir la complejidad del detector, es deseable que la SCF se pueda reducir de una función dependiente de (t, f, α) a otra que únicamente dependa de t y α , $\lambda(t, \alpha)$, la cual se compara con un umbral (que depende tanto de α

¹ También llamada SCD (*Spectral Correlation Density*).

como de las probabilidades de detección correcta y falsa alarma que se requieran) para la detección de la señal a partir de sus características cíclicas.

En este proyecto se presenta un estudio sobre tres funciones (el perfil cíclico basado en la medida del grado de cicloestacionariedad, la función de máximo corte y la función de máximo para frecuencia espectral nula) que permiten dicha transformación, evaluando también sus prestaciones para la detección e identificación de señal Galileo E1 en distintos regímenes de SNR. Asimismo, también se estudia la función de contorno de la SCF. Pese a que dicha función depende de (t, f, α) , permite observar mejor la posición de las características cíclicas de las señales sobre el plano bi-frecuencial y obtener un “patrón” o “firma” que es propio de cada modulación, lo que resulta adecuado para la identificación de la señal.

En la literatura actual existe un número limitado de métodos para el cálculo de la SCF [18]. Además, en la práctica, el número de muestras de la señal a analizar no es infinito, de manera que es necesario recurrir a diferentes métodos para obtener una estimación de la SCF. El desarrollo de algoritmos eficientes y precisos para implementar dichos métodos ha sido también un tema de numerosos estudios en los últimos años. Generalmente, estos algoritmos se suelen dividir en dos categorías: los que promedian en frecuencia (*frequency smoothing*) y los que lo hacen en tiempo (*time smoothing*). Ambos tipos de algoritmos producen estimaciones similares de la SCF. Sin embargo, los algoritmos basados en promediados temporales se consideran más eficientes, desde el punto de vista de coste computacional, para el Análisis Espectral Cíclico en general [19]. A la hora de obtener una estimación de la SCF de la señal Galileo E1, en este proyecto hemos optado por realizarla mediante el algoritmo FAM (*Fast Fourier Transform Accumulation Method*), del cual se presenta una descripción detallada de su funcionamiento e implementación en Matlab.

2 Cognitive Radio.

2.1 Software-Defined Radio: principios y evolución hacia Cognitive Radio.

El término SR (*Software Radio*) fue acuñado por Joseph Mitola III en el año 1991 para referirse a un tipo de radios reprogramables o reconfigurables [20], es decir, equipos donde un mismo elemento de hardware es capaz de realizar diferentes funciones, en distintos instantes de tiempo, con la introducción de cambios en su configuración mediante software. Según la definición dada por el propio Mitola:

“ A Software Radio is a radio whose channel modulations waveforms are defined in software. That is, waveforms are generated as sampled digital signals, converted from digital to analog via wideband DAC (Digital to Analog Converter) and the possibly upconverted from IF (Intermediate Frequency) to RF (Radio Frequency). The receiver, similiary, employs a wideband ADC (Analog to Digital Converter) that captures all the channels of the software radio node. The receiver then extracts, downconverts and demodulates the channel waveform using software on a general purpose processor”.

Idealmente, en un sistema SR la digitalización de la señal se realiza a pie de antena. Sin embargo, el estado actual de la tecnología hace que un sistema SR ideal no se pueda implementar. Por este motivo, comúnmente se considera que un SDR (*Software-Defined Radio*) es una versión de un SR implementable con la tecnología disponible actualmente, donde la conversión se realiza en la etapa de IF, tras un filtrado selectivo.

La estructura básica de un sistema SDR se compone de tres bloques o etapas, tal y como se muestra en la Figura 2-1. La etapa de RF se encarga de transmitir-recibir las señales de radiofrecuencia para, en el caso de recepción, adecuarlas y convertirlas a frecuencia intermedia o bien, en el caso de transmisión, amplificar y modular las señales de IF adecuándolas para su posterior transmisión vía radio.

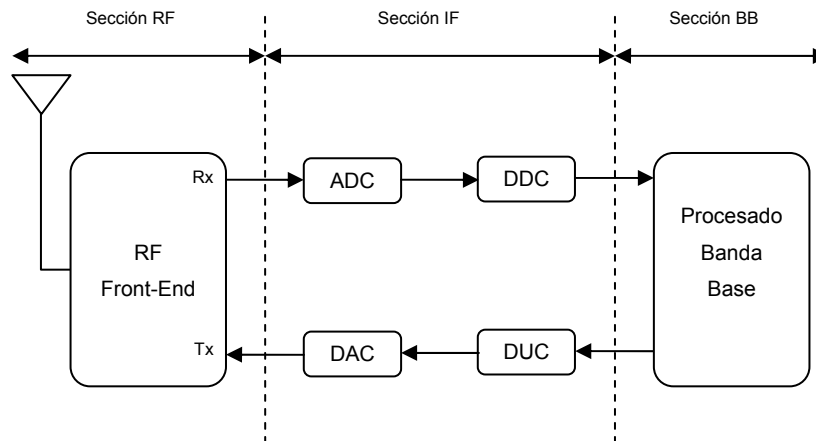


Figura 2-1 Diagrama de bloques de SDR.

La etapa de IF se encarga, en recepción, de digitalizar la señal de IF (ADC) y su posterior conversión a banda base (DDC, *Digital Down Conversion*) o viceversa (DUC, *Digital Up Conversion*), en el caso de transmisión.

Por último, la etapa de Banda Base es la encargada de todo el procesamiento digital en banda base de la señal y, en algunos casos, de la implementación de protocolos del nivel de enlace del modelo OSI (*Open System Interconnection*).

De las tres etapas, la de RF casi siempre trabaja con *hardware* analógico, mientras que las etapas de IF y Banda Base se implementan con módulos *hardware* digitales. Este *hardware* normalmente está constituido por una combinación de DSP (*Digital Signal Processor*) con FPGA (*Field Programmable Gate Array*) y ASIC (*Application Specific Integrated Circuit*). La configuración o reconfiguración de dicho *hardware*, es decir, lo que realmente proporciona flexibilidad al sistema, se realiza mediante *software*. Este *software* se desarrolla utilizando diversas metodologías y herramientas para escritura de código y simulación de sistemas, como VHDL (*Very High Speed Integrated Circuit / Hardware Description Language*) o similares.

La primera implementación conocida del concepto SDR fue el proyecto militar estadounidense *SpeakEasy* [21], cuyo objetivo principal era implementar más de 10 tipos de tecnologías de telecomunicaciones inalámbricas (las más usadas por el ejército americano) en un solo equipo programable, el cual operaría en un rango de frecuencias desde los 2 hasta los 200 MHz. Un objetivo adicional del proyecto era que el prototipo debía tener la posibilidad de actualizar su código para así tener en cuenta posibles futuros estándares. Dicho proyecto empezó en 1991 y sólo en 1995 fue posible lograr todos los objetivos planteados. Sin embargo, en el proyecto inicial sólo se podía mantener una comunicación a la vez, por lo cual se modificó y se planteó una segunda fase del mismo, en la cual se trabajaron aspectos como la disminución de peso y coste, incremento de la capacidad de procesamiento, simultaneidad de comunicaciones o diseño basado en software libre,

entre otros aspectos. Esta nueva fase se realizó en 15 meses, finalizando con la producción del dispositivo diseñado, el cual trabajó en el rango de 4 a 400 MHz.

El *Joint Tactical Radio Systems* (JTRS y pronunciado “Jitters” en círculos militares) [22] es un programa del Departamento de Defensa estadounidense, con el objetivo de desarrollar sistemas de radiocomunicaciones reconfigurables vía software para el ejército americano, desde terminales de bajo coste con modulaciones concretas de banda estrecha, hasta sistemas multi-modo, multi-banda y multi-canal, capaces de soportar un gran número de modulaciones, tanto de banda estrecha como de banda ancha.

Por ejemplo, AN/USC-61 *Digital Modular Radio* (DMR), diseñado por General Dynamics, es un equipo *full-duplex* de cuatro canales, reconfigurable y controlado por *software*, que actualmente incorporan tanto submarinos como barcos de la Marina americana. Soporta múltiples modulaciones implementadas vía *software*, como por ejemplo: MIL-STD-188-181A, 183; SINCGARS SIP/ESIP; Have-Quick I/II; VHF/UHF LOS; AM para aviación civil y militar; FM para voz y datos, y FSK/BPSK/SBPSK/QPSK [23]. Además de permitir seleccionar diferentes modos y parámetros operacionales, también permite descargar actualizaciones relacionadas con los mismos.



Figura 2-2: AN/USC-61 DMR.

El origen de este proyecto surgió a raíz de los problemas en las comunicaciones que surgieron durante la Operación Grenada y Tormenta del Desierto, debido a las insuficiencias en cuanto a interoperabilidad y ancho de banda de los equipos existentes en aquel momento. Durante el desarrollo del proyecto, se han creado toda una familia de sistemas de radiocomunicaciones para la transmisión de datos, voz y vídeo en el rango de 2 a 2000 MHz, sustituyéndose un total de 750.000 equipos por 180.000 SDR, con un coste de 6.8 billones de dólares.

En Europa, la EDA (*European Defense Agency*) desarrolla desde el año 2006 varios proyectos relacionados con la tecnología SDR, con objetivos similares a los del proyecto JTRS, como WINTSEC (*Wireless Interoperability for Security*) o ESSOR (*European Secured Software Defined Radio Referencial*), ambos con participación española [24].

A nivel civil, la iniciativa más popular desarrollada con tecnología SDR es, sin duda alguna, la plataforma GNU Radio [25], un conjunto de herramientas para el procesamiento de señal, de *software* libre, para el desarrollo de sistemas SDR, creado en 1998 por Eric Blossom. GNU Radio se creó a partir del código *Pspectra*, desarrollado por el MIT (*Massachusset's Institute of Technology*) en el proyecto *SpectrumWare*. Sin embargo, actualmente GNU Radio no contiene nada de *Pspectra*, tras la reescritura completa del código en 2004.

GNU Radio ha sido el creador de USRP (*Universal Software Radio Peripheral*), desarrollado por Matt Ettus [26], un sistema de adquisición y generación digital de señal, capaz de procesar señales de hasta 16 Mhz de ancho de banda, formado por cuatro ADC de 12 bits y 64 Ms/s, cuatro DAC de 14 bits y 128 Ms/s y circuitería de soporte, incluyendo una interfaz USB 2.0 de alta velocidad.

Así, la combinación de *software* libre y *hardware* flexible generada por GNU Radio y el USRP está permitiendo a los ingenieros el diseño, desarrollo e implementación de múltiples sistemas de radiocomunicaciones a bajo coste.

En la actualidad, el SDR Forum (*Software Defined Radio Forum*), grupo independiente formado por la industria, científicos, ingenieros y organismos reguladores, es el encargado de dirigir el desarrollo de la tecnología SDR. Desde el punto de vista técnico, se considera que SDR es una buena alternativa para la integración y convergencia de tecnologías inalámbricas, pero su implementación comercial aun impone ciertos retos, sobre todo de tipo económico, pues los costes de los equipos necesarios son aun elevados. Sin embargo, se espera que a corto plazo la tecnología evolucione lo suficiente, especialmente en el campo de la microelectrónica, como para que los estándares puedan adoptarlo y crear así un verdadero soporte a nivel capa física para la convergencia y la interoperabilidad, permitiendo así una evolución en los últimos años del concepto de SDR hacia un nivel superior como es *Cognitive Radio*.

2.2 Definición de Cognitive Radio.

De una forma muy simple, se podría definir *Cognitive Radio* como un sistema SDR inteligente o cognitivo, como su propio nombre indica. De momento no existe ningún test para medir la inteligencia de un sistema radio, así que la definición precisa de *Cognitive Radio* ha generado, sorprendentemente, una cierta controversia entre investigadores y organismos oficiales. A continuación se citan algunas de las definiciones más destacadas.

El término *Cognitive Radio* como tal fue acuñado por Joseph Mitola III en su tesis doctoral [27] en el año 1999. Dicha tesis se centraba principalmente en la descripción del RKRL (*Radio Knowledge Representation Language*), mientras que un CR se presentaba como una pequeña parte del mundo físico, capaz de detectar las necesidades de comunicación de su usuario, y, mediante la adquisición de conocimiento de su entorno, disponer los mecanismos adecuados para satisfacer dichas necesidades. Según la definición del propio Mitola:

“Cognitive Radio is a radio that employs model based reasoning to achieve a specified level of competence in radio-related domains”.

Sin embargo, debido a su reciente popularidad, han surgido nuevas y más detalladas definiciones en los últimos años. Por parte de la comunidad investigadora, podemos citar, como ejemplo, la definición proporcionada por Simon Haykin [13]:

“An intelligent wirelessly communications system that is aware of its surrounding environment (i.e., outside world), and uses the methodology of understanding-by-building to learn from the environment and adapt its internal states to statistical variations in the incoming RF stimuli by making corresponding changes in certain operating parameters (e.g. transmit-power, carrier frequency and modulation strategy) in real time, with two primary objectives in mind:

- *highly reliable communications whenever and wherever needed.*
- *efficient utilizations of the radio spectrum.* “

De igual forma, distintos organismos oficiales reguladores del espectro también han hecho sus propias definiciones.

FCC [8]: *“A radio that can change its transmitter parameters based on interaction with the environment in which operates.”*

NTIA [28]: *“A radio or system that senses its operational electromagnetic environment and can dynamically and autonomously adjust its radio operating parameters to modify system operation, such as maximize throughput, mitigate interference, facilitate interoperability, and access secondary markets.”*

IEEE USA [29]: *“A radio frequency transmitter/receiver that is designed to intelligently detect whether a particular segment of the radio spectrum is currently in use, and to jump into (and out of, as necessary) the temporarily-unused spectrum very rapidly, without interfering with the transmissions of other authorized users.”*

IEEE 1900.1[30]: *“A type of radio that can sense and autonomously reason about its environment and adapt accordingly. This radio could employ knowledge representation, automated reasoning and machine learning mechanisms in establishing, conducting or terminating communication or networking functions with other radios. Cognitive radios can be trained to dynamically and autonomously adjust its operating parameters.”*

Por último, y volviendo a la primera idea de SDR inteligente, el SDR Forum ha creado dos grupos de trabajo centrados en *Cognitive Radio*. El *Cognitive Radio Working Group*, centrado en la parte más tecnológica, utiliza la siguiente definición:

“A radio that has, in some sense, (1) awareness of changes in its environment and (2) in response to these changes adapts its operating characteristics in some way to improve its performance or to minimize a loss in performance.”

Mientras que el SDR Forum *Special Interest Group for Cognitive Radio*, el cual se centra en el desarrollo de aplicaciones para *Cognitive Radio*, lo define como:

“An adaptive, multi-dimensionally aware, autonomous radio (system) that learns from its experiences to reason, plan and decide future actions to meet user needs.”

Evidentemente, todas estas definiciones acabarán convergiendo tarde o temprano en una sola (de hecho, este es el principal objetivo del grupo IEEE 1900.1), bien porque se llegue a un acuerdo entre investigadores y organismos, o bien porque el primer dispositivo CR que domine el mercado sea el que acabe imponiéndola.

2.3 El ciclo cognitivo.

En su tesis doctoral [27], Mitola considera que existen nueve niveles en el incremento de la capacidad cognitiva de un sistema, tal y como se muestra en la Tabla:

Level	Capability	Task Characteristics
0	Pre-programmed	The radio has no model-based reasoning capability
1	Goal-driven	Goal-driven choice of RF band, air interface, and protocol
2	Context Awareness	Infers external communications context (minimum user involvement)
3	Radio Aware	Flexible reasoning about internal and network architectures
4	Capable of Planning	Reasons over goals as a function of time, space, and context
5	Conducts Negotiations	Expresses arguments for plans/ alternatives to user, peers, networks
6	Learns Fluents [149]	Autonomously determines the structure of the environment
7	Adapts Plans	Autonomously modifies plans as learned fluents change
8	Adapts Protocols	Autonomously proposes and negotiates new protocols

Tabla 2-1 Niveles de funcionalidad de un CR.

Reproducida de la Tabla 4-1 en [3].

El nivel 0 representa un sistema software radio. En el 1, se eligen los parámetros de transmisión necesarios para cumplir el objetivo principal (QoS (*Quality of Service* u otros), lo cual requiere que el sistema sea consciente del entorno que le rodea. El nivel 2 implica que el sistema es consciente de lo que su usuario desea, mientras que el 3 supone un conocimiento tanto de los componentes como de los de distintas redes en las que pueda operar. En el nivel 4, el sistema posee la capacidad de analizar la situación (es decir, los niveles 2 y 3), determinar los objetivos a cumplir y formular los planes necesarios. En el 5, el sistema es capaz de negociar con otros dispositivos radio, mediante algún protocolo. Los tres últimos niveles son los que asumen, en cierta forma, el mayor grado de inteligencia del sistema.

Para explicar el proceso por el cual un CR consigue estos niveles de funcionalidad, Mitola introdujo lo que definió como *Ciclo Cognitivo*, tal y como se muestra en la Figura 2-3. En dicho ciclo cognitivo, el sistema recibe información de su entorno operacional (*Outside World*) mediante la observación directa o a partir de algún tipo de señalización. Esta información se evalúa (*Orient*) para determinar su importancia. Basándose en el resultado de dicha evaluación, el sistema determina diferentes alternativas (*Plans*) y elige la que considera más adecuada (*Decide*) según los criterios de evaluación. A continuación, el sistema lleva a cabo la alternativa elegida (*Act*), seleccionando los recursos necesarios así como los distintos parámetros de transmisión. Esto último provoca cambios sobre el entorno que le rodea (*Outside World*). Además, como parte del todo este proceso, el sistema

utiliza sus observaciones y decisiones para mejorar (*Learn*), creando nuevos modelos de estados, generando nuevas alternativas o definiendo nuevos criterios de evaluación.

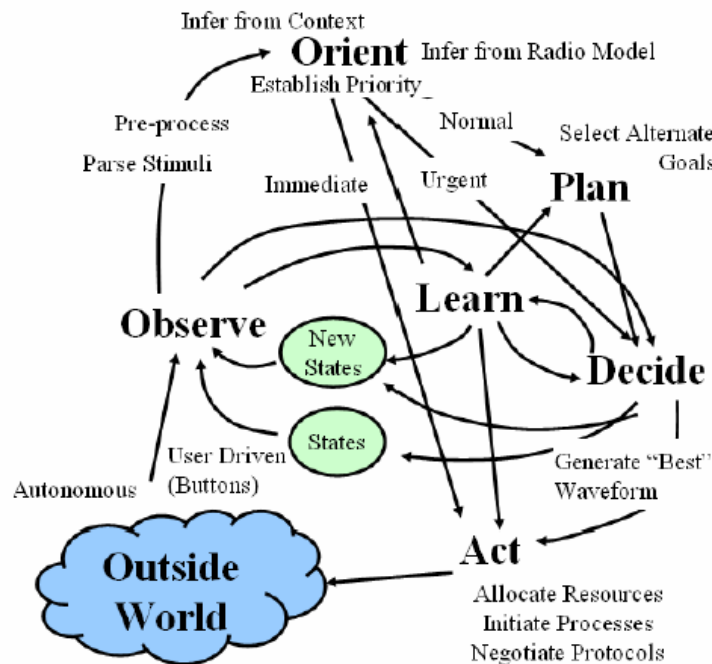


Figura 2-3 El Ciclo Cognitivo.

Reproducido de la Figura 4-2 en [27].

2.3.1 Simplificación del Ciclo Cognitivo.

Debido a que todo el proceso de aprendizaje definido por Mitola puede ser muy costoso y a que no es necesario para muchas de las futuras aplicaciones propuestas (y, sobre todo, a que la inteligencia artificial aún no está lista para su despliegue comercial), muchos investigadores han asumido unos niveles más bajos de funcionalidad en sus sistemas CR, centrándose principalmente en las fases de observación, orientación, decisión y actuación.

♦ Observación.

La fase de observación es la que permite al dispositivo "*sensar*" la información proveniente de su entorno, permitiendo identificar porciones de espectro sin utilizar en un determinado intervalo de tiempo o lugar, así como sus características físicas. Como consecuencia de esto, el sistema puede seleccionar la mejor banda de frecuencia así como los distintos parámetros de funcionamiento, para optimizar la transmisión y evitar las interferencias sobre otros usuarios. En esta etapa es donde el sistema lleva a cabo lo que se denomina *spectrum sensing*: el CR monitoriza las bandas de frecuencia disponibles, captura su información y, así, detecta las diferentes bandas blancas [13].

♦ Orientación.

En esta etapa, el dispositivo estima las características de las bandas blancas detectadas mediante *spectrum sensing*. Además, en el momento de evaluarlas, el CR tiene en cuenta las necesidades del usuario.

♦ Decisión.

A partir de los resultados de las dos etapas anteriores, el sistema adquiere lo que se podría definir como *conciencia espectral*. Esto, junto con los requerimientos del usuario, hace que el CR determine la velocidad, el tipo de modulación y el ancho de banda necesario para la transmisión. A partir de esto, se elige la banda blanca apropiada para la misma.

♦ Actuación.

En principio, una vez seleccionada la banda de funcionamiento, la comunicación se llevaría a cabo en dicha banda. Sin embargo, debido a que el entorno radio puede sufrir distintos cambios a lo largo del tiempo o de la localización del dispositivo, el CR debería ser capaz de monitorizarlo continuamente y detectar de dichos cambios. De esta forma, si la banda seleccionada se convierte en no disponible, bien por la aparición de un usuario primario (con licencia) o por sus características físicas, el CR ser capaz de reconfigurarse, es decir, ser programado dinámicamente de acuerdo con el estado de su entorno.

2.4 Características de Cognitive Radio.

Resumiendo todo lo expuesto anteriormente, las características básicas que debería poseer un sistema *Cognitive Radio* son:

- Poder actuar tanto de transmisor como de receptor.
- Ser capaz de percibir el entorno en el que opera, mediante técnicas de *spectrum sensing*.
- Poseer conciencia de dicho entorno, así como de sus propias capacidades y recursos.
- Ser capaz de variar y adaptar, de forma inteligente, sus parámetros de transmisión/recepción.
- Operar de forma autónoma.

Según la FCC [31], un CR debería ser capaz de reconfigurar los siguientes parámetros:

1. Frecuencia Portadora: Basándose en la información sobre el espectro radioeléctrico disponible y del tipo de transmisión a realizar, el dispositivo debería ser capaz de seleccionar la frecuencia portadora más adecuada.
2. Modulación: El dispositivo debería ser capaz de seleccionar el tipo de modulación más adecuado en función de las características de canal y los requerimientos del usuario. Por ejemplo, existen aplicaciones en las que la tasa de transmisión es más importante que la de error, lo que requeriría modulaciones con una alta eficiencia espectral.
3. Potencia transmitida: Si, por cualquier motivo, las características del medio permitiesen una reducción en la potencia transmitida, el CR debería reducirla hasta un cierto nivel de manera que continuara manteniendo la calidad de la transmisión pero, a la vez, permitiera aumentar el número de usuarios compartiendo espectro, reduciendo la interferencia entre ellos.
4. Sistemas de comunicación: Un CR debería ser capaz de operar a través de distintos sistemas de comunicación.

En general, todos los parámetros de transmisión de un CR deberían poder reconfigurarse no sólo al principio, sino también durante la transmisión, adaptándose a los cambios que se produzcan en su entorno. Además, existen otra serie de características adicionales, como por ejemplo:

- Sensores de localización: a la hora de implementar el *spectrum sensing*, se asume que el CR tiene un cierto conocimiento de su posición, por lo que el sistema debería incorporar algún sistema de posicionamiento, como por ejemplo GPS (*Global Positioning System*) o Galileo.
- Algoritmos de inteligencia artificial: el CR no solo monitoriza su entorno, sino que además, debería aprender de él.
- Protocolos de comunicación: para intentar minimizar las interferencias con los usuarios primarios o con otros CR, sería necesario diseñar algún tipo de protocolo de comunicación. Además, si asumimos un entorno en el que varios CR pretenden acceder a los mismos recursos, también sería necesario implementar algún tipo de protocolo para la *negociación*. En este aspecto, algunos autores han sugerido la utilización de resultados de la teoría de juegos [32].
- Interfaz con el usuario: a fin de mantener al mismo informado en todo momento.

2.5 Estado del Arte.

2.5.1 Arquitecturas Existentes.

A continuación se describen brevemente algunos ejemplos representativos de arquitecturas propuestas que se basan en la tecnología CR.

1. CR1.

CR1 o *Cognitive Radio 1* es la arquitectura desarrollada por Mitola como parte de su tesis doctoral [27]. CR1 se basa en *case-based machine learning* y *natural language reasoning* (aunque el autor comenta que puede implementar otras técnicas de *machine learning*), guiados mediante el ciclo cognitivo y una descripción ontológica de las capacidades del sistema, como es el RKRL.

2. Spectrum Pooling.

Spectrum pooling [33,34], es una estrategia de compartición de recursos en la que el espectro disponible se organiza en lo que se denomina “fondo de espectro”, el cual se optimiza para determinadas aplicaciones. Se basa en una arquitectura OFDM (*Orthogonal Frequency Division Multiplexing*), que se plantea con una estación base CR y usuarios CR móviles, sin asumir ningún tipo de cambio sobre los usuarios primarios (con licencia). La elección de OFDM se basa en que esta modulación posee la ventaja de que “colocar” ceros en alguna de las sub-portadoras. Este hecho tiene como consecuencia la no emisión de señal alguna en dichas portadoras, que se asumen ocupadas por los usuarios primarios de la red.

La detección de los usuarios primarios se realiza en la estación base mediante *frames* de detección, que son periódicamente transmitidos por la misma. Durante éstos intervalos, los CR móviles realizan el *spectrum sensing*, modulando un símbolo complejo a máxima potencia en cada una de las sub-portadoras donde detectan a un usuario primario. De esta forma, la estación base recibe una señal amplificada en todas las portadoras con usuarios primarios. Finalmente, la información recopilada por la estación base se transmite a todos los usuarios móviles.

Uno de los principales problemas de esta arquitectura es que, utilizando las técnicas tradicionales de acceso al medio, todo este proceso es demasiado lento. En [33] se sugiere la implementación de un protocolo de *boosting*, omitiendo la capa MAC (*Medium Access Control*) del modelo OSI y utilizando la capa física del mismo únicamente para señalización.

3. CORVUS.

El sistema CORVUS [35] se presentó con el objetivo de explotar bandas licenciadas sin ocupar. En CORVUS, basado en *spectrum sensing* a nivel local, la detección del usuario primario y la asignación de espectro se realizan de forma coordinada. El funcionamiento del sistema es el siguiente: los usuarios no licenciados se agrupan formando lo que denominan un “grupo de usuarios secundarios”. Cada miembro del grupo analiza el espectro, el cual está dividido en sub-canales. Un canal de control universal es utilizado por todos los grupos para tareas de coordinación en el acceso al medio. Además, existen canales de control para cada uno de los grupos, con el objetivo de intercambiar información y/o establecer enlaces entre los usuarios del grupo. El hecho de trabajar de forma cooperativa incrementa de forma notable la capacidad del sistema para la detección de los usuarios primarios. El funcionamiento del sistema ha sido evaluado mediante el CORVUS *testbed* [36].

4. Nautilus.

El proyecto Nautilus [37] presenta un marco de trabajo para el desarrollo de redes *ad hoc*, en el cual se plantea una coordinación distribuida que permite el acceso y la compartición de espectro sin necesidad de establecer ningún canal de control común predefinido para los distintos usuarios. Para ello, se proponen tres esquemas de de acceso cooperativo.

En [38] se propone un esquema de acceso cooperativo basado en técnicas de *graph coloring*, diseñándose un algoritmo para optimizar la asignación de espectro teniendo en cuenta la topología de la red (siendo esta una red fija) por un servidor central. Los resultados experimentales demuestran que dicho algoritmo permite reducir drásticamente la interferencia y aumentar la capacidad.

Sin embargo, en las redes móviles, la topología de la red varía constantemente. Utilizar en este caso el algoritmo anterior supone un excesivo incremento del coste computacional, ya que, después de cada cambio en su topología, la red debería volver a calcular la asignación óptima de espectro. Por este motivo, en [39] se propone realizar la asignación de espectro de forma distribuida, basándose en una negociación a nivel local entre los diferentes nodos o usuarios que forman la red. Para ello, los distintos usuarios se agrupan de forma local para organizar y negociar la asignación de espectro. Los resultados demuestran que el funcionamiento de este sistema es similar al anterior, pero con un 50% menos coste computacional.

Por último, en [40], se propone un esquema en el que los usuarios no licenciados acceden al espectro de forma independiente, de acuerdo a sus observaciones locales y a unas reglas predeterminadas. El objetivo de estas reglas es reducir la complejidad del sistema, procurando mantener un buen funcionamiento del mismo.

5. Adapt4 XG1.

Adapt4 es la primera empresa que ha desarrollado y comercializado un sistema CR, llamado XG1 [41]. De momento, opera en la banda de 217 a 220 MHz, aunque en un futuro se espera añadir más bandas de funcionamiento. La información se transmite a través de 45 radiocanales de 4 kbps. XG1 utiliza un protocolo patentado por la propia empresa llamado ASAP (*Automatic Spectral Adaptation Protocol*), el cual incorpora selección dinámica de frecuencia, frequency hopping y control de potencia transmitida, con el objetivo de evitar o minimizar la interferencia sobre los usuarios primarios.

6. DARPA xG.

Actualmente, DARPA [42,43] está explorando diferentes aspectos de la tecnología Cognitive Radio como parte del programa *NeXt Generation (xG) Networks*, también conocido como DSAN (*Dynamic Spectrum Access Networks*), así como en otros programas que, por desgracia, no son del dominio público. Los principales componentes y sus interrelaciones de una red xG se muestran en la Figura 2-4.

Aunque muchos de los programas se centran en la creación de protocolos de gestión de redes (adaptativos en función del espectro disponible) y en el diseño de nuevas topologías de red (como por ejemplo en el programa CBMANET, *Control-Based Mobile Ad-Hoc Networking*), dentro del área de detección y clasificación de señal, según se refiere en [44], DARPA ha desarrollado un sensor capaz de procesar frecuencias a 5 GHz/segundo y detectar señales hasta 20 dB por debajo del nivel del ruido, mediante técnicas que explotan las propiedades cicloestacionarias de las mismas.

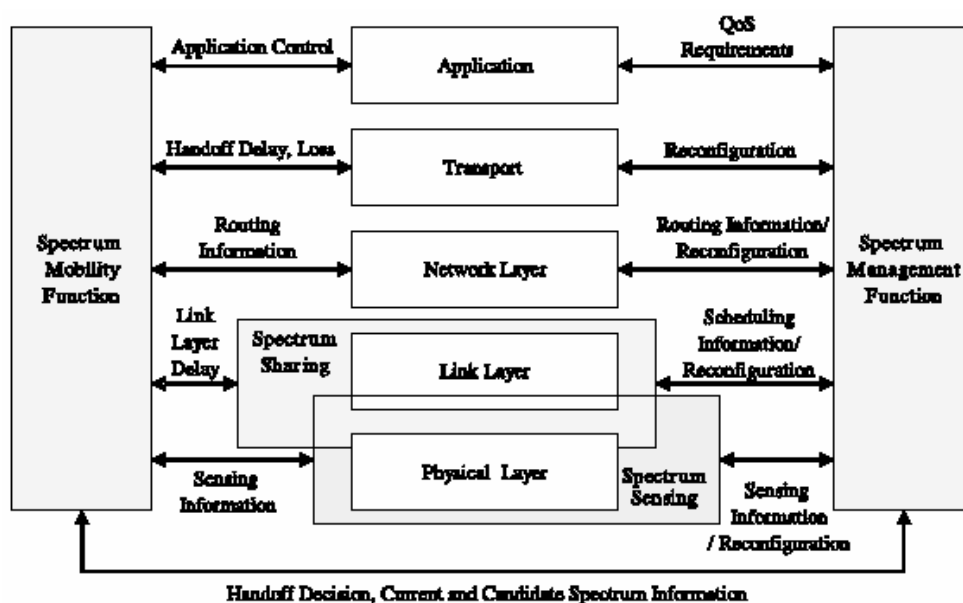


Figura 2-4 Esquema de xG Network.

7. E2R.

El proyecto E²R (*End-to-End Reconfigurability*) [45], es una iniciativa europea en la que participan numerosas universidades y empresas. La idea es que los sistemas reconfigurables *end-to-end* permitan la aparición de plataformas y entornos de ejecución comunes para múltiples interfaces inalámbricas, protocolos y aplicaciones ya existentes, lo cual se espera que repercutirá en la creación de una infraestructura escalable y reconfigurable (vía software) que optimizará la utilización de los recursos (como el espectro o los diferentes equipos necesarios) basándose en la utilización de métodos cognitivos. Así, los usuarios finales se beneficiarán al conseguir el servicio deseado en cualquier instante o lugar, cuando y donde lo necesiten, a un precio razonable.

2.5.2 Estándares Cognitive Radio.

1. IEEE 802.22.

IEEE 802.22 [46,47] es el primer estándar a nivel mundial basado en tecnología CR. Se pretende que sea un estándar para redes inalámbricas de área regional (WRAN, *Wireless Regional Access Network*), centrándose en la construcción de redes WRAN punto-multipunto fijas, que utilizarían las bandas UHF/VHF de televisión entre los 54 y los 862 MHz.

En IEEE 802.22 se propone el uso tanto de los canales de televisión como de las bandas de guarda. En el proyecto, se especifica una interfaz inalámbrica fija punto-multipunto, donde una estación base controla su celda y los usuarios presentes en la misma, a los que se denomina CPE (*Consumer Premise Equipments*). Esta estación base se ocupa de realizar el *spectrum sensing*, dando instrucciones a los distintos CPE para que realicen las medidas necesarias.

El grupo de trabajo IEEE 802.22 se formó en el año 2004, y ya ha finalizado las especificaciones de requerimientos técnicos. La principal diferencia entre el 802.22 y los anteriores estándares IEEE 802 es el radio de cobertura de las estaciones base. En la Tabla 2-2 se describe la capacidad y cobertura del sistema. Actualmente, se continúa trabajando en el proceso de estandarización. Por ejemplo, puesto que está pensado para operar en bandas asignadas a sistemas de televisión, en dicho estándar se especifican los siguientes umbrales para desocupar un canal ante la presencia de las siguientes señales:

- Televisión Digital: -116 dBm sobre un canal de 6 MHz.
- Televisión Analógica (NTSC): -94 dBm en el pico de la portadora.
- Micrófonos inalámbricos: -107 dBm en un ancho de banda de 200 kHz.

Para mitigar la interferencia sobre estas señales, el protocolo 802.22 está actualmente considerando la utilización de tablas de ocupación de espectro, las cuáles serían actualizadas vía software tanto por el propio CR como por el administrador del sistema. Además, también establece límites sobre la máxima potencia transmitida e interferencias sobre bandas adyacentes.

Ancho de Banda Canal RF	6 MHz
Eficiencia Espectral	3 bits/s/Hz
Capacidad del Canal	18 Mbits/s
Capacidad del sistema por suscriptor (forward)	1.5 Mbits/seg
Capacidad del sistema por suscriptor (return)	384 kbits/s
Relación Forward/Return	3.9
Número de suscriptores por canal (forward)	600
Mínimo número de suscriptores	90
Potenciales suscriptores	1800
Número estimado de personas por hogar	2.5
Número total de personas por área de cobertura	4500
EIRP estación base WRAN	98.3 W
Radio de cobertura	30.7 km
Mínima densidad de población cubierta	1.5 personas/km ²

Tabla 2-2 Capacidad del sistema y cobertura de IEEE 802.22 WRAN.

Extraída de [46]

2. IEEE 802.11h.

IEEE 802.11h [48] es una modificación sobre el estándar 802.11 o WiFi, desarrollado por el IEEE para intentar resolver problemas debidos a la interferencia que provocan las redes 802.11 con sistemas de satélites y radares. Originalmente fue diseñado a partir unas recomendaciones de la ITU (*International Telecommunications Union*), motivadas por los requerimientos que la ERO (*European Radio Office*) estimó convenientes para minimizar el impacto de abrir la banda de 5 GHz (utilizada habitualmente por sistemas militares) para aplicaciones ISM, aunque actualmente es aplicable en muchos otros países.

El estándar añade DFS (*Dynamic Frequency Selection*) y TPC (*Transmit Power Control*) a la capa MAC del IEEE 802.11a. DFS asegura que los canales que contienen el radar son evitados por un Punto de Acceso (AP) y la energía se distribuye sobre toda la banda para reducir la interferencia a los satélites, mientras que TPC asegura que la potencia media transmitida es menor a la máxima

permitida por los organismos reguladores, con el objetivo de reducir la interferencia a satélites. A diferencia del 802.22, el estándar 802.11h no se formuló como un estándar *Cognitive Radio*. Sin embargo, un importante aspecto de este protocolo, como es la selección dinámica de frecuencia, sí se puede clasificar como una función cognitiva.

2.6 Aplicaciones de Cognitive Radio.

A continuación se describen brevemente una serie de aplicaciones para el diseño de sistemas y redes inalámbricas en las que el uso de la tecnología CR puede introducir mejoras significativas con respecto a la tecnología actual.

2.6.1 Reducción de Costes.

Aunque puede parecer una paradoja, el hecho de aumentar la complejidad en los procesos de control de un sistema CR puede abaratar los costes del mismo. Dado que estos procesos se implementan mediante *software*, sólo es necesaria la utilización de procesadores más potentes, lo cual es relativamente barato si lo comparamos, por ejemplo, con el coste de mejorar 3 dB las prestaciones de un cabezal RF analógico. Es más, si dichas prestaciones se pudieran incrementar mediante técnicas de procesamiento de señal, esto también permitiría la utilización de componentes analógicos de menor coste sin pérdida de calidad.

La utilización oportunista del espectro permite ganancias significativas en términos de capacidad de red. Si a esto le añadimos la posibilidad de utilizar bandas sin licencia o poder compartir las que ya lo están, esto abarataría los costes en la creación de redes CR. Además, suele ser bastante habitual que después de la instalación de una red inalámbrica los ingenieros pasen cierto tiempo ajustando distintos parámetros (asignación de canales, niveles de potencia, sincronización, etc) para obtener el mejor rendimiento posible.

Dado el aumento de las aplicaciones inalámbricas en los últimos tiempos, sobre todo en el entorno doméstico, la necesidad de optimizar estas redes de forma rápida y automática también aumenta. Debido a su capacidad para observar y aprender de su entorno, una red CR podría llevar a cabo dicha optimización de forma autónoma, reduciendo los costes de instalación.

2.6.2 Nuevas Topologías y Tipos de Red.

Una red MANET (*Mobile Ad-Hoc Network*) es un tipo de red inalámbrica *ad-hoc* móvil en la que sus *routers* (y sus *host* asociados) se hallan conectados mediante enlaces inalámbricos y en la que la unión de los mismos forma una topología arbitraria, que puede variar rápidamente y de forma impredecible.

En este tipo de red, las estaciones base no tienen porque tener conexión directa con otras estaciones base fuera de sus *clusters* o celdas, sino que cada estación base sólo necesita alcanzar a un cierto número de los dispositivos más cercanos a ella, mientras que los que se hallan más alejados acceden a la misma mediante una secuencia de dispositivos intermedios. El hecho de que las distancias de propagación sean más cortas provoca que se puedan conseguir mayores factores de reutilización espectral, aumentando la capacidad del sistema [49].

Aunque una red MANET no implica necesariamente la utilización de tecnología *Cognitive Radio*, esta sí que facilitaría su despliegue y aumentaría sus ventajas. Así, una red MANET que utilizara tecnología *Cognitive Radio* no sólo escogería los mejores caminos para encaminar los datos, sino que también escogería la mejor frecuencia a utilizar.

2.6.3 Aumento de la Fiabilidad de los Enlaces.

Aunque en la actualidad ya existen sistemas radio que incrementan la fiabilidad de los enlaces mediante la adaptación de los niveles de potencia transmitida, modulación o corrección de errores, la tecnología *Cognitive Radio* permitiría ir más allá. Si asumimos que un CR es capaz de aprender de su entorno, una red basada en el conocimiento, tomaría decisiones más allá del espectro inalámbrico, ya que los nodos inteligentes automáticamente podrían optimizarla.

Por ejemplo, si una conexión atraviesa partes fiables y partes no fiables de una red, pueden existir problemas de rendimiento: si un paquete atraviesa por una parte no fiable, eso resiente la conexión completa. Una red basada en tecnología CR, automáticamente dividiría esta conexión en otras dos más pequeñas, una de ellas a través de la región fiable y la otra a través de la región no fiable. Entonces, si se pierden los datos que atraviesan la parte no fiable, solamente éstos tendrían que ser reenviados. Además, desde el punto de vista de las estaciones base, si éstas aprendieran a detectar las zonas no fiables dentro de su radio de cobertura, podrían incluso ajustar sus parámetros (vía *beam forming*, por ejemplo) para eliminarlas.

2.7 Factores Clave para el Desarrollo de la Tecnología.

Antes del despliegue a gran escala de la tecnología *Cognitive Radio*, existen una serie de problemas, tanto de índole técnica como legal, a los que es necesario encontrar solución.

2.7.1 Evolución de Software-Defined Radio.

Si se consideramos *Cognitive Radio* como una evolución de SDR, resulta evidente que los problemas en el desarrollo de SDR también lo serán en el de CR.

La flexibilidad y agilidad frecuencial es un punto crítico en el desarrollo de dispositivos CR. A la hora de encontrar las posibles bandas no utilizadas, es necesario buscar dentro de un amplio rango de frecuencias de forma continua. Por otra parte, si el dispositivo se halla en una banda en la que empieza a transmitir el usuario licenciado, es necesario desalojarla rápidamente.

Actualmente ya se han diseñado antenas de banda ancha para 0-1 GHz y 3-10 GHz. También existen LNA (*Low-Noise Amplifier*) de banda ancha que consiguen ganancias de 20 dB, figuras de ruido del orden de 3 dB y bajos consumos de potencia (sobre 10 mW). Por lo que respecta al diseño de mezcladores, los mayores problemas se centran en la linealidad (para evitar las interferencias provocadas por señales existentes fuera de la banda de interés) y el consumo de potencia. Además, el desarrollo de la tecnología MEMS (*Micro-Electro-Mechanical Systems*) [50] permitirá aumentar las prestaciones de los sistemas de RF reconfigurables, mientras que reducirá el área total del circuito, el consumo de potencia y, finalmente, el coste del mismo.

Así pues, uno de los principales problemas actuales en el diseño de sistemas SDR está en el diseño de conversores analógico-digital. Los principales parámetros a la hora de diseñar un ADC son su frecuencia de muestreo y el número de bits del convertor o su resolución. La frecuencia de muestreo viene determinada por el ancho de banda de la señal a digitalizar, por lo que puede ir de unos cientos de MHz hasta varios GHz, dependiendo de la banda de interés en la que opere el dispositivo. Por lo que respecta a la resolución, ésta es proporcional al margen dinámico de la señal. Por ejemplo, un margen dinámico de 80 dB, como es el que presenta WiFi, supondría la utilización de un convertor con más de 12 bits.

En la Tabla 2-3 se muestran las características de algunos conversores existentes actualmente en el mercado. Tal y como se puede observar, el precio de los mismos hace que no sea posible su utilización en dispositivos de consumo, aunque tal vez sí que podrían serlo en infraestructuras dedicadas.

Resolution	Speed	ENOB	Power (W)	Cost (\$)	Manufacturer
8	1.5 Gs/s	7.5	1.9	500	National
10	2.2 Gs/s	7.7	4.2	1,000	Atmel
12	400 Ms/s	10.4	8.5	200	Analog Dev.

Tabla 2-3 Características de conversores ADC.

2.7.2 Lenguajes para la Representación del Conocimiento.

Aunque ninguna de las características de *Cognitive Radio* descritas en la Sección 2.4 implica necesariamente el uso de inteligencia artificial, la capacidad de aprender y razonar a partir de la observación de su entorno sí que implica la existencia de algún tipo de lenguaje para representar el conocimiento que un CR adquiere. Tal y como ya se ha comentado anteriormente, gran parte de la tesis doctoral de Mitola [27] se centra en la descripción de RKRL, un lenguaje para la representación del conocimiento que un CR tiene de su entorno y de sí mismo.

DARPA, dentro de su programa *NeXt Generation (xG) Networks*, ha desarrollado un lenguaje basado en XML (*Extensible Markup Language*) para representar de forma declarativa las distintas rutinas que controlan las acciones de un CR. OWL (*Odontology Web-based Language*) también ha sido propuesto como lenguaje de representación del conocimiento de forma declarativa, pero con propósito principal de establecer consultas entre dispositivos CR. Por último, otros autores han propuesto la utilización de modelos ocultos de Markov (HMM, *Hidden Markov Models*) como herramienta para la representación de la información captada por el CR de su entorno [44].

Además de la creación de un lenguaje para representar el conocimiento adquirido por el CR, en un futuro también será necesario trabajar en el área de la inteligencia artificial, ya que dicha tecnología permitiría potenciar las capacidades y prestaciones de *Cognitive Radio*.

2.7.3 Marco Regulador y Estandarización.

En primer lugar, es necesaria la creación de un marco regulador que permita y facilite tanto el desarrollo como el despliegue de la tecnología *Cognitive Radio*. Los principales puntos sobre los que hay que trabajar serían:

- Una de las principales aplicaciones de *Cognitive Radio* es la mejora y el aumento de la eficiencia en la utilización del espectro. Por tanto, la industria y los distintos organismos gubernamentales deberían crear nuevos modelos de acceso y repartición del mismo. Además, si tenemos en cuenta que un sistema CR puede variar sus parámetros vía software (lo cual dificultaría mantenerlos bajo un control rígido), será necesario determinar en qué bandas se podría permitir el uso de sistemas CR así como llevar a cabo diferentes estudios para validar su uso.
- Si se opta por permitir que los sistemas CR puedan operar en bandas ya licenciadas, es necesario definir cuál sería el comportamiento *adecuado*, así como las restricciones técnicas necesarias para garantizar que puedan operar sin causar una interferencia dañina al usuario licenciado. Así mismo, también es necesario llevar a cabo estudios sobre el efecto que un gran número de dispositivos CR podrían tener en este tipo de bandas.
- Es básico el desarrollo de estándares y protocolos tanto para el diseño de los dispositivos como de las redes, con el objetivo de garantizar la compatibilidad y/o la coexistencia entre los distintos fabricantes, beneficiando así al usuario final.

Resumiendo, un sistema CR debe ser consciente y percibir los cambios en el medio que le rodea, además de reaccionar y adaptarse al mismo. Sin embargo, el principal problema que se encuentra actualmente la tecnología CR se halla en el diseño de sistemas que permitan implementar de forma óptima el *spectrum sensing*, ya que ser capaz de detectar las partes inutilizadas del espectro es algo fundamental para cualquier dispositivo o red inalámbrica que utilice tecnología CR. Al ser uno de los aspectos en los que más investigaciones se están desarrollando, se tratará más detalladamente en la siguiente sección.

2.8 Spectrum Sensing.

2.8.1 Introducción.

Ateniéndonos a las recomendaciones dadas por la FCC [8], los dispositivos CR se consideran usuarios secundarios del espectro asignado a uno o varios usuarios primarios, por lo que uno de los principales requisitos del sistema es evitar las interferencias con estos últimos. Además, para facilitar el desarrollo de redes CR y evitar problemas de compatibilidad, es conveniente que las redes de usuarios primarios no necesiten ningún tipo de cambios en su infraestructura para permitir la utilización conjunta del espectro.

Por tanto, un dispositivo CR debe ser capaz de detectar la presencia de uno o varios usuarios primarios de forma independiente o conjuntamente con otros dispositivos CR, mediante la monitorización continua del espectro o *spectrum sensing*. Hay que tener en cuenta el hecho de que distintos tipos de usuarios primarios necesitarán diferentes requerimientos a la hora de realizar el *spectrum sensing*. Por ejemplo, las señales de televisión son mucho más fáciles de detectar que las provenientes de un sistema GPS, debido a su peor sensibilidad. Así mismo, dentro de una banda pueden existir diferentes señales capaces de soportar distintos niveles de interferencia².

En principio, la forma más efectiva de detectar zonas de espectro sin utilizar sería la detección del usuario primario que está recibiendo señal (receptor primario), dentro del rango de operación del CR. En la práctica, para el CR es bastante difícil tener acceso a medidas directas del canal de comunicación entre el transmisor y el receptor primario, por lo que debe basar su decisión en las medidas tomadas en el canal que se establece entre el transmisor primario y el CR.

El peor de los casos se da cuando el terminal CR está *ensombrecido*, bien porque sufre desvanecimientos profundos debidos al efecto multi-camino o porque se halla en el interior de edificios con altas pérdidas de penetración. Si en las proximidades se halla un receptor primario, operando en sus límites de sensibilidad (debido a sus características de propagación más favorables), es bastante probable que el CR no fuera capaz de detectarlo. Esto es lo que se conoce como el problema del terminal oculto [5].

² Por ejemplo, en la banda de UHF en los Estados Unidos, existen actualmente tres tipos de señales primarias: televisión analógica, DTV y micrófonos inalámbricos.

Aunque la situación anterior es poco probable, el CR no debería producir ningún tipo de interferencia sobre dicho usuario primario. Resumiendo: si definir los requerimientos en cuanto a sensibilidad necesaria para los distintos tipos de usuarios primarios dentro de un amplio rango de frecuencias ya es de por sí todo un reto, la complejidad aumenta si dichos niveles se aumentan en 30 o 40 dB, para prevenir el problema del terminal oculto.

En general, las técnicas de *spectrum sensing* se pueden clasificar como detección local, detección cooperativa y detección basada en la interferencia. En las siguientes secciones se describen las principales características de dichas técnicas.

2.8.2 Detección Local.

En la detección local, el CR decide de forma independiente sobre la existencia o no del usuario primario, a partir de las medidas realizadas por él mismo. Básicamente, el problema de la detección del usuario primario se puede plantear como un problema de detección de señal en un entorno AWGN (*Additive White Gaussian Noise*). El objetivo final es distinguir entre dos hipótesis:

$$\begin{aligned} H_0 : \quad & y(t) = w(t) \\ H_1 : \quad & y(t) = x(t) + w(t) \end{aligned} \tag{2-1}$$

donde $y(t)$ es la señal recibida por el CR, $x(t)$ es la señal transmitida por el usuario primario y $w(t)$ es ruido AWGN en la banda de interés. En la hipótesis H_0 se asume la no existencia del usuario primario en una determinada banda frecuencial, mientras que la hipótesis alternativa, H_1 , indica la presencia de dicho usuario, sea del tipo que sea.

Generalmente, son tres los principales métodos utilizados para la detección del usuario primario, basándose en el modelo anterior [5, 39].

♦ Filtro Adaptado.

La forma óptima de detectar una señal es mediante un filtro adaptado [14], ya que maximiza la SNR en recepción. Sin embargo, para que el sistema sea eficiente, ciertas características de la señal recibida deben ser conocidas *a priori* por el receptor. Esto implica que el CR debe tener información de antemano sobre, por ejemplo, el tipo de modulación, pulso conformador o tasa de transmisión empleados por el usuario primario. Incluso aunque parte de esta información pudiera ser almacenada previamente en el CR, la utilización del filtro adaptado de forma óptima requiere la demodulación coherente de la señal del usuario primario, lo que supone que el CR debe realizar operaciones para conseguir sincronismo temporal, de portadora o ecualización de canal. Dado que la

gran mayoría de los sistemas inalámbricos actuales poseen tonos piloto, preámbulos, palabras de sincronización o códigos de *spreading* para el sincronismo, éstos pueden utilizarse para la desmodulación coherente.

La principal ventaja del filtro adaptado es que, debido precisamente a la coherencia, requiere menos tiempo para conseguir altas ganancias de procesamiento, puesto que son necesarias $O(1/\text{SNR})$ muestras para conseguir una probabilidad de error predeterminada [51]. Sin embargo, la detección coherente de distintos tipos de usuarios primarios implica que el CR debe disponer de receptores dedicados para cada uno de ellos [5].

♦ **Detector de Energía.**

En el caso de que el CR no disponga de suficiente información sobre la señal del usuario primario, el detector habitual es el detector de energía [15,16]. Se trata de un detector sub-óptimo, ampliamente utilizado en radiometría.

Para la detección de la energía de la señal recibida, la señal de entrada se filtra con un filtro paso banda, con un ancho de banda B . A continuación, el módulo cuadrado de la señal resultante se integra durante un intervalo de T segundos. Finalmente, la salida del integrador, y , se compara con un umbral, λ , para decidir la presencia o no de un usuario primario, planteándose así un problema de decisión binario. Puesto que es fácil de implementar, muchos de los trabajos recientes han adoptado el detector de energía para realizar el *spectrum sensing* [52,51]. Sin embargo, existen una serie de inconvenientes que hay que considerar en el momento de su elección.

En primer lugar, debido a la detección no coherente, se necesitan $O(1/\text{SNR}^2)$ muestras para conseguir una probabilidad de error predeterminada. En segundo, el correcto diseño del umbral λ es un punto crítico de diseño del sistema. Para ello es necesario tener en cuenta que dicho umbral también depende del tipo de señal que utilice el usuario primario a detectar. Incluso suponiendo que pudiera implementarse de forma adaptativa, la presencia de interferencias dentro de la banda de trabajo afecta al detector. Tal y como ya se ha comentado anteriormente, el hecho de que el canal de transmisión pueda presentar *fadings* o *shadowings* selectivos en frecuencia supone otro gran inconveniente.

Además, el umbral utilizado para la detección del usuario primario es altamente susceptible a niveles de ruido desconocidos o variables. En [51] se demuestra que para una incertidumbre de x dB en la varianza del ruido, existe un umbral para la SNR bajo el cual el detector de energía es incapaz de detectar la presencia de la señal del usuario primario.

Dicho umbral, denominado SNR_{wall} se define como:

$$SNR_{wall} = 10 \cdot \log\left(10^{\frac{x}{10}-1}\right) \quad (2-2)$$

Para intentar mitigar este problema, en [51] se sugiere la inclusión de un tono piloto por parte del usuario primario.

En tercer lugar, el detector de energía sólo es capaz de determinar la presencia o ausencia de señal, pero no puede diferenciar si dicha señal corresponde a una señal modulada, una interferente o simplemente ruido. En el caso de tratarse de una señal modulada, también es incapaz de distinguir si la misma pertenece a un usuario primario o bien a otro dispositivo CR (usuario secundario). Dado que la utilización del espectro depende únicamente de la detección del usuario primario, el CR debería actuar de forma diferente en función del tipo de señal detectada.

Por último, el detector de energía no funciona para señales de espectro ensanchado, como CDMA (*Code Division Multiple Access*) o UWB (*Ultra-Wideband*), ya que éstas suelen estar por debajo del nivel del ruido. De nuevo, en [51], se sugiere la inclusión de tonos piloto en este tipo de modulaciones, para facilitar su detección.

♦ Detector de Características Cicloestacionarias.

En este tipo de detector, la señal a detectar se modela como un proceso aleatorio cicloestacionario en sentido amplio, es decir, un proceso en el que tanto su media como su autocorrelación son periódicas con respecto al tiempo:

$$\begin{aligned} m_x(t) &= m_x(t + T_o) \\ R_x\left(t + \frac{\tau}{2}, t - \frac{\tau}{2}\right) &= R_x\left(t + T_o + \frac{\tau}{2}, t + T_o - \frac{\tau}{2}\right) \end{aligned} \quad (2-3)$$

Esto es debido a que las señales moduladas han sido generadas, normalmente, a partir de ciertas señales periódicas, tales como portadoras sinusoidales, trenes de pulsos, secuencias de *spreading* o *hopping*, prefijos cíclicos, etc. Por este motivo, las características periódicas intrínsecas en este tipo de señales pueden ser extraídas y analizadas mediante análisis de Fourier.

Sin embargo, puesto que la autocorrelación de un proceso cicloestacionario es una función periódica, se puede representar mediante su desarrollo en serie de Fourier [17]:

$$R_x\left(t + \frac{\tau}{2}, t - \frac{\tau}{2}\right) = \sum_{\alpha} R_x^{\alpha}(\tau) \cdot e^{j2\pi\alpha t} \quad (2-4)$$

donde la suma se realiza sobre los múltiplos enteros de las frecuencias fundamentales tales como la portadora, velocidad de símbolo, velocidad de chip, etc, así como sus sumas y restas. $R_x^{\alpha}(\tau)$ son los coeficientes del desarrollo definidos como :

$$R_x^{\alpha}(\tau) = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} R_x\left(t + \frac{\tau}{2}, t - \frac{\tau}{2}\right) \cdot e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (2-5)$$

La función $R_x^{\alpha}(\tau)$ también se conoce como función de autocorrelación cíclica o CAF. Como se puede observar, para $\alpha = 0$ se reduce a la función de autocorrelación promedio convencional. Su transformada de Fourier:

$$S_x^{\alpha}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x^{\alpha}(\tau) \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2-6)$$

se define como la función de densidad espectral cíclica o CSD (*Cyclic Spectral Density*), también llamada función de correlación espectral o SCF. Para $\alpha = 0$ se convierte en la función de densidad espectral de potencia convencional o PSD.

La SCF se representa habitualmente en lo que se denomina el plano bi-frecuencial como una función de la frecuencia espectral, f , y de la frecuencia cíclica, α . Además, para señales reales, la SCF cumple las siguientes propiedades de simetría:

$$\begin{aligned} S_x^{\alpha}(f) &= S_x^{\alpha}(-f) \\ S_x^{-\alpha}(f) &= S_x^{\alpha}(f)^* \end{aligned} \quad (2-7)$$

El análisis de la SCF proporciona un marco de trabajo mucho más rico que la PSD a la hora de diseñar métodos para la detección y/o análisis de señal. Entre las ventajas de un detector de características cicloestacionarias, se puede destacar que es muy robusto frente al ruido, lo cual provoca un mejor funcionamiento frente al detector de energía, incluso con SNR relativamente bajas [17,53].

Esto es debido a que si el ruido se modela como un proceso estacionario en sentido amplio, su SCF sólo será (teóricamente) no nula para $\alpha = 0$, puesto que un proceso estacionario no presenta ningún tipo de periodicidad ni en su media ni en su autocorrelación.

Redefiniendo el modelo de prueba planteado en la Ecuación (2- 1) como:

$$\begin{aligned} H_0 : & \quad y(t) = w(t) \\ H_1 : & \quad y(t) = h(t) * x(t) + w(t) \end{aligned} \quad (2-8)$$

donde $h(t)$ representa la respuesta impulsional del canal de transmisión, y, mediante el cálculo de la SCF de $y(t)$ para diferentes frecuencias cíclicas (α), se puede plantear el siguiente esquema de decisión:

$$S_y^\alpha(f) = \begin{cases} S_w^0(f) & \alpha = 0, \text{ ausencia de señal.} \\ |H(f)|^2 \cdot S_x^0(f) + S_w^0(f) & \alpha = 0, \text{ presencia de señal.} \\ 0 & \alpha \neq 0, \text{ ausencia de señal.} \\ H\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) \cdot H\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) \cdot S_x^\alpha(f) & \alpha \neq 0, \text{ presencia de señal.} \end{cases} \quad (2-9)$$

De esta última expresión se puede observar que aunque el canal de transmisión puede atenuar (o incluso anular) algunas características, el hecho de que éstas sean cíclicas ayuda a su detección.

Otra de las ventajas de los detectores cicloestacionarios es la capacidad de clasificación de las señales detectadas, debido a que, en general, diferentes modulaciones presentan diferentes periodicidades y, por tanto, sus características espectrales se hallan en diferentes frecuencias cíclicas. Por este motivo, este tipo de detectores no sólo son robustos frente al ruido, sino también a la presencias de señales interferentes, puesto que dichas señales pueden presentar características distintas a las de la señal de interés en el espectro cíclico. Además, tal y como ya se ha mencionado antes, para $\alpha = 0$, un detector cicloestacionario se comporta como un detector de energía, lo que aumenta la flexibilidad del sistema, admitiendo dos modos de operación, *coarse-sensing* o *fine-sensing*.

Sin embargo, aunque los detectores cicloestacionarios presentan muchas ventajas frente al detector de energía, su complejidad computacional supone una de sus principales desventajas, puesto que el número de operaciones a realizar para el cálculo de la correlación espectral es muy superior al del detector de energía. Esto provoca un aumento del tiempo necesario para realizar la detección, lo que impide realizar un *spectrum sensing* de alta velocidad.

Además, para la búsqueda de las características cíclicas, es necesario un conocimiento a priori de ciertas características de la señal a detectar (frecuencia portadora, velocidad de símbolo, etc), lo cual dificulta la detección de señales de las que no se dispone ningún tipo de información de antemano. Otra de las desventajas de estos detectores es que en cada ciclo de detección sólo se puede detectar una única modulación, por lo que para la detección de varias señales el sistema debería implementar múltiples detectores o bien disponer de un tiempo de *sensing* mayor que permitiera varios ciclos de detección.

Por último, la robustez de los detectores cicloestacionarios frente al ruido se puede ver mermada por la presencia de fuentes de ruido cicloestacionarias en los receptores de radiofrecuencia (principalmente debidas a los osciladores locales). Así mismo, aún asumiendo un modelo estacionario del ruido, es decir, su correlación espectral es nula para $\alpha \neq 0$, con niveles bajos de SNR, las características cíclicas de la señal a detectar pueden verse enmascaradas por el ruido, debido a la correlación espectral cruzada entre la señal y el ruido.

2.8.3 Detección Cooperativa.

Una de las características de la detección local del usuario primario es el desconocimiento de la posición del mismo, debido principalmente a la ausencia de comunicación entre éste y el usuario secundario o CR. En esta situación, el dispositivo CR, después de monitorizar una o varias bandas de frecuencia licenciadas, transmitirá cuando decida la no existencia de un usuario primario en ellas. Este escenario plantea una serie de problemas a la hora de realizar el *spectrum sensing* de forma local, tal y como se plantea en las siguientes figuras.

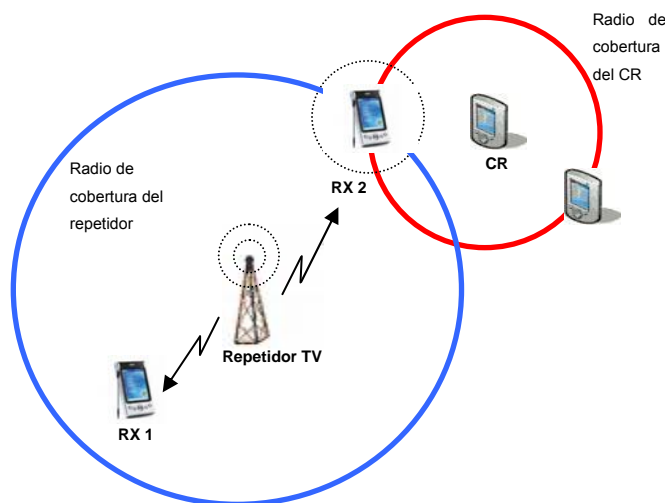


Figura 2-5: Usuario primario en el límite de la región de cobertura.

En la Figura 2-5, el círculo azul representa el radio de cobertura de un repetidor de televisión, o lo que es lo mismo, la zona donde las señales pueden ser decodificadas tanto por el receptor 1 como por el 2. Este último se encuentra en el límite de la zona de cobertura, por lo que cualquier mínima interferencia podría provocar que dejara de funcionar. Dada la posición en la que se halla el dispositivo CR, este no es capaz de detectar la presencia del transmisor, por lo que consideraría que puede transmitir, generando así una interferencia sobre el receptor 2.

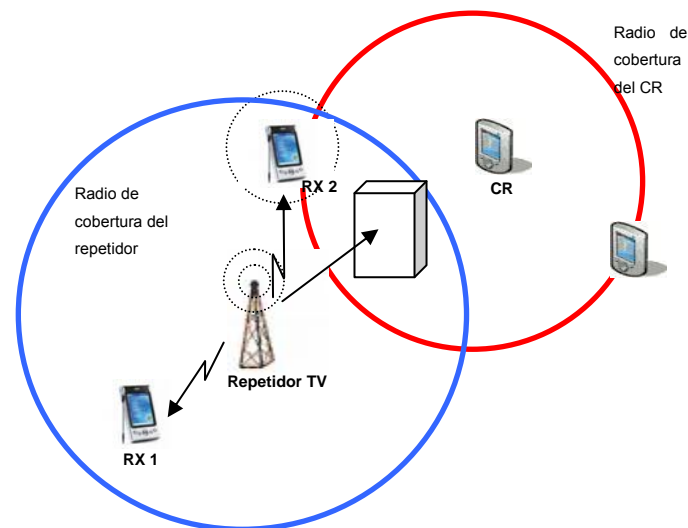


Figura 2-6 Dispositivo CR ensombrecido.

Figura 2-6, observamos como el dispositivo CR, aún estando dentro del radio de cobertura del repetidor, se halla ensombrecido por algún obstáculo, de manera que si la detección se realiza de forma local, decidirá la no existencia de usuario primario, interfiriendo de nuevo al receptor 2. En situaciones de este tipo, la colaboración con otros usuarios secundarios es necesaria para una mejor detección.

En la detección cooperativa, la información sobre el *spectrum sensing* de varios dispositivos CR se utiliza de forma conjunta para la detección del usuario primario. Dado que el efecto multi-camino y el ensombrecimiento son los factores principales que degradan la detección local, los esquemas de detección cooperativa permiten mitigar dichos efectos, puesto que se asume que no todos los dispositivos CR se ven afectados de la misma forma, obteniendo así un aumento en la probabilidad de detección del usuario primario [66].

Existen dos grandes métodos para implementar la detección cooperativa: de forma centralizada o bien distribuida. En la detección centralizada, se asume la existencia de una estación base que controla un conjunto de dispositivos CR y detecta las oportunidades espectrales a partir de la información sobre el espectro obtenida por cada CR de forma independiente. En cambio, en la detección distribuida los CR intercambian información de sus distintas observaciones.

En [52,54] se estudia principalmente el efecto de la cooperación en el decremento del tiempo necesario para la detección del usuario primario. Se asume la existencia de una estación base (capaz tanto de transmitir como de recibir) con la que se comunican los dispositivos CR. Dicha estación implementa un protocolo de cooperación total, en el que los CR (que operan en la misma portadora mediante TDMA) se agrupan en parejas (actuando uno como refuerzo del otro), en función de su distancia, para cooperar en la detección del usuario primario, de forma que el primero de los dispositivos CR que detecta su presencia, informa al resto mediante la estación base.

En [55], el objetivo es la mejora de la sensibilidad del CR en la detección del usuario primario. En este sistema, los CR envían sus decisiones mediante un canal de control hacia un dispositivo (el controlador, que puede ser uno de los propios CR) que combina estas decisiones. Dicho controlador decide que el usuario primario está presente en una banda determinada si cualquiera de los CR lo ha detectado y se lo comunica al resto. Se establecen varios regímenes de cooperación, en función del ancho de banda disponible para el canal de control:

- Banda Estrecha, detección de energía: se utilizan detectores de energía para realizar el *spectrum sensing*, puesto que se asume que el volumen de información a intercambiar por los dispositivos CR ha de ser pequeño, limitándose prácticamente a decisiones binarias (ocupado/libre) o pequeñas estadísticas.
- Banda Estrecha, detectores cicloestacionarios: este tipo de detectores funcionan mejor que el de energía, por lo que se espera que aumente la fiabilidad del sistema. Sin embargo, dado el pequeño ancho de banda asignado para el canal de control, la información a intercambiar se asume como en el régimen anterior.
- Banda Ancha, cualquier tipo de detector: en este régimen, dado el aumento del ancho de banda del canal de control, los dispositivos CR pueden llevar a cabo técnicas más sofisticadas para la detección, dado que es posible intercambiar un mayor volumen de información entre ellos.

También se estudia el impacto que tiene el aumento del número de sistemas CR en la reducción de la sensibilidad bajo tres modelos de canal distintos (multi-camino, ensombrecido y ambos), observándose que a partir de 20-30 usuarios, la mejora de la ganancia conseguida mediante la cooperación crece más lentamente. Por último, se estudia el impacto que tiene esta ganancia la aparición de usuarios malintencionados o con comportamientos fuera de lo normal debidos a un mal funcionamiento, llegando a la conclusión de que un grupo con una fracción de $1/N$ usuarios no fiables requiere el mismo umbral de sensibilidad que un grupo con N usuarios fiables.

En [56], se pone de manifiesto las limitaciones que podría suponer el hecho de que tanto las operaciones necesarias para el *spectrum sensing* como para la transmisión de datos se lleven a cabo en el mismo dispositivo, debido a los posibles conflictos que se pueden generar entre los dos modos de operación. Para solucionar este problema, se propone la creación de dos redes separadas: una de

sensores dedicados a realizar la estimación de espectro de forma cooperativa y otra red operacional para la transmisión de datos. Además, se propone la presencia de un controlador central que recoge y procesa las distintas medidas realizadas por la red de sensores, implementando finalmente un mapa de ocupación de espectro que se transmite a la red operacional, la cual utiliza este mapa para determinar la disponibilidad del espectro en la zona.

Aunque las aproximaciones cooperativas proveen una mayor precisión en la detección del usuario primario, también tienen sus inconvenientes. Los principales son el aumento de la carga computacional de los dispositivos CR, así como el aumento del tráfico en las redes CR. Además, el problema de la incertidumbre causada por el desconocimiento de la posición de los receptores primarios sigue sin solución, aún utilizando esquemas de detección cooperativos. Por este motivo, en la siguiente sección se explica el método basado en la interferencia, el cual se ha propuesto como una posible solución a este problema.

2.8.4 Detección Basada en la Interferencia.

Tradicionalmente, los organismos reguladores del espectro han establecido normativas con el objetivo de minimizar las interferencias entre distintos sistemas de comunicación. Estas regulaciones se centran en controlar distintos parámetros de los transmisores, como su localización, potencia radiada, emisiones fuera de banda, etc. Sin embargo, la interferencia es un fenómeno que se produce en el receptor cuando éste capta, además de la señal útil, señales no deseadas provenientes de distintas fuentes. En la práctica, cualquier dispositivo de radiocomunicaciones radía energía electromagnética sobre una porción de espectro que excede su banda asignada. Por este motivo, todos los receptores inalámbricos se diseñan de forma que puedan tolerar un cierto nivel de interferencia.

En el año 2003, la FCC [57] presentó un nuevo modelo para medir la interferencia, refiriéndose a él como temperatura de interferencia. En este modelo se define la interferencia desde el punto de vista del receptor, mediante la temperatura límite de interferencia, la cual se representa por el total potencia interferente que el receptor puede tolerar, tal y como se muestra en la Figura 2-7.

Con este modelo, los dispositivos CR, mientras no excedan este límite en sus transmisiones, pueden utilizar la banda de frecuencia del usuario licenciado. La principal dificultad de este modelo de detección del receptor primario radica en cómo realizar una medida fiable de la temperatura de interferencia.

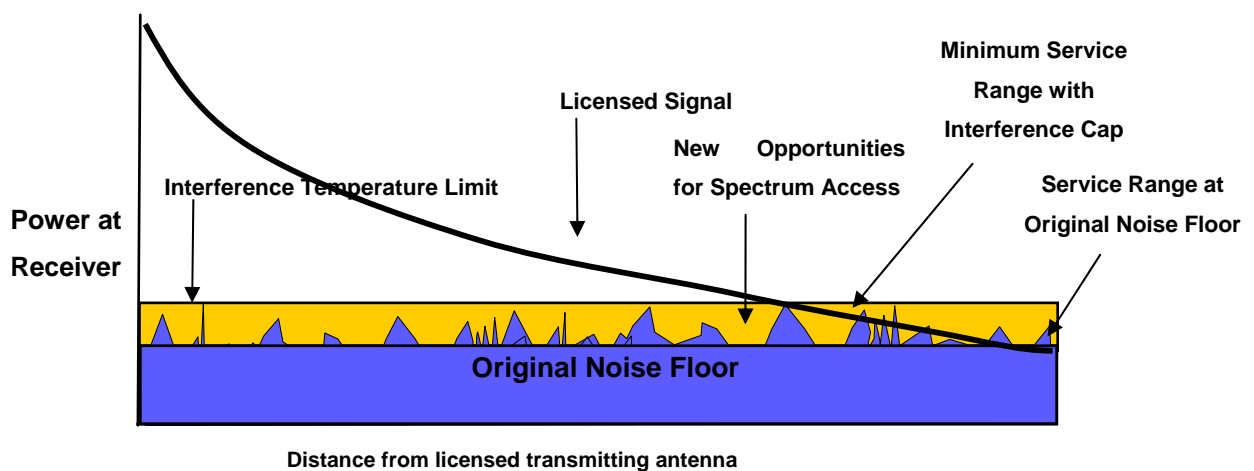


Figura 2-7 Temperatura de Interferencia.
Extraída de [57]

Asumiendo que un dispositivo CR es consciente tanto de su nivel de potencia transmitida como de su posición, mediante la ayuda de algún sistema de posicionamiento global, el CR puede calcular la probabilidad de que su transmisión pudiera causar una interferencia significativa a un receptor cercano operando en la misma banda frecuencial. La idea es similar a UWB, donde la potencia transmitida se mantiene en niveles suficientemente bajos de forma que no provoquen interferencias dañinas a otros sistemas.

En [58] se define la interferencia causada por un único dispositivo CR como la fracción de los usuarios primarios cuyo servicio se ve interrumpido por las operaciones de dicho dispositivo. En el modelo planteado en este método para medir la interferencia, se tienen en cuenta factores como el tipo de modulación utilizada por el CR, su capacidad para detectar canales utilizados por los usuarios primarios, tipo de antenas, control de potencia o los niveles de actividad tanto de los usuarios primarios como del CR. Sin embargo, no se considera el efecto que tendrían múltiples dispositivos CR. Además, puesto que los receptores primarios son, habitualmente, dispositivos pasivos, resulta bastante complicado que un CR conozca de forma precisa su localización.

En [59] se propone un método para la localización de los receptores primarios, basado en la detección de la potencia del *leakage* del oscilador local emitido por el cabezal de RF. Para su detección, se propone la instalación de una red de sensores de bajo coste, que podrían instalarse incluso en los propios receptores primarios. Cuando alguno de estos sensores detecta la presencia de un oscilador local, lo notifica a los dispositivos CR presentes en la región mediante un canal de control. Para simplificar el sistema, el sensor transmite un tono piloto seleccionado aleatoriamente dentro de un cierto rango de frecuencias (dependiendo este rango del ancho de banda del canal de control) para indicar el canal en uso.

El nivel de potencia transmitida por cada sensor es fijo y se elige de tal forma que el CR sea capaz de detectarlo si se halla dentro del radio de interferencia del receptor primario. Evidentemente, este método se puede ver afectado por desvanecimientos selectivos en frecuencia del canal de comunicaciones, proponiéndose, para contrarrestar esto, la transmisión de múltiples tonos pilotos a distintas frecuencias.

De todas formas, actualmente no existe ningún método práctico fiable que permita a un CR localizar todos los receptores de su entorno y, además, conocer las características de dichos receptores. Así, pueden existir receptores que generen mucho ruido interno o bien que estén situados en el límite de decodificación del transmisor, por lo que podrían tolerar mínimas interferencias en ambos casos. A menos que un CR pueda ser capaz de medir el efecto que provocaría su transmisión en todos los posibles receptores primarios de su entorno, el método de temperatura límite de interferencia no será factible.

Por este motivo, muchos operadores se oponen a compartir sus bandas licenciadas, puesto que la interferencia que generarían los dispositivos CR, especialmente en los límites de sus zonas de cobertura, podría provocar una pérdida de servicios a algunos de sus clientes o forzarles a ampliar sus infraestructuras de red. Para evitar estos problemas, muchos de los partidarios de CR han abandonado la idea de la utilización compartida del espectro. En su lugar, se centran en la detección de canales no utilizados. Así, un dispositivo CR transmite por estos canales, mientras no detecte la presencia del usuario primario. En este caso, el CR los libera en el menor tiempo posible.

3 Fundamentos del Análisis Espectral Cíclico.

3.1 Teoría de la Estimación Espectral.

En general, los diferentes métodos existentes para estimar la PSD de un proceso estacionario se pueden clasificar en:

- **No paramétricos:** también llamados métodos clásicos, los cuáles no utilizan modelos a priori y se basan en el uso directo de la transformada de Fourier. Entre ellos se encuentra el periodograma y sus distintas variantes, como los métodos de promediado, tanto en tiempo (estimadores de Barlett y Welch) como en frecuencia (estimadores de Daniel y Blackman-Tuckey), así como el estimador de mínima varianza (estimador de Capon).
- **Paramétricos:** o métodos modernos, los cuáles utilizan modelos a priori para la estimación de la PSD, como modelos AR (*Auto-Regressive*) y ARMA (*Auto-Regressive Moving Average*).

Los métodos clásicos se derivan básicamente de una definición alternativa de la PSD. Según el Teorema de Wiener-Khinchin, se define la PSD de un proceso estocástico estacionario como la transformada de Fourier de su autocorrelación:

$$S_x(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x(\tau) \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (3-1)$$

Sin embargo, si asumimos que la función de autocorrelación decae lo suficientemente rápido, la Ecuación (3.1). se puede expresar también como:

$$S_x(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} E \left\{ \frac{1}{T} \left| \int_{-T/2}^{T/2} x(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \right|^2 \right\} \quad (3-2)$$

Esta definición de la PSD es más fácil de implementar y constituye la base del periodograma.

3.1.1 Periodograma.

Se define el periodograma de una serie temporal, $x_T(t)$ como:

$$S_{x_T}(f) \equiv \frac{1}{T} \left| \int_{-T/2}^{T/2} x_T(t) \cdot e^{-j2\pi ft} d\tau \right|^2 \quad (3-3)$$

siendo T la duración de la señal. Si se muestrea la señal $x_T(t)$ a $f_s = \frac{1}{T_s}$, obteniéndose $N = T \cdot f_s$ muestras de la misma, la Ecuación (3- 3) se puede reescribir como:

$$S_{x_T}(f) \equiv \frac{1}{N} \left| \sum_{k=0}^{N-1} x_T(kT_s) \cdot e^{-j2\pi f(kT_s)} \right|^2 \quad (3-4)$$

Asimismo, la ecuación (3- 4) se puede interpretar mediante la DFT (*Discrete Fourier Transform*) como:

$$S_{x_T}[k] \equiv \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x_T[n] \cdot e^{-\frac{j2\pi kn}{N}} \right|^2 \quad (3-5)$$

La principal ventaja del periodograma es la simplicidad de su implementación, mediante el uso de la FFT (*Fast Fourier Transform*).

Como en cualquier estimador, la calidad del periodograma se mide mediante su sesgo y varianza. El periodograma es un estimador asintóticamente insesgado pero, sin embargo, es no fiable, ya que el hecho de aumentar T (o bien el número de muestras de la señal, N) mejora la resolución frecuencial pero hace que la varianza se mantenga constante (y no disminuya, como sería deseable).

3.1.2 Periodograma Variante con el Tiempo.

Otras formas del periodograma incluyen el TVP (*Time Variant Periodogram*) y el CP (*Cross-Periodogram*). EL TVP se utiliza como estimador para distribuciones TFD (*Time-Frequency Distributions*), como la distribución Wigner-Ville. Este tipo de distribuciones son útiles puesto que describen cómo cambia el espectro de una señal a lo largo del tiempo.

El TVP se define como:

$$S_{x_T}(t, f) \equiv \frac{1}{T} |X_T(t, f)|^2 \quad (3-6)$$

donde $X_T(t, f)$ se define como:

$$X_T(t, f) \equiv \int_{t-T/2}^{t+T/2} x(\lambda) \cdot e^{-j2\pi f \lambda} d\lambda \quad (3-7)$$

A la hora de aumentar la calidad del periodograma como estimador de la PSD, se pueden aplicar ventanas temporales sobre la señal, con el objetivo de reducir el *leakage* espectral, así como utilizar promediados (ya sea en tiempo o en frecuencia), con el objetivo de disminuir su varianza.

El TVP cruzado es otra forma de medir la correlación espectral y se define como:

$$S_{uv_T}(t, f) \equiv \frac{1}{T} U_T(t, f) \cdot V_T^*(t, f) \quad (3-8)$$

donde $U_T(t, f)$ y $V_T(t, f)$ se definen mediante la ecuación (3-7). El TVP cruzado constituye la base para la estimación de la SCF, tal y como se describe en la siguiente sección.

3.2 Estimación de la SCF.

En la definición de la SCF dada en la Sección 2.8.2, se asume que la señal $x(t)$ se modela como un proceso aleatorio cicloestacionario en sentido amplio (modelo probabilístico). Sin embargo, en la práctica, en la gran mayoría de las ocasiones sólo se tiene acceso a una parte de una realización de dicho proceso. En este caso, un modelo de series temporales (o modelo determinista) resulta más adecuado para visualizar la formación de la SCF. Desde el punto de vista determinista, se define la función de autocorrelación cíclica (CAF) como:

$$\hat{R}_x^\alpha(\tau) \equiv \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \cdot e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (3-9)$$

o bien como:

$$\hat{R}_x^\alpha(\tau) \equiv \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} u\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot v^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) dt \quad (3-10)$$

siendo $u(t)$ y $v(t)$ dos versiones de $x(t)$ desplazadas en frecuencia, es decir:

$$\begin{aligned} u(t) &\equiv x(t) \cdot e^{-j\pi\alpha t} \\ v(t) &\equiv x(t) \cdot e^{j\pi\alpha t} \end{aligned} \quad (3-11)$$

por lo que se puede interpretar $\hat{R}_x^\alpha(\tau)$ como la correlación cruzada entre $u(t)$ y $v(t)$. Así, la SCF, es decir, la transformada de Fourier de $\hat{R}_x^\alpha(\tau)$, se puede interpretar como la densidad espectral cruzada entre $u(t)$ y $v(t)$:

$$\hat{S}_x^\alpha(f) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} \hat{R}_x^\alpha(\tau) \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau \equiv \hat{S}_{uv}(f) \quad (3-12)$$

De esta forma, la SCF también se puede ver como la medida de la correlación entre dos componentes frecuenciales separadas α Hz.

En la Figura 3-1 se representa el esquema para calcular la SCF de una señal paso bajo según la siguiente expresión:

$$\hat{S}_x^\alpha(f) \equiv \lim_{B \rightarrow 0} \frac{1}{B} \left\langle \left[u(t) \otimes h_B(t) \right] \cdot \left[v(t) \otimes h_B(t) \right]^* \right\rangle \quad (3-13)$$

donde el símbolo \otimes denota la convolución y $h_B(t)$ es la respuesta impulsional de un filtro con ancho de banda B y frecuencia central f .

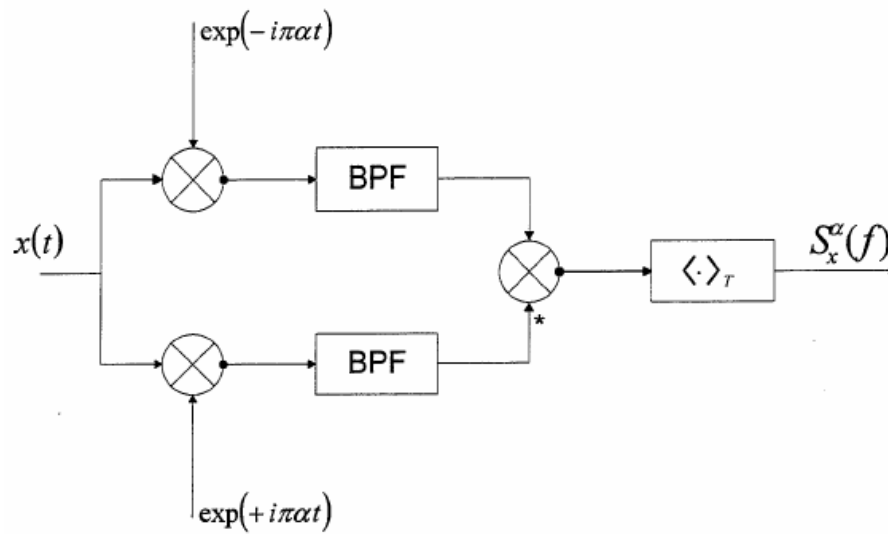


Figura 3-1 Analizador de Correlación Espectral propuesto por W. A. Gardner.

Extraído de [60].

Cabe remarcar que, para una señal paso bajo con un ancho de banda de $f_s/2$, la SCF presenta una región de soporte en el plano bi-frecuencial tal y como se muestra en la Figura 3-2.

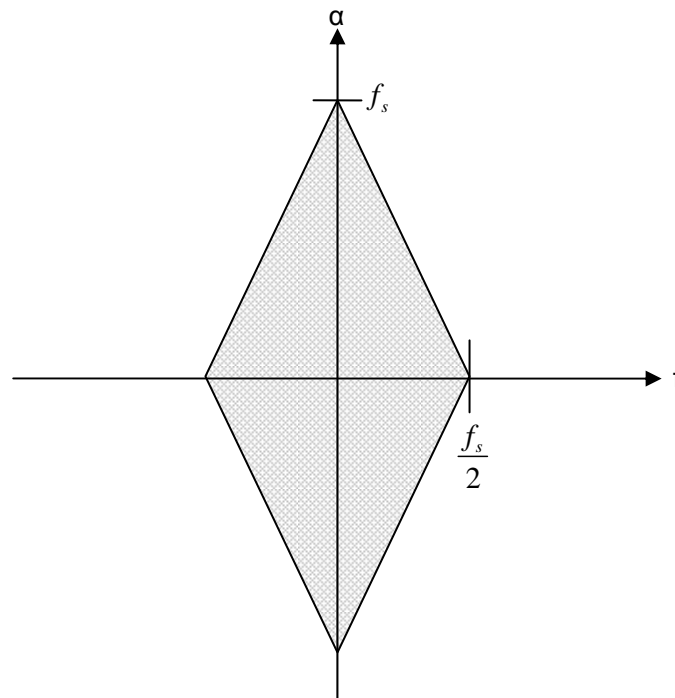


Figura 3-2 Región de soporte de la SCF en el plano bi-frecuencial.

3.2.1 Periodograma Cíclico.

Para obtener una estimación de la SCF, el TVP cruzado se modifica, definiéndose el TVP cíclico cruzado como:

$$S_{xy_T}^{\alpha}(t, f) \equiv \frac{1}{T} X_T \left(t, f + \frac{\alpha}{2} \right) \cdot Y_T^* \left(t, f - \frac{\alpha}{2} \right) \quad (3-14)$$

Asimismo, también se puede definir el TVP cíclico como un caso particular del anterior:

$$S_{x_T}^{\alpha}(t, f) \equiv \frac{1}{T} X_T \left(t, f + \frac{\alpha}{2} \right) \cdot X_T^* \left(t, f - \frac{\alpha}{2} \right) \quad (3-15)$$

Al igual que ocurre con el periodograma, es necesario el uso de promediados para la obtención de un estimador fiable. Estos promediados se pueden hacer en frecuencia (FS, *Frequency-smoothing*) o bien en tiempo (TS, *Time-smoothing*).

- **Promediado temporal:** la SCF se puede calcular como el siguiente límite del promediado temporal de productos entre distintas componentes frecuenciales, definida mediante la siguiente expresión:

$$S_x^{\alpha}(f) \equiv \lim_{\Delta f \rightarrow 0} \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} S_{x_{\Delta f}}^{\alpha}(t, f)_{\Delta t} \quad (3-16)$$

donde

$$S_{x_{\Delta f}}^{\alpha}(t, f)_{\Delta t} \equiv \frac{1}{\Delta t} \cdot \int_{-\Delta t/2}^{\Delta t/2} \Delta f \cdot X_{\Delta f} \left(t, f + \frac{\alpha}{2} \right) \cdot X_{\Delta f}^* \left(t, f - \frac{\alpha}{2} \right) dt \quad (3-17)$$

es lo que se define como TVP cíclico promediado en tiempo y:

$$X_{\Delta f}(t, f) \equiv \int_{t-\frac{1}{2\Delta f}}^{t+\frac{1}{2\Delta f}} x(\lambda) \cdot e^{-j2\pi f \lambda} d\lambda \quad (3-18)$$

Cabe observar que la Ecuación (3-18) coincide con (3-7), tomando $\Delta f = \frac{1}{T}$.

- **Promediado frecuencial:** la SCF también se puede obtener a partir del límite de promediados en frecuencia de productos entre distintas componentes frecuenciales, como:

$$S_x^\alpha(f) \equiv \lim_{\Delta f \rightarrow 0} \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} S_{x_{\Delta t}}^\alpha(t, f)_{\Delta f} \quad (3-19)$$

donde

$$S_{x_{\Delta t}}^\alpha(t, f)_{\Delta f} \equiv \frac{1}{\Delta f} \cdot \int_{f-\Delta f/2}^{f+\Delta f/2} \frac{1}{\Delta t} \cdot X_{\Delta t}\left(t, f + \frac{\alpha}{2}\right) \cdot X_{\Delta t}^*\left(t, f - \frac{\alpha}{2}\right) dt \quad (3-20)$$

se define como el TVP cíclico promediado en frecuencia y:

$$X_{\Delta t}(t, f) \equiv \int_{t-\Delta t/2}^{t+\Delta t/2} x(\lambda) \cdot e^{-j2\pi f \lambda} d\lambda \quad (3-21)$$

Algunas observaciones a tener en cuenta sobre las dos aproximaciones son:

- El orden del doble límite para obtener $S_x^\alpha(f)$ no es intercambiable.
- Los parámetros Δt y Δf se definen, respectivamente, como resolución temporal y frecuencial del estimador.
- La resolución cíclica sólo está relacionada con la resolución temporal como $\Delta \alpha \cong \frac{1}{\Delta t}$
- Tal y como se demuestra en [17], ambas aproximaciones son equivalentes si y sólo si $\Delta t \Delta f \gg 1$, o bien $\Delta f \gg \Delta \alpha$.
- La condición de incertidumbre de Grenader establece que para que el periodograma cruzado variante con el tiempo sea un estimador fiable, es necesario que $\Delta t \Delta f \gg 1$. Para conseguir esto, es necesario que $\Delta t \gg T$.
- La elección final de $\Delta t \Delta f$ y Δf (o bien $\Delta f, \Delta \alpha$) dependen de las señales a investigar y del grado de fiabilidad que se requiera.

3.3 Algoritmos para la Estimación de la SCF.

Las dos aproximaciones descritas en la Sección 3.2, mediante promediado temporal, Ecuación (3-17), o frecuencial, Ecuación (3-20), del periodograma cíclico son fácilmente implementables, pero ambas son extremadamente ineficientes en cuanto a coste computacional. Partiendo de cualquiera de las dos aproximaciones, a lo largo de la década de los 90 se desarrollaron distintos algoritmos eficientes para la estimación de la SCF [19], como el FAM o el SSCA (*Strip Spectral Correlation Algorithm*). El funcionamiento de ambos algoritmos, basados en la aproximación temporal (por ser más adecuada para la estimación completa de la SCF), se explica en las siguientes secciones.

3.3.1 FFT Accumulation Method.

Tanto el FAM como el SSCA se basan en el periodograma cíclico cruzado promediado en tiempo, tal y como se define en la Ecuación (3-17). En el caso de trabajar con series temporales discretas, la Ecuación (3-7) de una señal $x(n)$ se puede redefinir como:

$$X_T(n, f) \equiv \sum_{r=-\frac{N_p}{2}}^{\frac{N_p}{2}} a(r) \cdot x(n-r) \cdot e^{-j2\pi f(n-r)T_s} \quad (3-22)$$

donde $a(r)$ es una ventana de longitud $T = N_p \cdot T_s$ segundos, siendo T_s el periodo de muestreo utilizado. La elección de la ventana resulta de especial importancia, puesto que contribuye a reducir el *cycle leakage*. Tanto en el FAM como en el SSCA, la ventana utilizada es la de Hamming, tal y como se refiere en [19], definida como:

$$a(r) = 0.54 - 0.46 \cdot \cos\left(\frac{2\pi r}{N_p - 1}\right) \quad 0 \leq r \leq N_p - 1 \quad (3-23)$$

En la Figura 3-3 se muestra un esquema básico de la implementación del periodograma cíclico cruzado promediado en tiempo para señales discretas.

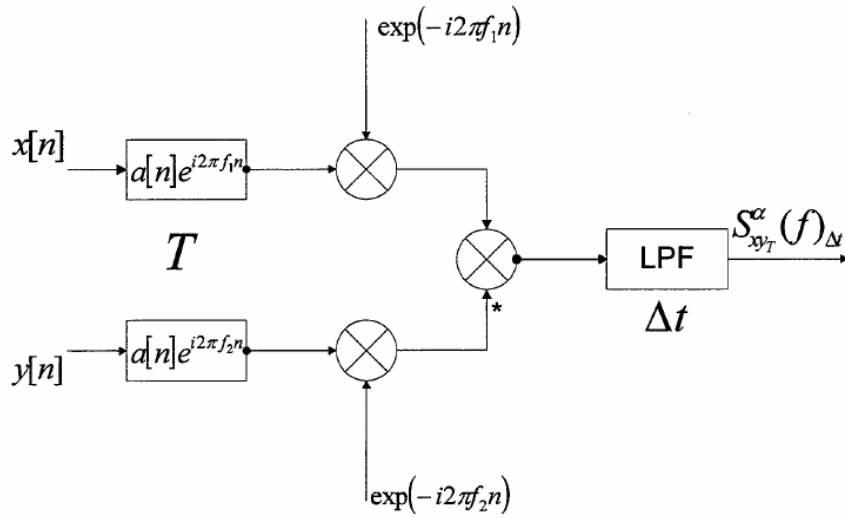


Figura 3-3. Implementación del periodograma cíclico cruzado promediado en tiempo propuesta por Roberts et al. Extraído de [60].

Las frecuencias f_1 y f_2 se relacionan con la frecuencia espectral (f), y la cíclica (α) mediante las siguientes ecuaciones:

$$f = \frac{f_1 + f_2}{2} \quad (3-24)$$

$$\alpha = f_1 - f_2 \quad (3-25)$$

Por conveniencia, el ancho de banda de los filtros de entrada se elige como $\Delta a = \frac{1}{T}$, o lo

que es lo mismo, $\Delta f = \Delta a = \frac{f_s}{N_p}$, siendo Δf la resolución frecuencial del estimador.

Después de calcular $X_T(n, f)$ e $Y_T(n, f)$ según la Ecuación (3- 22), éstas se correlan sobre un intervalo temporal de Δt segundos. En la Figura 3-3, esta operación se realiza mediante el multiplicador complejo seguido del filtrado paso bajo. El ancho de banda de dicho filtro se define como $\frac{1}{\Delta t} = \frac{f_s}{N}$, pudiéndose expresar la correlación obtenida como:

$$S_{xy_T}^{\alpha}(n, f)_{\Delta t} = \sum_r X_T(r, f_1) \cdot Y_T^*(r, f_2) \cdot g(n-r) \quad (3-26)$$

siendo $g(n)$ otra ventana de longitud $\Delta t = N \cdot T_s$ segundos. La secuencia obtenida, $S_{xy_T}^{\alpha}(n, f)_{\Delta t}$, es la estimación de la correlación espectral en (f, α) y está compuesta por una componente cuya magnitud indica el grado de correlación espectral presente, y otra componente aleatoria que puede ser interpretada como ruido de la estimación.

Tal y como se ha mencionado anteriormente, para que el estimador sea fiable, es necesario que $\Delta t \cdot \Delta f \gg 1$ (o bien que $\Delta t \gg T$). Si las ventanas $a(n)$ y $g(n)$ están normalizadas de forma que cumplen que:

$$\sum_n a^2(n) = \sum_n g(n) = 1 \quad (3-27)$$

entonces se verifica que:

$$\lim_{\Delta f \rightarrow 0} \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} S_{xy_T}^{\alpha}(n, f)_{\Delta t} = S_{xy}^{\alpha}(f) \quad (3-28)$$

Para implementar la Ecuación (3- 26) mediante el uso de la FFT, se considera un cambio en la secuencia de salida del esquema de la Figura 3-3 de un cierto valor ε , es decir, se calcula su valor en $(f, \alpha + \varepsilon)$ en vez de hacerlo en (f, α) . En este caso, la salida del sistema es:

$$S_{xy_T}^{\alpha+\varepsilon}(n, f)_{\Delta t} = \sum_r X_T(r, f_1) \cdot Y_T^*(r, f_2) \cdot g(n-r) \cdot e^{-j2\pi\varepsilon r T_s} \quad (3-29)$$

A partir de esta ecuación, se puede hallar que $\Delta f = \Delta a + |\varepsilon|$ (con $|\varepsilon| \leq \Delta a$). Así, se puede observar que la resolución frecuencial es no uniforme, puesto que lo habitual es necesitar distintos valores de ε .

En concreto, si tomamos $\varepsilon = q \cdot \Delta\alpha$, la Ecuación (3- 29) se puede reescribir como:

$$S_{xy_T}^{\alpha_i + q\Delta\alpha}(n, f_j)_{\Delta t} = \sum_r X_T(r, f_k) \cdot Y_T^*(r, f_l) \cdot g(n-r) \cdot e^{-j \frac{2\pi q r}{N}} \quad (3-30)$$

la cual se puede interpretar como una FFT de N puntos.

En la ecuación anterior, $f_k = k \cdot \left(\frac{f_s}{N_p} \right)$, $k = -\frac{N_p}{2}, \dots, \frac{N_p}{2} - 1$ representan distintas

frecuencias para una cobertura completa del plano bi-frecuencial mostrado en la Figura 3-2. Dicho plano se reinterpreta ahora como un conjunto de celdas asociadas a un determinado par (f_j, α_i) , el cual se relaciona con f_k y f_l mediante las siguientes expresiones:

$$f_j = \frac{f_k + f_l}{2} \quad (3-31)$$

$$\alpha = f_k - f_l \quad (3-32)$$

En la Figura 3-4 se muestra un ejemplo del plano bi-frecuencial con los valores asociados a las distintas celdas para el caso de $N_p = 4$.

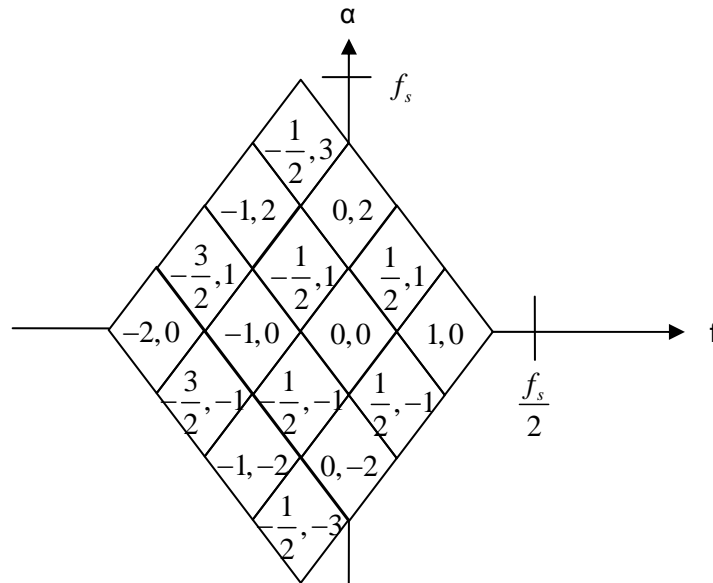


Figura 3-4 Plano bi-frecuencial con valores de las celdas (f_j, α_i) para $N_p = 4$.

Con el objetivo de reducir la complejidad computacional que supone esta implementación del periodograma cíclico cruzado promediado en tiempo, se puede realizar un diezmado en un factor L a la salida de filtros de entrada. De esta forma, la Ecuación (3- 26) se modifica como:

$$S_{xy_T}^{\alpha}(nL, f)_{\Delta t} = \sum_r X_T(rL, f_1) \cdot Y_T^*(rL, f_2) \cdot g(n-r) \quad (3-33)$$

Definiendo $P = \frac{N}{L}$, podemos expresar la resolución cíclica del algoritmo diezmado como

$\Delta\alpha = \frac{f_s}{P \cdot L}$. Cabe destacar que, sin embargo, la resolución frecuencial es la misma que en el caso

anterior, $\Delta f = \Delta a = \frac{f_s}{N_p}$.

En este caso, para la implementación del algoritmo diezmado mediante la FFT, se modifica la Ecuación (3- 30), obteniéndose:

$$S_{xy_T}^{\alpha_i + q\Delta\alpha}(nL, f_j)_{\Delta t} = \sum_{r=0}^{P-1} X_T(rL, f_k) \cdot Y_T^*(rL, f_l) \cdot g(n-r) \cdot e^{-j\frac{2\pi qr}{P}} \quad (3-34)$$

pudiéndose interpretar de nuevo como una FFT, en este caso de P puntos. Esta última ecuación es, en definitiva, la que define el algoritmo FAM. En la Figura 3-5 se muestra el diagrama de bloques para la obtención de $X_T(rL, f)$, mientras que la Figura 3-6 muestra la implementación del método FAM.

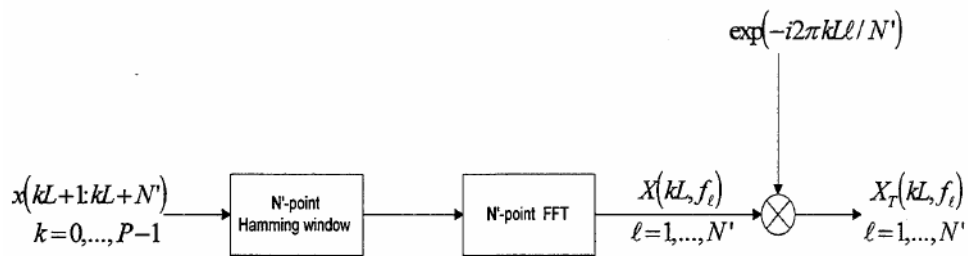


Figura 3-5 Generación de $X_T(kL, f)$. Extraída de [60].

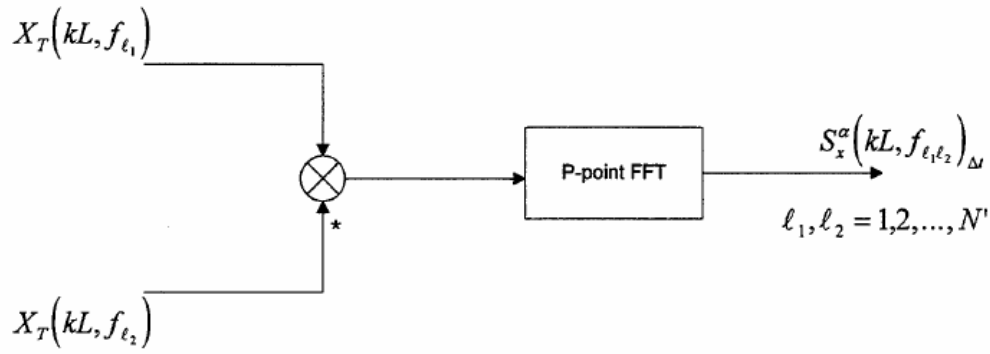


Figura 3-6 Implementación de FAM. Extraída de [60].

La resolución frecuencial del FAM sigue siendo la misma que en el caso sin diezmado:

$$\Delta f = \Delta a + |q| \cdot \Delta \alpha \quad (3-35)$$

es decir, no constante. De la misma manera, el producto entre la resolución temporal y la frecuencial continúa siendo variable y viene dado por:

$$\Delta t \Delta f = \frac{N}{N_p} - |q| \quad (3-36)$$

aunque resulta bastante típico expresarlo referido al punto central de cada celda ($q = 0$) como:

$$\Delta t \Delta f = \frac{N}{N_p} = \frac{P \cdot L}{N_p} \quad (3-37)$$

Para minimizar la variabilidad de los puntos estimados conforme se alejan de dicho centro, se establece que el parámetro q cumpla:

$$-\frac{PL}{2N_p} \leq q \leq \frac{PL}{2N_p} - 1 \quad (3-38)$$

La elección de $L = N_p / 4$ como factor de diezmado resulta ser, tal y como se observa en [19], un buen compromiso entre la complejidad computacional y la minimización del *cycle leakage* así como el *cycle aliasing* (provocado por el diezmado).

3.3.2 Strip Spectral Correlation Algorithm.

Para el algoritmo SSCA, se modifican α_i y f_j según las siguientes expresiones:

$$\alpha_i = f_k \quad (3-39)$$

$$f_j = \frac{f_k - q\Delta\alpha}{2} \quad (3-40)$$

donde $k = -\frac{N_p}{2}, \dots, \frac{N_p}{2} - 1$, $q = -\frac{N}{2}, \dots, \frac{N}{2} - 1$, y sustituir $Y_T^*(n, f_l)$ por $y^*(n)$ en la Ecuación (3-30), resultando:

$$S_{xy_T}^{f_k + q\Delta\alpha} \left(n, \frac{f_k - q\Delta\alpha}{2} \right)_{\Delta t} = \sum_{r=0} X_T(r, f_k) \cdot y^*(r) \cdot g(n-r) \cdot e^{-j \frac{2\pi q r}{N}} \quad (3-41)$$

De esta forma, se cumple que:

$$\Delta f = \frac{1}{N_p} \quad \Delta\alpha = \frac{1}{\Delta t} = \frac{1}{N} \quad \Delta t \Delta f = \frac{N}{N_p} \quad (3-42)$$

es decir, tanto Δf como $\Delta t \Delta f$ son uniformes, lo cual es una característica deseable para el estimador.

Los valores estimados mediante la Ecuación (3-41) se distribuyen a lo largo del plano bifrecuencial en forma de líneas tales que:

$$\alpha = 2f_k - 2f \quad (3-43)$$

generándose una tira (*strip*) distinta para cada valor de f_k , tal y como se muestra en la Figura 3-7.

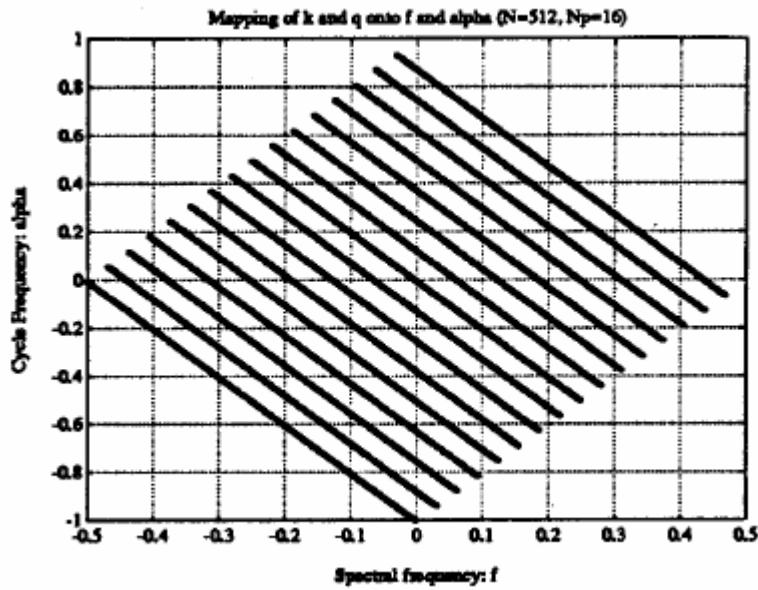


Figura 3-7 Mapeado del plano bi-frecuencial obtenido mediante SSCA.

Extraído de [63].

Además, el hecho de sustituir $Y_T^*(n, f_l)$ por $y^*(n)$ hace que, al ser sólo necesario el cálculo de $X_T(r, f_k)$, el número de FFT de N puntos a calcular es la mitad que en el caso del FAM.

En la Figura 3-8 se muestra la implementación del SSCA.

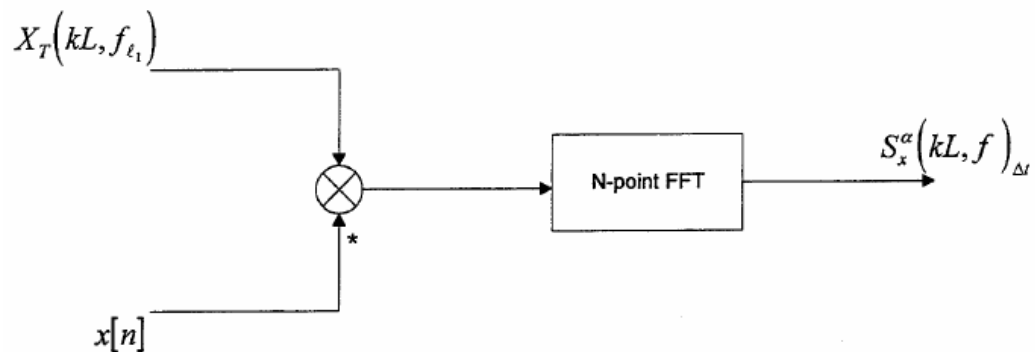


Figura 3-8 Implementación de SSCA.

Extraída de [60].

Sin embargo, el hecho que una de las señales no haya sido filtrada previamente sugiere la no utilización del diezmado, es decir, que la frecuencia de muestreo de $X_T(n, f_k)$ debería ser la misma que la de $y^*(n)$. En el caso de continuar utilizando el diezmado, resulta necesario interpolar $X_T(n, f_k)$ (la cual tiene una frecuencia de muestreo de f_s/L) para poder realizar el producto con $y^*(n)$ (con frecuencia de muestreo f_s).

La gran mayoría de las implementaciones realizadas del SSCA [19,61,63] mantienen cada valor de $X_T(n, f_k)$ durante L muestras. Sin embargo, se ha hallado que este método de interpolación provoca la aparición de falsas características cíclicas [63]. Por tanto, el precio por reducir el coste computacional del SSCA es una mayor distorsión en la estimación, por lo que resulta necesario utilizar algún otro método de interpolación con el objetivo de minimizarla.

3.4 Detección de Características Cicloestacionarias.

Para detectar e identificar las características cíclicas presentes en una señal, es deseable que la SCF estimada, $S_{x/\Delta f}^\alpha(t, f)$, se pueda reducir de una función dependiente de (t, f, α) a otra que únicamente dependa de t y α , $\lambda(t, \alpha)$, la cual se compara con un umbral, que también depende de α , para la detección de características cíclicas.

$$\lambda(t, \alpha) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda_0(\alpha) \quad (3-44)$$

En las siguientes secciones se describen cinco métodos diferentes para realizar esta simplificación, pese a que en la realización del proyecto únicamente se han evaluado los tres primeros.

3.4.1 Medida del Grado de Cicloestacionariedad.

La función DCS (*Degree of Cyclostationarity*), propuesta en [62] para realizar la detección de características cíclicas, se define como:

$$DCS \equiv \frac{\sum_{\alpha \neq 0} \int_{-\infty}^{\infty} |S_x^\alpha(f)|^2 df}{\int_{-\infty}^{\infty} |S_x^0(f)|^2 df} \quad (3-45)$$

Se trata de una medida multi-cíclica, donde se genera un único valor a partir de la suma de todos los cortes con frecuencias cíclicas no nulas del plano bi-frecuencial. Por este motivo, esta medida desaprovecha parte de las ventajas del espectro cíclico. Resulta más adecuada para la detección de características cíclicas la descomposición en frecuencias cíclicas de la DCS, definida como:

$$DCS(\alpha) \equiv \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |S_x^\alpha(f)|^2 df}{\int_{-\infty}^{\infty} |S_x^0(f)|^2 df} \quad (3-46)$$

Tal y como se describe en [63], puesto que la $DCS(\alpha)$ es el resultado de un ratio entre integrales, también se puede interpretar también como un ratio entre la potencia promedio en cada corte y la que se obtiene para $\alpha = 0$. La estimación de esta medida, realizada a partir de la SCF estimada, utilizada en este proyecto se define como:

$$\lambda_{DCS}(t, \alpha) \equiv w(\alpha) \cdot \frac{\sum_f \left| S_{x/\Delta f}^\alpha(t, f)_{\Delta t} \right|^2}{\sum_f \left| S_{x/\Delta f}^0(t, f)_{\Delta t} \right|^2} \quad (3-47)$$

donde $w(\alpha)$ es una función de ponderación, definida como:

$$w(\alpha) = \frac{numf(0)}{numf(\alpha)} \quad (3-48)$$

donde $numf(\alpha)$ es el número de puntos estimados para un determinado valor de α . Esta medida puede expresarse de forma logarítmica como:

$$LD(\alpha) \equiv 10 \log_{10}(\lambda_{DCS}(t, \alpha)) \quad (3-49)$$

cumpléndose que $LD(\alpha) \leq 0$.

La utilización de $w(\alpha)$ se debe al hecho de que cada corte del espectro cíclico contiene un número diferente de puntos estimados. En caso de no utilizarse, esto podría provocar la atenuación de algunas características cíclicas. En concreto, conforme aumenta el valor de α , al tener menos puntos la estimación del espectro, el peso de dichas características decrecería, siendo un efecto indeseable.

Una posible forma de evitar la utilización de $w(\alpha)$ consiste en asegurarse, previamente a la estimación de la SCF, de que la señal no presenta ninguna componente frecuencial significativa por encima de $f_s/4$ y considerar, por tanto, sólo el espectro entre $-f_s/2 \leq \alpha \leq f_s/2$, transformando así el plano bi-frecuencial en una región cuadrada, de manera que $w(\alpha) = 1$.

3.4.2 Función de Máximo Corte.

La función más simple para identificar características cíclicas es la función de máximo corte (MC, *Max-Cut Function*), definida como:

$$\lambda_{MC}(t, \alpha) \equiv \max_f \left[S_{x/\Delta f}^{\alpha}(t, f)_{\Delta t} \right] \quad (3-50)$$

la cual retorna el valor del máximo pico frecuencial para cada frecuencia cíclica.

Esta función se puede expresar también de forma logarítmica como:

$$LM(\alpha) \equiv 10 \log_{10} \left(\frac{\lambda_{MC}(t, \alpha)}{\lambda_{MC}(t, 0)} \right) \quad (3-51)$$

Es fácil observar que ésta última función es siempre menor o igual a cero, puesto que $\lambda_{MC}(t, 0)$ es siempre mayor o igual a $\lambda_{MC}(t, \alpha)$, para cualquier frecuencia cíclica.

3.4.3 Función de Frecuencia Espectral Nula.

Puesto que resulta bastante común que la SCF presente máximos en la frecuencia espectral nula, especialmente en el caso de que la señal contenga tonos piloto, otra función que se puede utilizar para identificar características cíclicas es la función de Frecuencia Espectral Nula (FEN), definida como:

$$\lambda_{FEN}(t, \alpha) \equiv \left[\left| S_{x/\Delta f}^{\alpha}(t, 0)_{\Delta t} \right|^2 \right] \quad (3-52)$$

la cual retorna el cuadrado del valor de la SCF para cada frecuencia cíclica en $f = 0$. Esta función se puede expresar también de forma logarítmica como:

$$LF(\alpha) \equiv 10 \log_{10} \left(\frac{\lambda_{FEN}(t, \alpha)}{\lambda_{FEN}(t, 0)} \right) \quad (3-53)$$

3.4.4 Coherencia Espectral Cuadrática.

La función MSC (*Magnitude-Squared Coherence*) mide el parecido entre dos procesos aleatorios estacionarios. Se define como:

$$|\gamma_{xy}(f)|^2 \equiv \frac{|S_{xy}(f)|^2}{S_{xx}(f) \cdot S_{yy}(f)} \quad (3-54)$$

Esta función posee ciertas características muy útiles en el análisis espectral cruzado. En primer lugar, sólo toma valores entre 0 y 1. En segundo, es nula si los dos procesos $x(t)$ e $y(t)$ son incorrelados. Por último, la función sólo toma su valor máximo si y sólo si existe una relación lineal entre ambos procesos. En el caso de trabajar con procesos cicloestacionarios, dicha función se puede expresar como [64]:

$$|C_{xx}^\alpha(f)|^2 \equiv \frac{|S_{xx}^\alpha(f)|^2}{S_{xx}(f + \alpha/2) \cdot S_{xx}(f - \alpha/2)} \quad (3-55)$$

Sin embargo, la principal dificultad en la implementación de la MSC para el análisis cíclico es que también es necesario estimar la densidad espectral de la señal de interés. Además, la MSC continúa siendo una función dependiente de la frecuencia, por lo que no se reduce la complejidad de la misma.

3.4.5 Detector de Energía.

Tal y como ya se ha comentado anteriormente, uno de los principales métodos utilizados en la detección de señales es el radiómetro o detector de energía. El mismo principio en el que se basa este método puede ser aplicado a cualquier corte del plano bi-frecuencial de la SCF:

$$\lambda_E(t, \alpha) \equiv \frac{1}{T} \sum_f \left| S_{x/\alpha}^\alpha(t, f)_{\Delta t} \right|^2 \quad (3-56)$$

Puesto que T es una constante, la función sigue dependiendo únicamente de t y α . Al igual que varias funciones anteriores, también puede expresarse de forma logarítmica como:

$$LE(\alpha) \equiv 10 \log_{10} \left(\frac{\lambda_E(t, \alpha)}{\lambda_E(t, 0)} \right) \quad (3-57)$$

3.5 Teoría de la Detección.

3.5.1 Fundamentos de la Detección.

Para detectar la presencia de una determinada señal de interés (SOI, *Signal of Interest*), un detector debe decidir entre dos hipótesis:

- H_0 : o hipótesis nula, correspondiente al caso donde únicamente se recibe ruido.
- H_1 : donde, además de ruido, está presente la SOI.

En un caso general, estas hipótesis pueden representarse como:

$$\begin{aligned} H_0 : & \quad y(t) = w(t) \\ H_1 : & \quad y(t) = x(t) + w(t) \end{aligned} \quad (3-58)$$

donde $x(t)$ es la señal de interés y $w(t)$ incluye cualquier otra señal existente en entorno, como ruido o interferentes. La salida del detector se puede expresar a través de un parámetro, λ , tal que:

$$R[y(t)] = \lambda \quad (3-59)$$

el cual se compara con un determinado umbral, λ_0 , para determinar en cuál de las hipótesis nos hallamos:

$$R[y(t)] = \lambda \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} \lambda_0 \quad (3-60)$$

El funcionamiento de cualquier detector debe ser descrito mediante la probabilidad de falsa alarma, P_{FA} , y la probabilidad de detección, P_D . Una falsa alarma se da cada vez que λ supera el umbral en el caso de que la hipótesis H_0 es cierta, mientras que la detección ocurre cuando λ supera el umbral siendo la hipótesis H_1 cierta.

Matemáticamente, la probabilidad de falsa alarma, P_{FA} , y la probabilidad de detección, P_D , pueden definirse como:

$$\begin{aligned} P_{FA} &\equiv \text{prob}\{\lambda > \lambda_0 | H_0\} \\ P_D &\equiv \text{prob}\{\lambda > \lambda_0 | H_1\} \end{aligned} \quad (3-61)$$

La relación entre P_{FA} y P_D también puede ser descrita también en términos de SNR mediante un parámetro denominado deflección, definido como [17]:

$$d_\lambda \equiv \frac{|E\{\lambda | H_0\} - E\{\lambda | H_1\}|}{\sqrt{\text{var}(\lambda | H_0)}} \quad (3-62)$$

Tal y como se destaca en [17], esta medida resulta muy apropiada para la detección de señales débiles (como por ejemplo la señales de espectro ensanchado). En el caso en que λ presenta una estadística gaussiana, la deflección se relaciona con P_{FA} y P_D de la siguiente forma:

$$d_\lambda^2 = Q^{-1}(P_{FA}) - Q^{-1}(P_D) \quad (3-63)$$

siendo este caso el único donde la deflección permite caracterizar por completo el funcionamiento del detector.

Para el caso de detección binaria, conocidas las funciones de densidad de probabilidad condicionadas $f(\lambda | H_0)$ y $f(\lambda | H_1)$, el LRT (*Likelihood Ratio Test*) especificado por el Teorema de Neyman-Pearson (NP) [65] (el cual maximiza P_D para una determinada P_{FA}), viene dado por:

$$\lambda = R[y(t)] = \frac{f(\lambda | H_1)}{f(\lambda | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \lambda_0 \quad (3-64)$$

lo que permite deducir la estructura del detector óptimo.

Sin embargo, resulta bastante habitual que ciertos parámetros de las funciones de densidad condicionadas resulten desconocidos. En este caso, se puede utilizar el GLRT (*Generalized Likelihood Ratio Test*), en el que los parámetros desconocidos se sustituyen por su estimación según un criterio ML (*Maximum Likelihood*), pudiéndose deducir así la estructura de un detector sub-óptimo.

Existen dos formas gráficas de representar el funcionamiento de un detector. La primera es la representación de P_{FA} vs. P_D , que es lo que se define como curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*). En este caso la SNR_{IN} se mantiene constante, mientras que se varía el valor del umbral (λ_0) para obtener cada uno de los puntos de la ROC. El segundo método consiste en representar P_D vs. SNR_{IN} para una P_{FA} determinada. La curva obtenida mediante este método es más representativa del funcionamiento real del detector, puesto que se obtiene después de fijar el umbral para garantizar una determinada P_{FA} .

Por último, resulta importante observar que, en el marco de una aplicación CR, una P_D baja supondría no detectar la presencia de un usuario primario con alta probabilidad (lo cual repercutiría en un aumento de la interferencia sobre el mismo), pero una P_{FA} demasiado alta provocaría una baja utilización de espectro disponible, puesto que las falsas alarmas suponen la pérdida de oportunidades.

3.5.2 Detector LRT para Señales Estacionarias.

El factor clave a la hora de diseñar el detector óptimo es el conocimiento de las funciones de densidad condicionadas, lo cual implica tener cierto conocimiento a priori de la SOI. La aproximación más simple es asumir que $s(t)$ es un proceso gaussiano estacionario y $n(t)$ es ruido AWGN. En este caso, el detector óptimo NP es el detector de energía o radiómetro, descrito en la Sección 2.8.2. Su funcionamiento es similar al de un analizador de espectros, tal y como se muestra en la Figura 3-9.

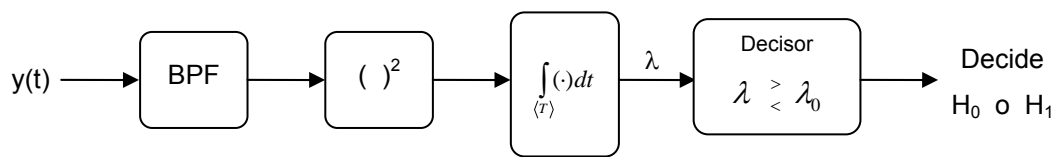


Figura 3-9 Diagrama de bloques de un detector de energía.

En el caso de que $s(t)$ no sea un proceso gaussiano, el detector de energía se convierte en un detector sub-óptimo. Tal y como se describe en [15], se puede aproximar que la salida del integrador presenta una distribución:

$$\lambda \sim \begin{cases} X_{2TB}^2 & H_0 \\ X_{2TB}^2(2\gamma) & H_1 \end{cases} \quad (3-65)$$

donde X_{2TB}^2 y $X_{2TB}^2(2\gamma)$ representan las distribuciones chi-cuadradas centrada y no centrada respectivamente, cada una de ellas con $2TB$ grados de libertad y media 2γ (para la segunda hipótesis), donde:

- B es el ancho de banda del filtro paso banda.
- T es el intervalo de observación total.
- γ es la SNR.

Si consideramos, por simplicidad, que el producto TB es un número entero, m , la probabilidad de detección P_D y de falsa alarma P_{FA} vienen dadas por las siguientes expresiones [15,16,66]:

$$P_D = P\{\lambda > \lambda_0 | H_1\} = Q_m(\sqrt{2\gamma}, \sqrt{\lambda_0}) \quad (3-66)$$

$$P_{FA} = P\{\lambda > \lambda_0 | H_0\} = \frac{\Gamma\left(m, \lambda_0/2\right)}{\Gamma(m)} \quad (3-67)$$

donde $\Gamma(\cdot)$ y $\Gamma(\cdot, \cdot)$ son las funciones gamma completa e incompleta respectivamente y $Q_m(\cdot, \cdot)$ es la Q-función de Marcum generalizada, definida como:

$$Q_m(a, b) = \int_b^\infty \frac{x^m}{a^{m-1}} \cdot e^{-\frac{x^2+a^2}{2}} \cdot I_{m-1}(ax) dx \quad (3-68)$$

siendo $I_{m-1}(\cdot)$ la función de Bessel modificada de primera especie y orden $m-1$.

3.5.3 Detectores LRT para Señales Cicloestacionarias.

Para una señal débil en un entorno AWGN, en un intervalo de T segundos, el GLRT puede aproximarse como [17]:

$$\lambda = \frac{1}{N_0^2 T} \int_{-T/2}^{T/2} \int_{-T/2}^{T/2} R_x(u, v) \cdot y(u) \cdot y^*(v) du dv \quad (3-69)$$

En caso de que $x(t)$ sea un proceso estacionario, la expresión anterior puede reescribirse como:

$$\lambda = \frac{1}{N_0^2} \int_{-\infty}^{\infty} S_x(f)^* \cdot S_{y_T}(f) df \quad (3-70)$$

donde $S_{y_T}(f)$ es el periodograma de $y(t)$. Este detector presupone el conocimiento de la densidad espectral de $x(t)$. Si únicamente conocemos el ancho de banda de la SOI, entonces se define el detector sub-óptimo como:

$$\lambda = \frac{1}{N_0^2} \int_{} S_{y_T}(f) df \quad (3-71)$$

resultando equivalente al detector de energía.

Si ahora modelamos $x(t)$ como cicloestacionaria, el detector de la Ecuación (3-35) se modifica, definiéndose el detector multicíclico como:

$$\lambda = \frac{1}{N_0^2} \sum_{\alpha} \int_{-\infty}^{\infty} S_x^{\alpha}(f)^* \cdot S_{y_T}^{\alpha}(f) df \quad (3-72)$$

donde $S_{y_T}^{\alpha}(f)$ es el periodograma cíclico de $y(t)$ y el sumatorio se realiza para todos los valores de α en los que $S_x^{\alpha}(f)$ es no nula. Otra posible aproximación a este detector multicíclico se basa en la deflección, definida en la Ecuación (3-48), y toma la forma:

$$d_{máx}^2 \cong \frac{T}{2N_0^2} \sum_{\alpha} \int_{-\infty}^{\infty} |S_x^{\alpha}(f)|^2 df \quad (3-73)$$

El término multicíclico se debe precisamente a este sumatorio, pudiéndose definir también el detector para un solo valor de α , denominado detector de ciclo único, como:

$$\lambda^{\alpha} = \frac{1}{N_0^2} \int_{-\infty}^{\infty} S_x^{\alpha}(f)^* \cdot S_{y_T}^{\alpha}(f) df \quad (3-74)$$

Resulta evidente que, en este último detector, su funcionamiento depende de la elección de α , puesto que un detector diseñado para una cierta α donde la característica cíclica sea fuerte será más robusto.

El funcionamiento del detector de ciclo único ha sido descrito, evaluado y comparado con el detector de energía en [67], confirmando que lo supera, especialmente en el caso de SNR bajas. Sin embargo, este detector no deja de ser una versión del filtro adaptado, puesto que asume el conocimiento de $S_x^\alpha(f)$. De nuevo, si lo único que se conoce de antemano sobre $x(t)$ es su ancho de banda, B , podemos definir un detector sub-óptimo como:

$$\lambda^\alpha(t, f) = \frac{1}{N_0^2} \int_{f-\frac{B}{2}}^{f+\frac{B}{2}} S_{y_T}^\alpha(t, \nu) d\nu \quad (3-75)$$

Este detector continúa siendo de ciclo único, puesto que al desconocer $s(t)$ no es posible diseñar uno multicíclico (no sabemos para qué valores de α se cumple que $S_x^\alpha(f) \neq 0$).

4 Análisis y Resultados.

4.1 Implementación del Algoritmo FAM.

Basándose en las ecuaciones (3-22) y (3-34), particularizando para el caso de que $x(t) = y(t)$ y asumiendo que se trabaja con un único procesador, el algoritmo FAM, al que denominamos en este caso AUTOFAM, puede ser descrito mediante los siguientes pasos:

- **Paso 1: Canalización de entrada.**

Partiendo de un *array* formado por las muestras de la señal de entrada, $x(kT_s)$, donde $0 \leq k \leq N-1$, se genera una matriz a partir de dichas muestras. La longitud de cada una de las filas de la matriz es igual al número de ‘canales’ de entrada N_p , es decir, hay N_p columnas. Para una longitud de la secuencia de entrada de N muestras, un cierto valor de N_p , y un factor de diezmado

L , entonces hay $P = \frac{(N - N_p)}{L} \approx \frac{N}{L}$ filas en la matriz de canalización.

En la elección de N_p hay que tener en consideración que, idealmente, el producto de la resolución tiempo-frecuencia debe ser elevado, $\Delta t \cdot \Delta f \gg 1$. Además, N_p debería ser una potencia de 2, para evitar el truncamiento o el *zero-padding* en las FFT, mientras que el factor de diezmado se define como $L = \frac{N_p}{4}$ [19]. Por tanto, las dimensiones finales de la matriz son de P filas y N_p columnas tal que:

$$\mathbf{X}_C = \begin{bmatrix} x(0) & x(1) & \cdots & x(N_p - 1) \\ x(L) & x(L+1) & \cdots & x(L + N_p - 1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(P \cdot L) & x(0) & \cdots & x(P \cdot L + N_p - 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{x}_1 \\ \underline{x}_2 \\ \vdots \\ \underline{x}_P \end{bmatrix} \subset \mathbb{C}^{P \times N_p} \quad (4-1)$$

- **Paso 2: Enventanamiento.**

En primer lugar, se calculan los valores de una ventana de Hamming, $a(r)$, para $r = 0, \dots, N_p - 1$. A continuación, se multiplica³ cada una de las filas de la matriz de canalización por esta ventana, generándose así la matriz enventanada.

$$\mathbf{a} = [a(0) \ a(1) \ \dots \ a(N_p - 1)] \subset \mathbb{R}^{1 \times N_p} \quad (4-2)$$

$$\mathbf{X}_W = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \odot \mathbf{a} \\ \mathbf{x}_2 \odot \mathbf{a} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_P \odot \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{W1} \\ \mathbf{x}_{W2} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{WP} \end{bmatrix} \subset \mathbb{C}^{P \times N_p} \quad (4-3)$$

- **Paso 3: primera FFT.**

A cada fila de la matriz enventanada, \mathbf{X}_W , se le hace la FFT con N_p puntos. La matriz resultante continua teniendo dimensiones $P \times N_p$, pero ahora el índice de las columnas se refiere a un bin específico de frecuencias espectrales.

$$\mathbf{X}_F = \begin{bmatrix} FFT_{N_p} \{ \mathbf{x}_{W1} \} \\ FFT_{N_p} \{ \mathbf{x}_{W2} \} \\ \vdots \\ FFT_{N_p} \{ \mathbf{x}_{WP} \} \end{bmatrix} \subset \mathbb{C}^{P \times N_p} \quad (4-4)$$

- **Paso 4: conversión banda base.**

Cada fila de la matriz se convierte a banda base mediante su producto con la exponencial compleja:

$$e^{-i \frac{2\pi k m L}{N_p}} \quad (4-5)$$

³ El símbolo \odot denota el producto de Hadamard, es decir, elemento a elemento.

donde:

- m es el índice de la fila, $0 \leq m \leq P-1$.
- k es el índice de la columna, $0 \leq k \leq N_p-1$.

Así, se genera una matriz tal que:

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & e^{-i\frac{2\pi L}{N_p}} & \dots & e^{-i\frac{2\pi(N_p-1)L}{N_p}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & e^{-i\frac{2\pi PL}{N_p}} & \dots & e^{-i\frac{2\pi P(N_p-1)L}{N_p}} \end{bmatrix} \subset \mathbb{C}^{P \times N_p} \quad (4-6)$$

calculándose finalmente el producto de dicha matriz con \mathbf{X}_F :

$$\mathbf{X}_{DC} = \mathbf{X}_F \odot \mathbf{E} \quad (4-7)$$

• Paso 5: Multiplicación.

Por cada celda a calcular del plano bi-frecuencial, una columna de \mathbf{X}_{DC} se multiplica con el conjugado de otra. La separación entre columnas viene determinada por la frecuencia cíclica ($\alpha = f_k - f_l$), mientras que el punto medio entre las columnas es el bin frecuencial de interés ($f = \frac{f_k + f_l}{2}$).

$$\mathbf{M} = \mathbf{X}_{DC} \odot \mathbf{X}_{DC}^* \subset \mathbb{C}^{P \times N_p^2} \quad (4-8)$$

En la Figura 4-1 se muestran dos columnas para ser multiplicadas para obtener una celda concreta (f, α) , en un caso concreto de $P = 8, N_p = 16$.

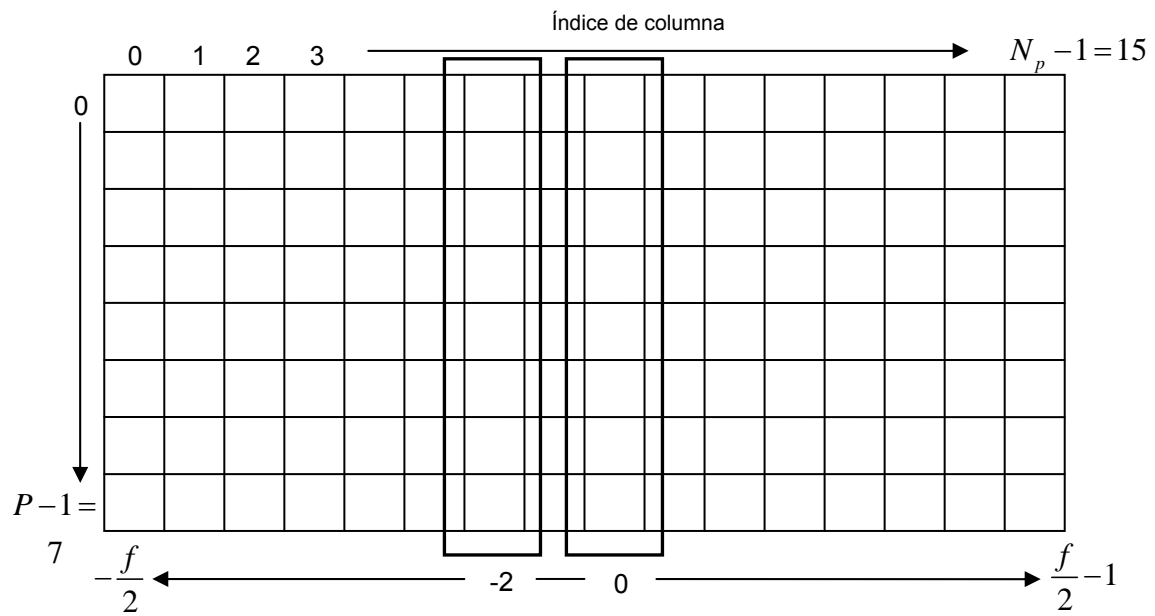


Figura 4-1 Columnas a multiplicar para obtener la celda $(-1, 2)$.

En la Figura 4-2 se muestran los índices de las columnas utilizados para calcular las celdas mostradas en la Figura 3-4 del plano bi-frecuencial.

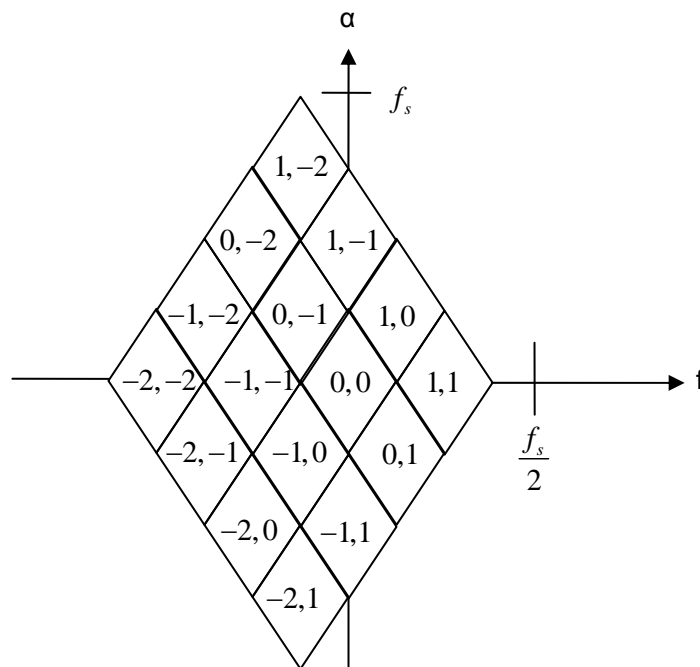


Figura 4-2 Índices de las columnas utilizadas para la obtención del plano bi-frecuencial para $N_p = 4$.

- **Paso 6: Segunda FFT.**

El resultado de la multiplicación del paso anterior se transforma mediante una FFT para generar un resultado de P puntos.

$$\mathbf{S} = FFT\{\mathbf{M}\} \subset \mathbb{C}^{P \times N_p^2} \quad (4-9)$$

Sólo los valores medios de este espectro resultante se guardan para la obtención de la celda (f, α) deseada, obteniéndose una matriz \mathbf{S}_x de dimensiones $(P/2, N_p^2)$. Los extremos superior e inferior no son necesarios, dado que aumentan la variación de la estimación⁴.

En la Figura 4-3 se muestra qué parte de la estimación es retenida y almacenada en la celda:

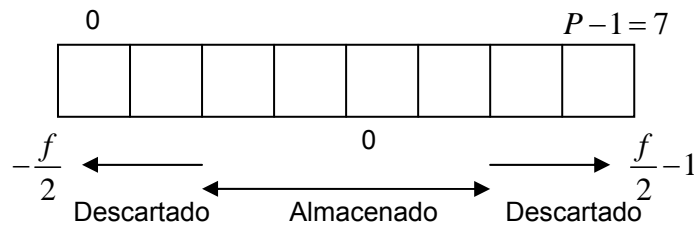


Figura 4-3 Parte del espectro almacenada tras la segunda FFT.

- **Paso 7: Almacenamiento de resultados.**

Finalmente, los valores almacenados en la matriz \mathbf{S}_x se reordenan en una nueva matriz de dimensiones $2N \times 2N_p - 1$ asociadas respectivamente a $-\frac{f_s}{2} \leq f \leq \frac{f_s}{2}$ y $-f_s \leq \alpha \leq f_s$, para poder representar gráficamente la SCF en el plano bi-frecuencial. En caso de no ser necesaria su representación gráfica, este paso no es necesario, puesto que la información ya se encuentra disponible en \mathbf{S}_x .

⁴ Tal y como se define en la Ecuación (3- 35), la resolución frecuencial del FAM con diezrado no es constante. Así, es fácil observar que dicha resolución empeora conforme nos alejamos del centro de la celda ($q=0$).

Finalmente, en la Figura 4-4 se muestra el diagrama de bloques de AUTOFAM.

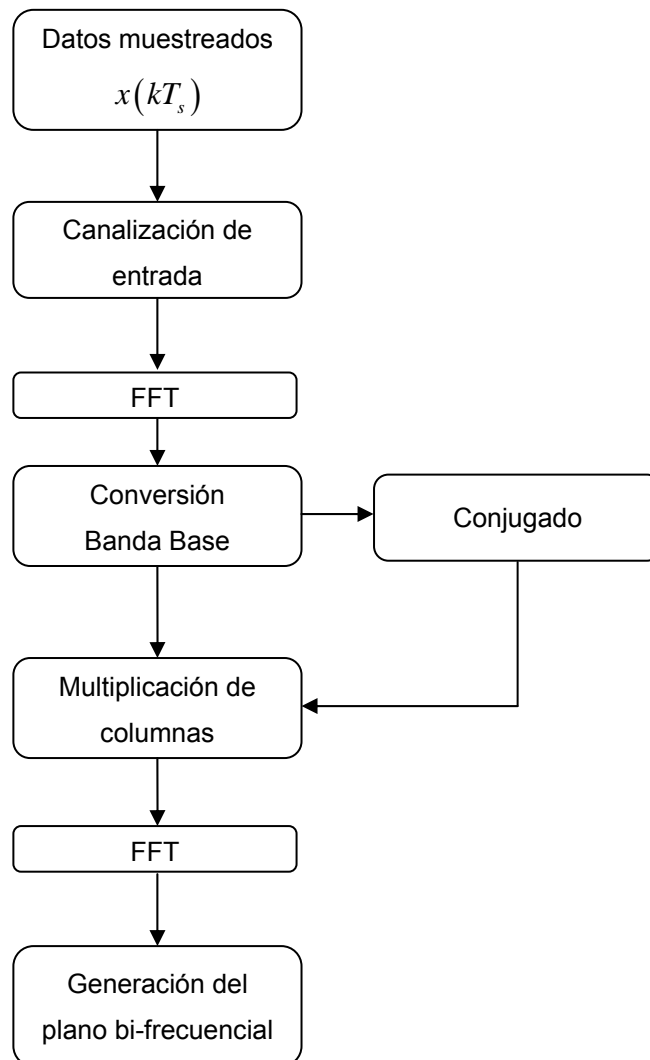


Figura 4-4 Diagrama de bloques de AUTOFAM.

4.1.1 Código en Matlab.

A continuación se incluye el código de AUTOFAM en Matlab.

```
function [Sx,alphao,fo]=autofam(x,fs,df,dalpha)

if nargin ~=4
    error('Número de argumentos no válido');
end

Np=pow2(nextpow2(fs/df));
L=Np/4;
P=pow2(nextpow2(fs/dalpha/L));
N=P*L;

if length(x)<N
    x(N)=0;
elseif length(x)>=N
    x=x(1:N);
end

NN=(P-1)*L+Np;
xx=x;
xx(NN)=0;
xx=xx(:);
X=zeros(Np,P);
for k=0:P-1
    X(:,k+1)=xx(k*L+1:k*L+Np);
end

a=hamming(Np);

XW=diag(a)*X;

XF1=fft(XW)/Np;
XF1=fftshift(XF1);
XF1=[XF1(:,P/2+1:P) XF1(:,1:P/2)];

E=zeros(Np,P);
for k=-Np/2:Np/2-1
    for m=0:P-1
        E(k+Np/2+1,m+1)=exp(-i*2*pi*k*m*L/Np);
    end
end

XD=XF1.*E;
XD=XD.';
```

```

XM=zeros(P,Np^2);
for k=1:Np
    for j=1:Np
        XM(:,(k-1)*Np+j)=(XD(:,k).*conj(XD(:,j)));
    end
end

XF2=fft(XM)/P;
XF2=fftshift(XF2);
XF2=[XF2(:,Np^2/2+1:Np^2) XF2(:,1:Np^2/2)];
XF2=XF2(P/4:3*P/4-1,:);
M=abs(XF2);

alphao=(-1+1/Np:1/Np:1-1/Np)*fs;
fo=(-0.5:1/(2*N):0.5-1/(2*N))*fs;
Sx=zeros(2*N,2*Np-1);

for k1=0:Np-1
    for k2=0:Np-1
        for p=1:P/2

            Sx(p+(P/4)*(k1+k2),Np-k1+k2)=M(p,Np*k1+k2+1);

        end
    end
end

```


4.1.2 Complejidad Computacional.

Una forma típica de medir la complejidad de un algoritmo es calcular el número de FLO (*Floating Point Operations*)⁵ que deben realizarse. Suponiendo:

- El cálculo de AUTOFAM.
- Datos complejos en cada paso del algoritmo.
- Los coeficientes de la ventana y de la matriz de conversión banda base han sido previamente calculados y almacenados.

Teniendo en cuenta que cada FFT de N puntos requiere $\frac{N}{2} \cdot \log_2(N)$ multiplicaciones complejas o bien $4 \cdot \frac{N}{2} \cdot \log_2(N)$ multiplicaciones reales, el número total de FLO que se requieren se describe en la Tabla 4-1:

Enventanado	$2 \cdot P \cdot N_p$
Primera FFT	$2 \cdot P \cdot N_p \cdot \log_2(N_p)$
Conversión Banda Base	$4 \cdot P \cdot N_p$
Multiplicación	$4 \cdot P \cdot (N_p)^2$
Segunda FFT	$2 \cdot P \cdot (N_p)^2 \cdot \log_2(P)$
TOTAL	$(6 + 4N_p) \cdot P \cdot N_p + (2 \cdot P \cdot N_p) \cdot (\log_2(N_p) + N_p \cdot \log_2(P))$

Tabla 4-1 Complejidad computacional de AUTOFAM.

Extraída de [61].

Además, debe tenerse en cuenta la memoria necesaria para almacenar los datos para su representación gráfica.

⁵ Aunque resulte más habitual expresarlo en FLOPS (*Floating Point Operations Per Second*).

4.2 Verificación del Algoritmo FAM.

4.2.1 Estudio Teórico de las Señales de Prueba.

Para comprobar el correcto funcionamiento del algoritmo programado, hemos elegido las modulaciones analógicas DSB-SC (*Double Side Band-Supressed Carrier*) y DSB-TC (*Double Side Band-Transmitted Carrier*) y digitales BPSK y QPSK, de las cuáles se proporciona a continuación una descripción matemática de las mismas así como su SCF teórica.

1. Modulaciones Analógicas: DSB-SC y DSB-TC.

En general, una modulación lineal o AM (*Amplitude Modulation*) se define como:

$$x(t) = a(t) \cdot \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) \quad (4-10)$$

donde $a(t)$ es un proceso estacionario paso bajo, con densidad espectral $S_a(f)$. La SCF para esta señal viene dada por [68]:

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{4} \cdot [S_a(f - f_0) + S_a(f + f_0)] & \alpha = 0 \\ \frac{1}{4} \cdot S_a(f) \cdot e^{\pm i 2\phi_0} & \alpha = \pm 2f_0 \end{cases} \quad (4-11)$$

siendo nula para cualquier otro valor de α .

Para las modulaciones DSB-SC y DSB-TC, estudiaremos el caso en que $a(t)$ se define mediante las Ecuaciones (4-12) y (4-13) respectivamente.

$$a(t)_{DSB-SC} = \cos(2\pi f_a t) \quad (4-12)$$

$$a(t)_{DSB-TC} = 1 + \cos(2\pi f_a t) \quad (4-13)$$

La SCF teórica, tal y como se deduce en [63], para ambas modulaciones se muestra en las Ecuaciones (4-14), para una DSD-SC, y (4-15), para una DSB-TC.

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{16} \cdot \left[\delta(f - f_0 - f_a) + \delta(f - f_0 - f_a) + \right. \\ \left. + \delta(f - f_0 + f_a) + \delta(f + f_0 + f_a) \right] & \alpha = 0 \\ \frac{1}{16} \cdot [\delta(f - f_0) + \delta(f + f_0)] & \alpha = \pm 2f_a \\ \frac{1}{16} \cdot \delta(f) \cdot e^{\pm i 2\phi_0} & \alpha = \pm 2(f_0 - f_a) \\ \frac{1}{16} \cdot [\delta(f - f_a) + \delta(f + f_a)] & \alpha = \pm 2f_0 \\ \frac{1}{16} \cdot \delta(f) \cdot e^{\pm i 2\phi_0} & \alpha = \pm 2(f_0 + f_a) \end{cases} \quad (4-14)$$

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{16} \cdot \left[\delta(f - f_0 - f_a) + \delta(f - f_0 - f_a) + \right. \\ \left. + 4\delta(f - f_0) + 4\delta(f + f_0) + \right. \\ \left. + \delta(f - f_0 + f_a) + \delta(f + f_0 + f_a) \right] & \alpha = 0 \\ \frac{1}{8} \cdot \left[\delta\left(f - f_0 - \frac{f_a}{2}\right) + \delta\left(f - f + \frac{f_a}{2}\right) + \right. \\ \left. + \delta\left(f + f_0 - \frac{f_a}{2}\right) + \delta\left(f + f_0 + \frac{f_a}{2}\right) \right] & \alpha = \pm f_a \\ \frac{1}{16} \cdot [\delta(f - f_0) + \delta(f + f_0)] & \alpha = \pm 2f_a \\ \frac{1}{16} \cdot \delta(f) \cdot e^{\pm i 2\phi_0} & \alpha = \pm 2(f_0 - f_a) \\ \frac{1}{8} \cdot \left[\delta\left(f - \frac{f_a}{2}\right) + \delta\left(f_0 + \frac{f_a}{2}\right) \right] \cdot e^{\pm i 2\phi_0} & \alpha = \pm(2f_0 - f_a) \\ \frac{1}{16} \cdot \left[\delta(f - f_a) + 4\delta(f) + \right. \\ \left. + \delta(f + f_a) \right] \cdot e^{\pm i 2\phi_0} & \alpha = \pm 2f_0 \\ \frac{1}{8} \cdot \left[\delta\left(f - \frac{f_a}{2}\right) + \delta\left(f_0 + \frac{f_a}{2}\right) \right] \cdot e^{\pm i 2\phi_0} & \alpha = \pm(2f_0 + f_a) \\ \frac{1}{16} \cdot \delta(f) \cdot e^{\pm i 2\phi_0} & \alpha = \pm 2(f_0 + f_a) \end{cases} \quad (4-15)$$

2. Modulaciones Digitales: BPSK y QPSK.

Una modulación BPSK se define como:

$$x(t) = a(t) \cdot \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) \quad (4-16)$$

donde la envolvente toma la forma:

$$a(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n \cdot q(t - nT - t_0) \quad (4-17)$$

siendo a_n una secuencia aleatoria binaria de valores ± 1 , $q(t)$ un pulso conformador de energía finita y $r = 1/T$ la velocidad de símbolo. La SCF para esta señal viene dada por las siguientes ecuaciones [63]:

$$S_x^\alpha(f) = \frac{1}{4} \cdot [S_a^\alpha(f - f_0) + S_a^\alpha(f + f_0) + S_a^{\alpha-2f_0}(f) \cdot e^{i2\phi_0} + S_a^{\alpha+2f_0}(f) \cdot e^{-i2\phi_0}] \quad (4-18)$$

$$S_a^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{T} \cdot \left[Q\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) \cdot Q^*\left(f - \frac{\alpha}{2}\right) \cdot \tilde{S}_a\left(f + \frac{\alpha}{2}\right) \cdot e^{-i2\pi\alpha t_0} \right] & \alpha = \frac{p}{T} \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (4-19)$$

donde se define:

- $Q(f) = F\{q(t)\}$.
- $\tilde{S}_a(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \tilde{R}_a[k] \cdot e^{-i2\pi f k T}$.
- $\tilde{R}_a[k] = E\{a_{n+k} \cdot a_n^*\}$ ⁶

⁶ Observar que, si $\{a_n\} = \pm 1$ es una secuencia i.i.d., entonces $\tilde{S}_a(f) = 1$.

Combinando las ecuaciones (4- 18) y (4- 19), se obtiene finalmente la siguiente expresión para la SCF de una BPSK:

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{4T} \cdot \left[Q(f-f_2) \cdot Q^*(f-f_1) \cdot \tilde{S}_a(f-f_2) + \right. \\ \left. + Q(f+f_1) \cdot Q^*(f+f_2) \cdot \tilde{S}_a(f+f_1) \right] \cdot e^{-i2\pi\alpha t_0} & \alpha = \frac{p}{T} \\ \frac{1}{4T} \cdot \left[Q(f-f_2) \cdot Q^*(f+f_2) \cdot \tilde{S}_a(f-f_2) \cdot e^{i[4\pi f_0 t_0 + 2\phi_0]} + \right. \\ \left. + Q(f+f_1) \cdot Q^*(f-f_1) \cdot \tilde{S}_a(f+f_1) \cdot e^{-i[4\pi f_0 t_0 + 2\phi_0]} \right] \cdot e^{-i2\pi\alpha t_0} & \alpha = \pm 2f_0 + \frac{p}{T} \end{cases} \quad (4-20)$$

donde, por simplicidad, se toma:

- $f_1 = f_0 + \frac{\alpha}{2}$
- $f_2 = f_0 - \frac{\alpha}{2}$

Según la ecuación (4- 20), la SCF de una BPSK presenta componentes espectrales para $\alpha = p/T$ y $\alpha = \pm 2f_0 + p/T$, para valores enteros de p. Sin embargo, cabe destacar que la elección del pulso conformador puede variar sustancialmente la forma de la SCF. En las simulaciones realizadas, el pulso se ha elegido como:

$$q(t) = \Pi\left(\frac{t}{T}\right) \quad \leftrightarrow \quad Q(f) = T \cdot \text{sinc}(Tf) \quad (4-21)$$

Una modulación QPSK se puede interpretar como la modulación en fase y cuadratura de dos PAM (*Pulse Amplitude Modulation*) digitales, es decir:

$$x(t) = c(t) \cdot \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) - s(t) \cdot \sin(2\pi f_0 t + \phi_0) \quad (4-22)$$

donde $c(t)$ y $s(t)$ toman la forma:

$$\begin{aligned} c(t) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n \cdot q(t - nT - t_0) \\ s(t) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_n \cdot q(t - nT - t_0) \end{aligned} \quad (4-23)$$

siendo c_n y s_n secuencias aleatorias binarias de valores ± 1 , $q(t)$ un pulso conformador de energía finita y $r = 1/T$ la velocidad de símbolo. Tal y como se deduce en [68,69], cuando las componentes en fase y cuadratura están balanceadas, es decir:

$$S_c^\alpha(f) - S_s^\alpha(f) \equiv \Re\{S_{cs}^\alpha(f)\} \equiv 0 \quad (4-24)$$

su SCF se puede expresar como:

$$S_x^\alpha(f) = \frac{1}{2T} \cdot \left[\begin{aligned} &Q\left(f + \frac{\alpha}{2} + f_0\right) \cdot Q\left(f - \frac{\alpha}{2} + f_0\right) \cdot S_c^\alpha(f + f_0) + \\ &+ Q\left(f + \frac{\alpha}{2} - f_0\right) \cdot Q\left(f - \frac{\alpha}{2} - f_0\right) \cdot S_c^\alpha(f - f_0) \end{aligned} \right] \cdot e^{-i2\pi\alpha t_0} \quad (4-25)$$

Si las secuencias c_n y s_n son estacionarias, se cumple que:

$$S_c^\alpha(f) = \begin{cases} R_c(0) & \alpha = \frac{k}{T} \\ 0 & \alpha \neq \frac{k}{T} \end{cases} \quad (4-26)$$

con k entero. En este caso, al contrario de lo que ocurre con una BPSK, no existe correlación espectral asociada a la frecuencia portadora, es decir, no aparecen picos espectrales en $\alpha = 2f_0 + k/T$.

4.2.2 Simulaciones en Ausencia de Ruido.

Las simulaciones se han realizado en un Pentium IV a 1.7 GHz y 2 GB de RAM, con Windows XP (32 bits) y la versión R2007a de Matlab. Los resultados obtenidos mediante el AUTOFAM se muestran, en general, mediante una secuencia de 5 figuras para cada una de las señales utilizadas. En la primera figura se muestra la gráfica tridimensional de la SCF estimada sobre el plano bi-frecuencial. La segunda figura es una representación bidimensional del contorno de la SCF, donde se pueden observar mejor la posición de las características cíclicas de ambas señales sobre el plano bi-frecuencial. La tercera muestra la función del perfil cíclico mediante DCS a la que, por simplicidad, denominamos PC-DCS, obtenida según la Ecuación (3- 47). La cuarta corresponde a la función MC, según la Ecuación (3- 50). Finalmente, en la quinta figura se puede observar la función FEN, definida en la Ecuación (3- 52).

Debido a la simetría que presentan, las gráficas de las funciones PC-DCS, MC y FEN se muestran únicamente para frecuencias cíclicas positivas.

1. DSB-SC.

Para una DSB-SC con una frecuencia portadora de $f_0 = 2048 \text{ Hz}$ con fase nula, $\phi_0 = 0$, una moduladora de $f_a = 512 \text{ Hz}$ y una potencia $P = -6 \text{ dBw}$, según la Ecuación (4-14), la SCF teórica es:

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{16} \cdot \left[\delta(f - 2560) + \delta(f - 1536) + \right. \\ \quad \left. + \delta(f + 1536) + \delta(f + 2560) \right] & \alpha = 0 \\ \frac{1}{16} \cdot \left[\delta(f - 2048) + \delta(f + 2048) \right] & \alpha = \pm 1024 \\ \frac{1}{16} \cdot \delta(f) & \alpha = \pm 3072 \\ \frac{1}{16} \cdot \left[\delta(f - 512) + \delta(f + 512) \right] & \alpha = \pm 4096 \\ \frac{1}{16} \cdot \delta(f) & \alpha = \pm 5120 \end{cases} \quad (4-27)$$

Los parámetros utilizados en la simulación han sido: $f_s = 8192 \text{ Hz}$, $N = 2048$, $\Delta f = 32 \text{ Hz}$ y $\Delta \alpha = 4 \text{ Hz}$. De la Figura 4-5 a la Figura 4-9 se muestran los resultados obtenidos, observando que concuerdan con los teóricos.

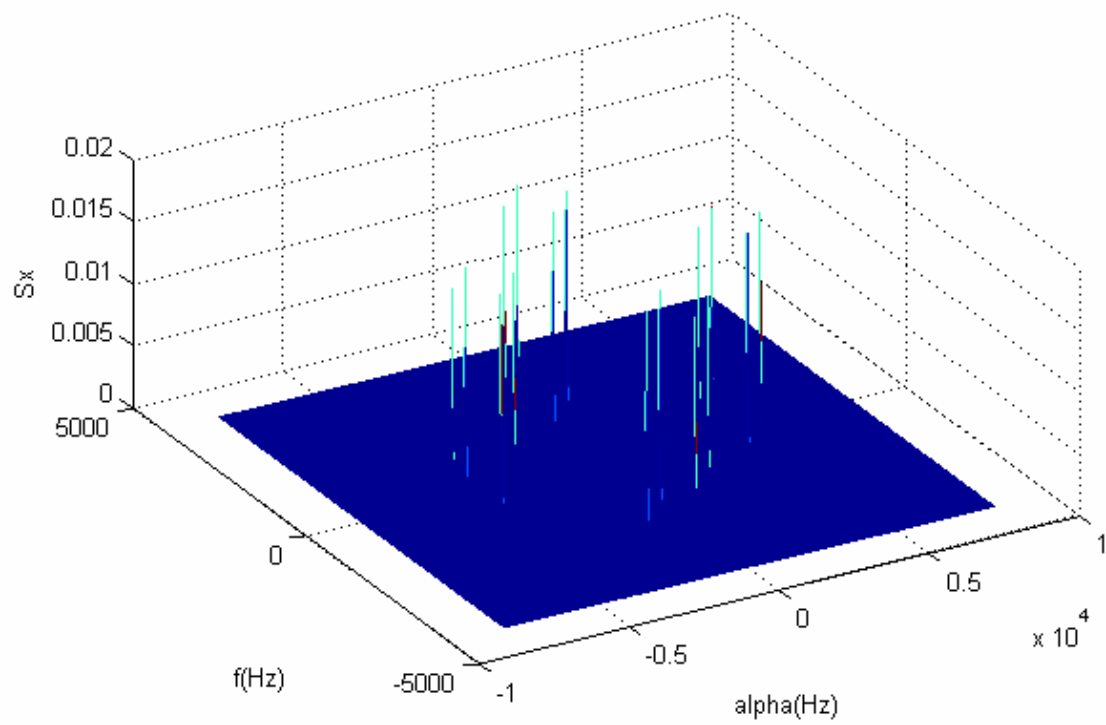


Figura 4-5 SCF estimada con FAM para señal DSB-SC.

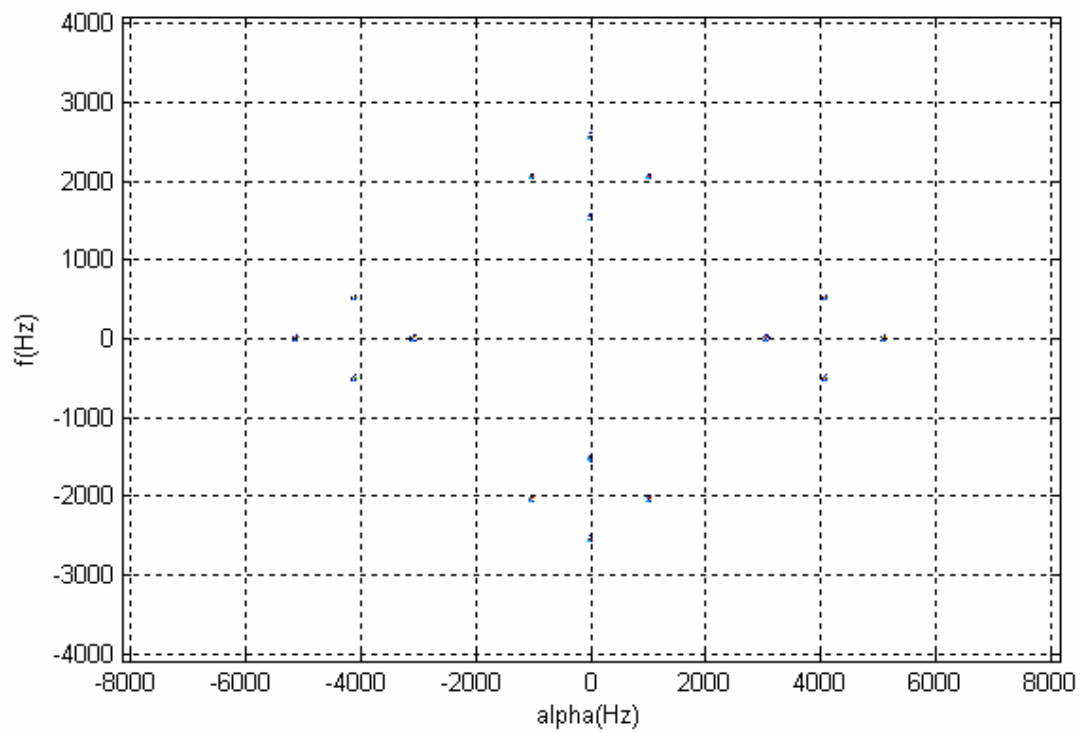


Figura 4-6 Contorno de la SCF para señal DSB-SC.

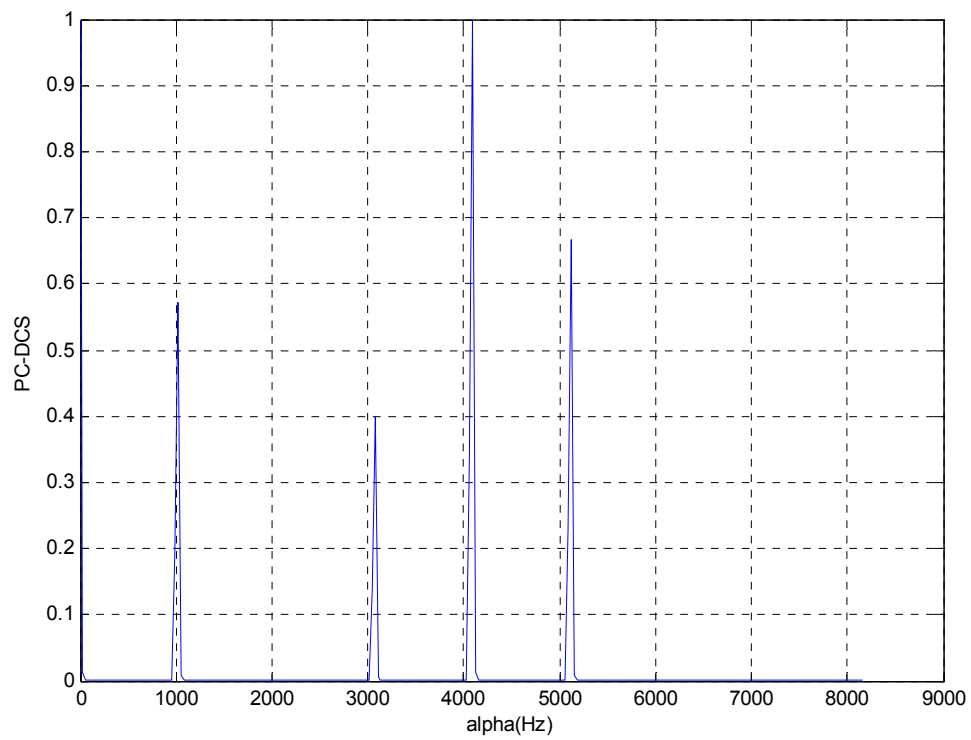


Figura 4-7 Función PC-DCS para señal DSB-SC.

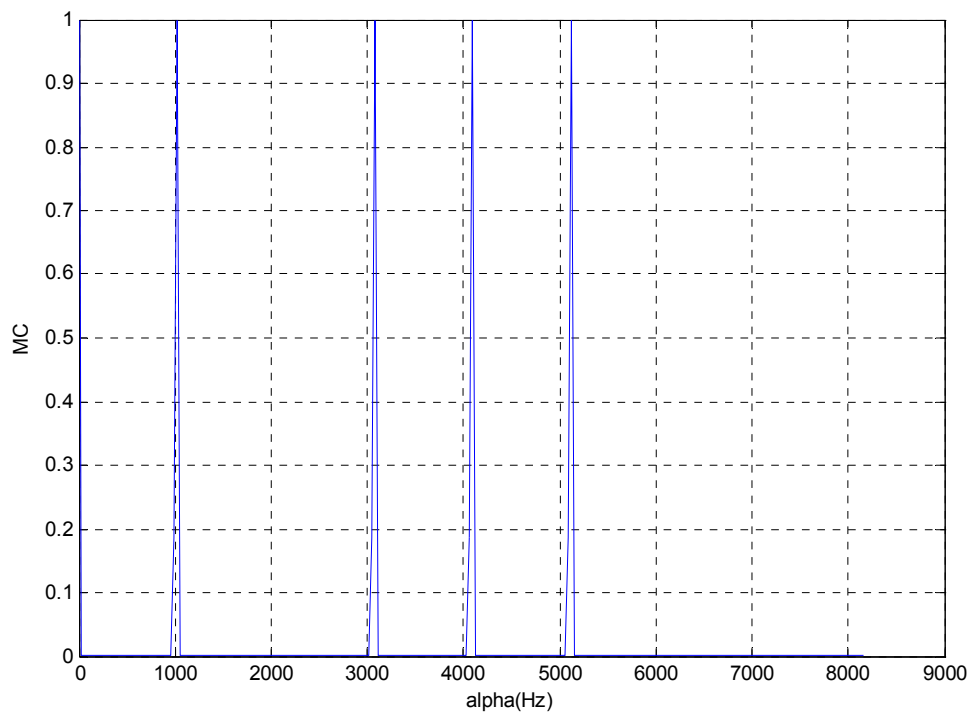


Figura 4-8 Función MC para señal DSB-SC.

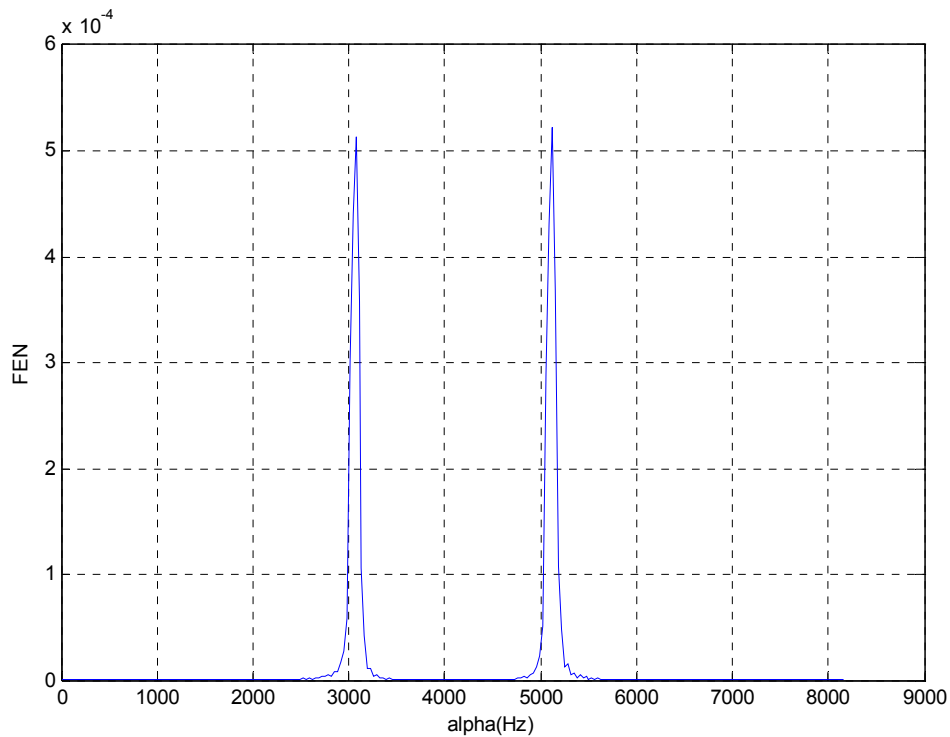


Figura 4-9 Función FEN para señal DSB-SC.

Los máximos que se observan en la Figura 4-7 y Figura 4-8, correspondientes a la función PC-DCS y MC respectivamente, se hallan en $\alpha = 0, 1024, 3072, 4096, 5120$ Hz, lo cual confirma los resultados teóricos. Tal y como se comentó en la Sección 3.4.1, para la obtención de la función PC-DCS se utiliza una ventana, definida en la Ecuación (3-48), que se muestra en la Figura 4-10. En la Figura 4-11 se observa el perfil cíclico para DSB-SC en caso de no utilizar dicha ventana.

Efectivamente, conforme α tiende a f_s , observamos que la distorsión introducida por dicha ventana aumenta, al ser menor el número de puntos obtenidos en la estimación de la SCF. Sin embargo, para SNR bajas, la utilización de la ventana mejora la detección de las características cíclicas de la modulación, teniendo siempre en cuenta que los picos obtenidos en la función PC-DCS para valores cercanos a f_s no son válidos, por lo que se deben descartar.

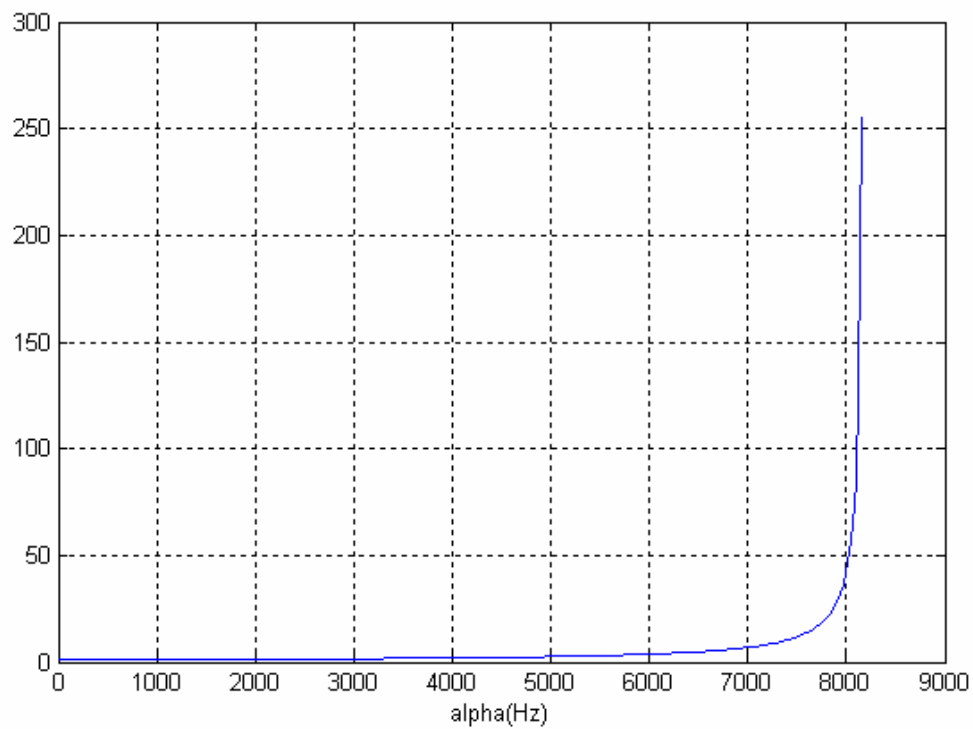


Figura 4-10 Ventana para la amplificación de características cíclicas.

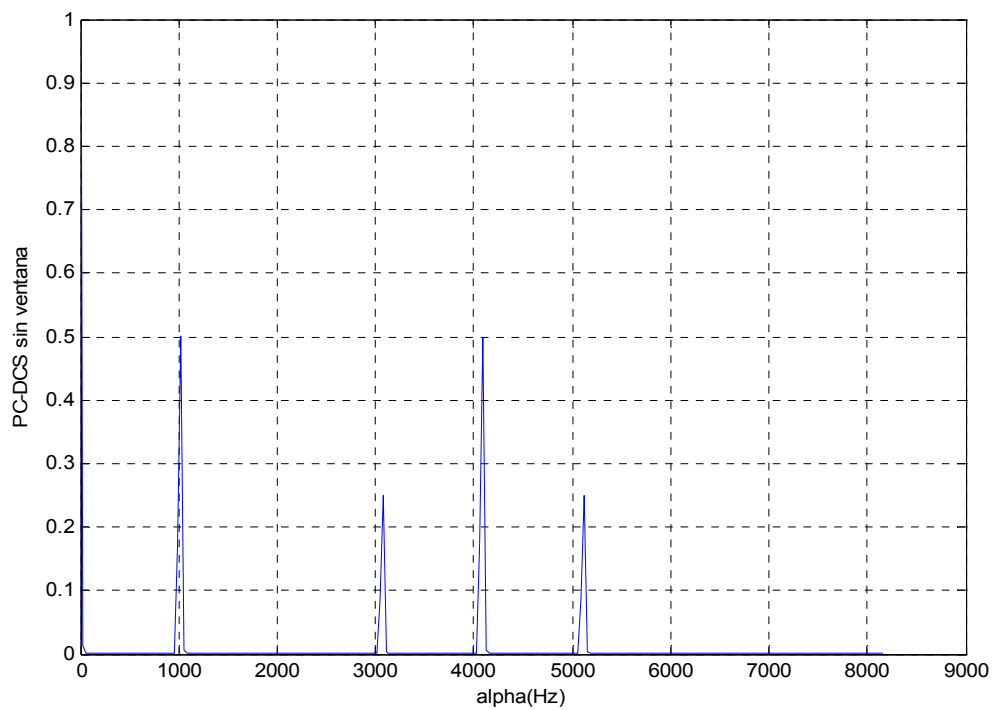


Figura 4-11 Función PC-DCS para señal DSB-SC con $w(n) = 1$.

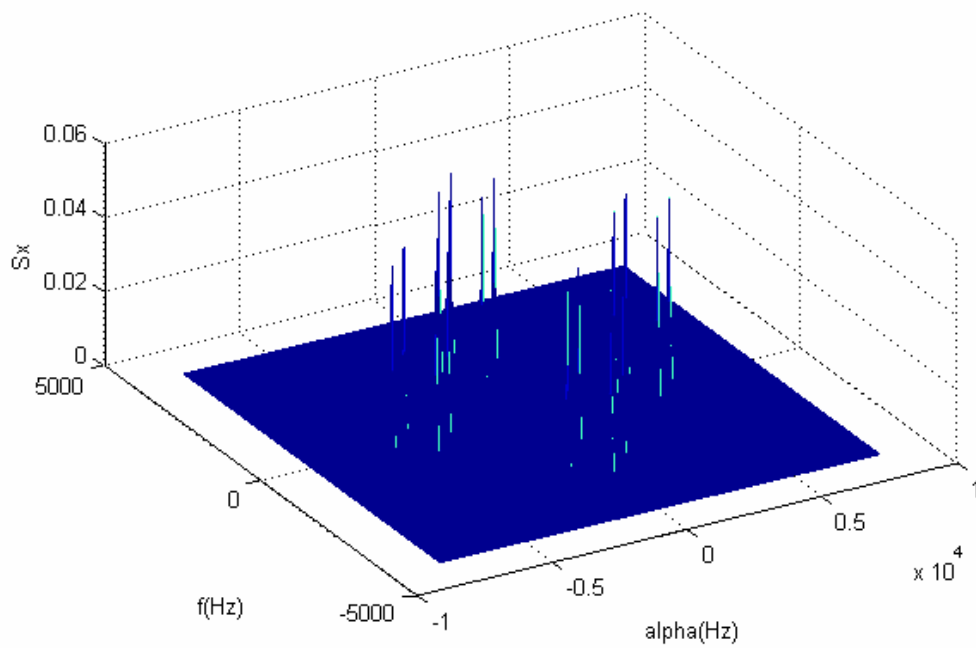
Tal y como ya se ha comentado anteriormente, la elección de Δf y $\Delta \alpha$ es determinante para la fiabilidad de la estimación. Algunos parámetros del FAM, ya mencionados en la Sección 3.3.1, que conviene recordar son:

- La resolución frecuencial cíclica es $\Delta \alpha = \frac{f_s}{P \cdot L} \simeq \frac{f_s}{N}$.
- La resolución frecuencial espectral es $\Delta f = \frac{f_s}{N_p}$.
- La resolución tiempo-frecuencia es $\Delta t \Delta f = \frac{P \cdot L}{N_p} \simeq \frac{N}{N_p}$.

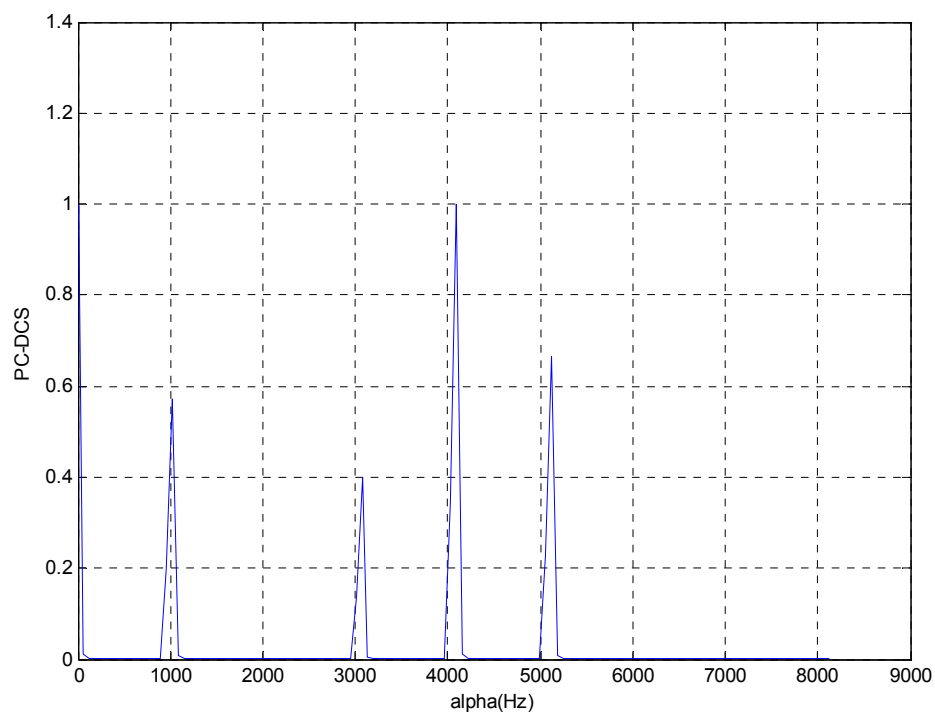
A partir de estas relaciones, se observa que la condición necesaria para garantizar la fiabilidad de la estimación, $\Delta t \cdot \Delta f \gg 1$, es equivalente a $N \gg N_p$. Además, es importante observar que, manteniendo constante la frecuencia de muestreo f_s , los parámetros Δf y $\Delta \alpha$ son inversamente proporcionales a N_p y N , es decir, están relacionados con el número de puntos que se utilizan en la primera FFT y con el número de muestras de la señal.

Debido a problemas relacionados con el tamaño máximo de las matrices con las que nos ha sido posible trabajar con Matlab, tanto para el cálculo de operaciones como para su representación gráfica, para valores de Δf y $\Delta \alpha$ inferiores a los utilizados en la simulación anterior ($\Delta f = 32$ Hz y $\Delta \alpha = 4$ Hz), sólo nos ha sido posible obtener la figura de las funciones PC-DCS, MC y FEN. Como ejemplo, de la Figura 4-12 a la Figura 4-14 se muestran la SCF y la función PC-DCS obtenidas con distintos valores de Δf y $\Delta \alpha$ superiores, manteniéndose el resto de parámetros, mientras que en la Figura 4-15 se muestran los resultados obtenidos para $\Delta f = 16$ Hz, $\Delta \alpha = 2$ Hz para la misma función.

Pese a que la posición de los máximos obtenidos en la función PC-DCS no sufre variaciones (continúan apareciendo en $\alpha = 0, 1024, 3072, 4096, 5120$ Hz), manteniéndose así tanto la sensibilidad como la precisión, sí que se observa, efectivamente, una peor resolución en los resultados obtenidos.

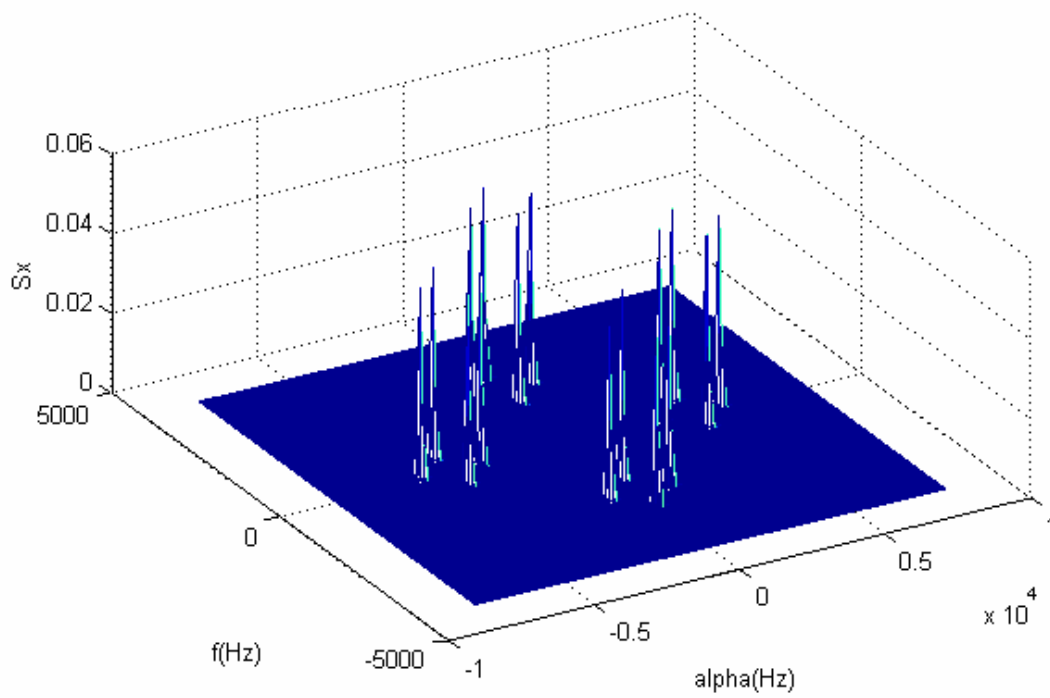


(a) SCF estimada.

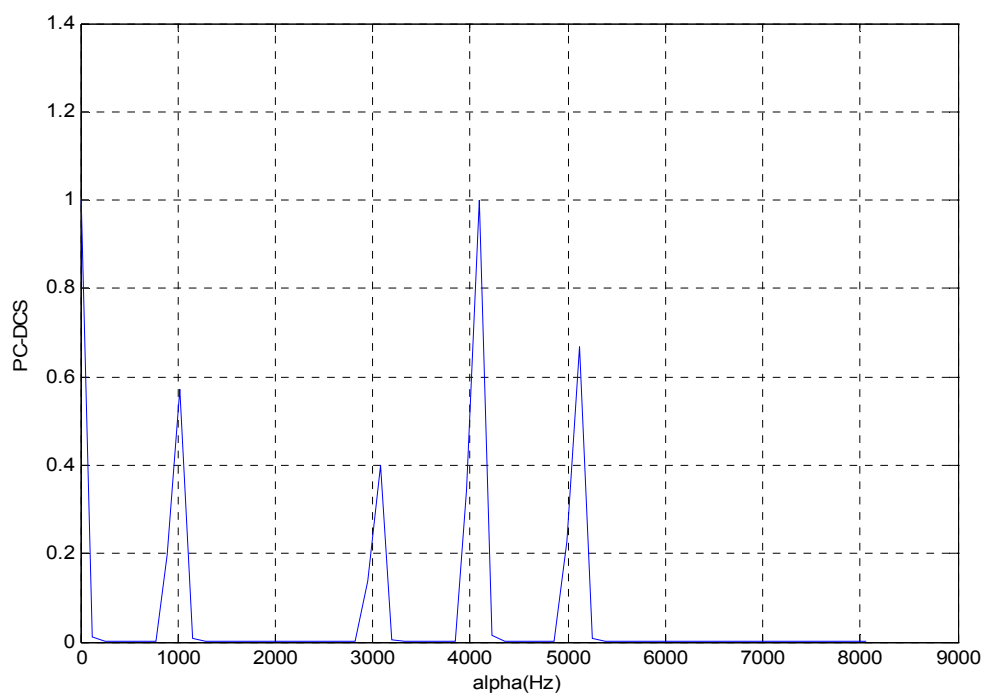


(b) PC-DCS

Figura 4-12 Señal DSB-TC con $\Delta f = 64$, $\Delta \alpha = 8$, $N_p = 128$, $N = 1024$.

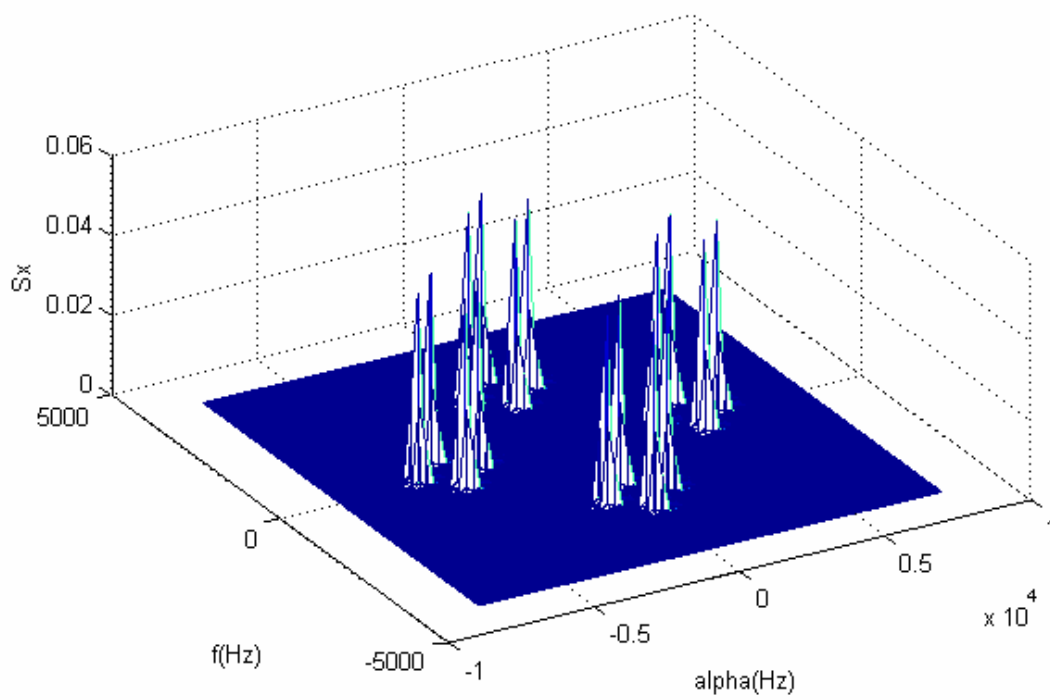


(a) SCF estimada.

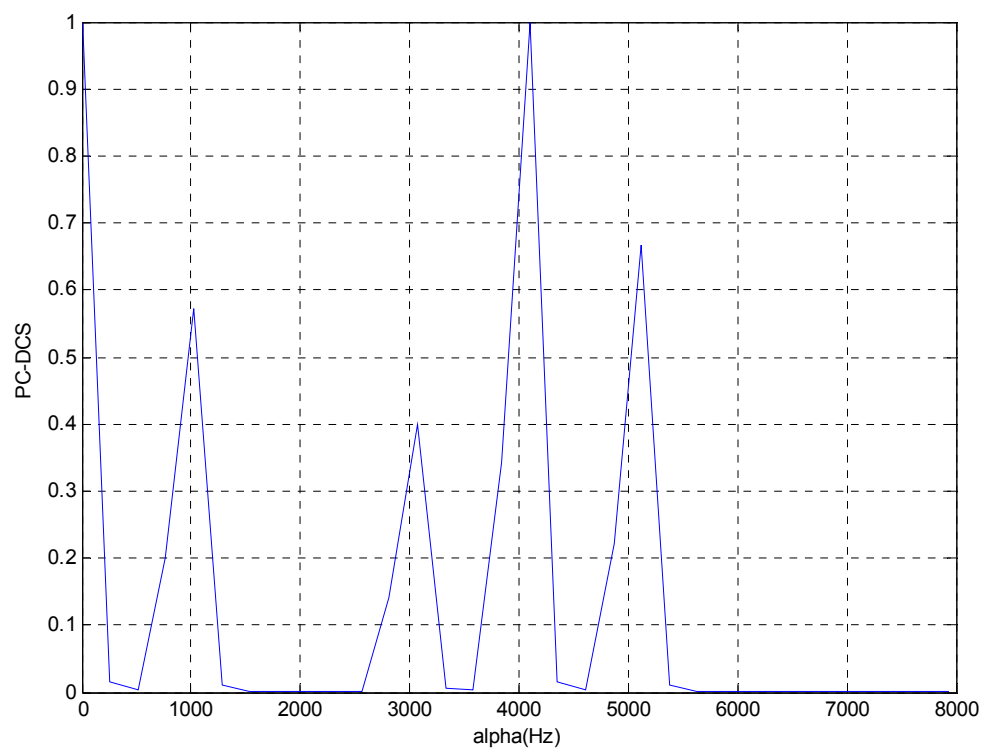


(b) PC-DCS

Figura 4-13 Señal DSB-TC con $\Delta f = 128$, $\Delta \alpha = 16$, $N_p = 64$, $N = 512$.



(a) SCF estimada.



(b) PC-DCS

Figura 4-14 Señal DSB-TC con $\Delta f = 256$, $\Delta \alpha = 32$, $N_p = 32$, $N = 256$.

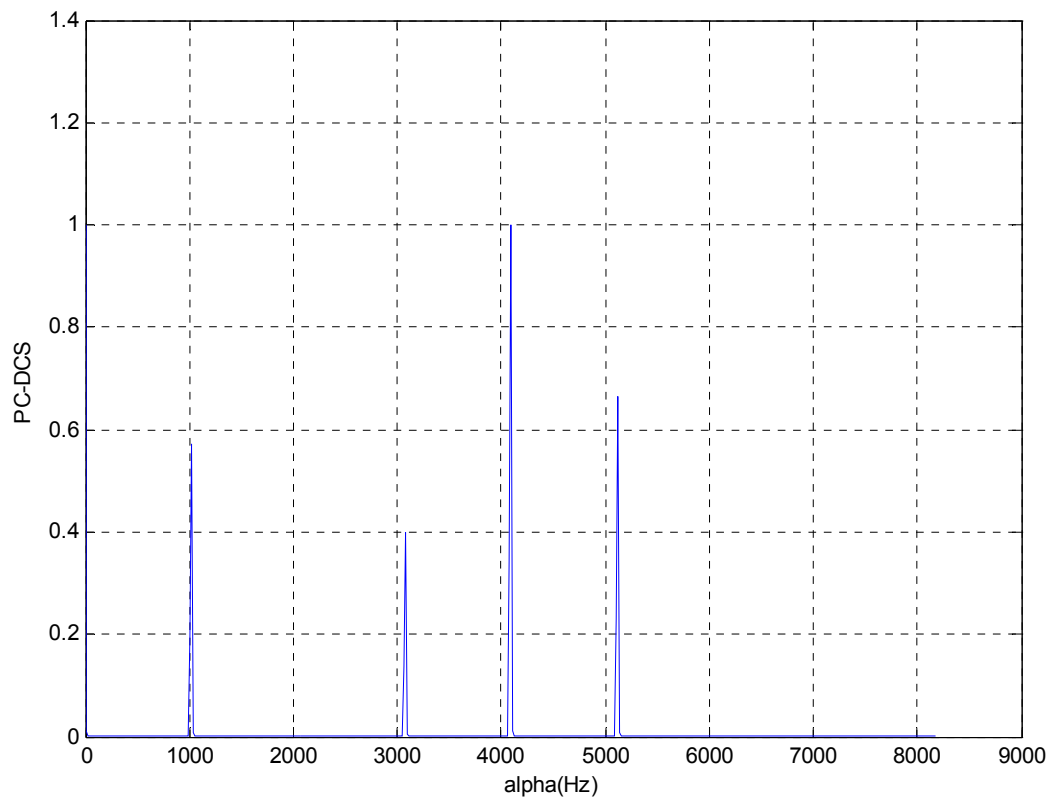


Figura 4-15 Función PC-DCS para señal DSB-TC con $\Delta f = 16$, $\Delta \alpha = 2$, $N_p = 512$, $N = 4096$.

2. DSB-TC.

Para una DSB-TC con una frecuencia portadora $f_0 = 2048$ Hz con fase nula, $\phi_0 = 0$, una moduladora de $f_a = 512$ Hz y una potencia $P = -1.25$ dBw, según la ecuación (4-15), la SCF teórica es:

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{1}{16} \cdot \left[\delta(f - 2560) + 4\delta(f - 2048) + \delta(f - 1536) + \right. \\ \left. + \delta(f + 2560) + 4\delta(f + 2048) + \delta(f + 1536) \right] & \alpha = 0 \\ \frac{1}{8} \cdot \left[\delta(f - 2304) + \delta(f - 1792) + \right. \\ \left. + \delta(f + 1792) + \delta(f + 2304) \right] & \alpha = \pm 512 \\ \frac{1}{16} \cdot [\delta(f - 2048) + \delta(f + 2048)] & \alpha = \pm 1024 \\ \frac{1}{16} \cdot \delta(f) & \alpha = \pm 3072 \\ \frac{1}{8} \cdot [\delta(f - 256) + \delta(f_0 + 256)] & \alpha = \pm 3584 \\ \frac{1}{16} \cdot \left[\delta(f - 512) + 4\delta(f) + \right. \\ \left. + \delta(f + 512) \right] & \alpha = \pm 4096 \\ \frac{1}{8} \cdot [\delta(f - 256) + \delta(f_0 + 256)] & \alpha = \pm 4608 \\ \frac{1}{16} \cdot \delta(f) & \alpha = \pm 5120 \end{cases} \quad (4-28)$$

De la Figura 4-16 a la Figura 4-20 se muestran que los resultados obtenidos concuerdan efectivamente con los teóricos. Los parámetros utilizados en la simulación han sido: $f_s = 8192$ Hz, $N = 2048$, $\Delta f = 32$ Hz y $\Delta \alpha = 4$ Hz.

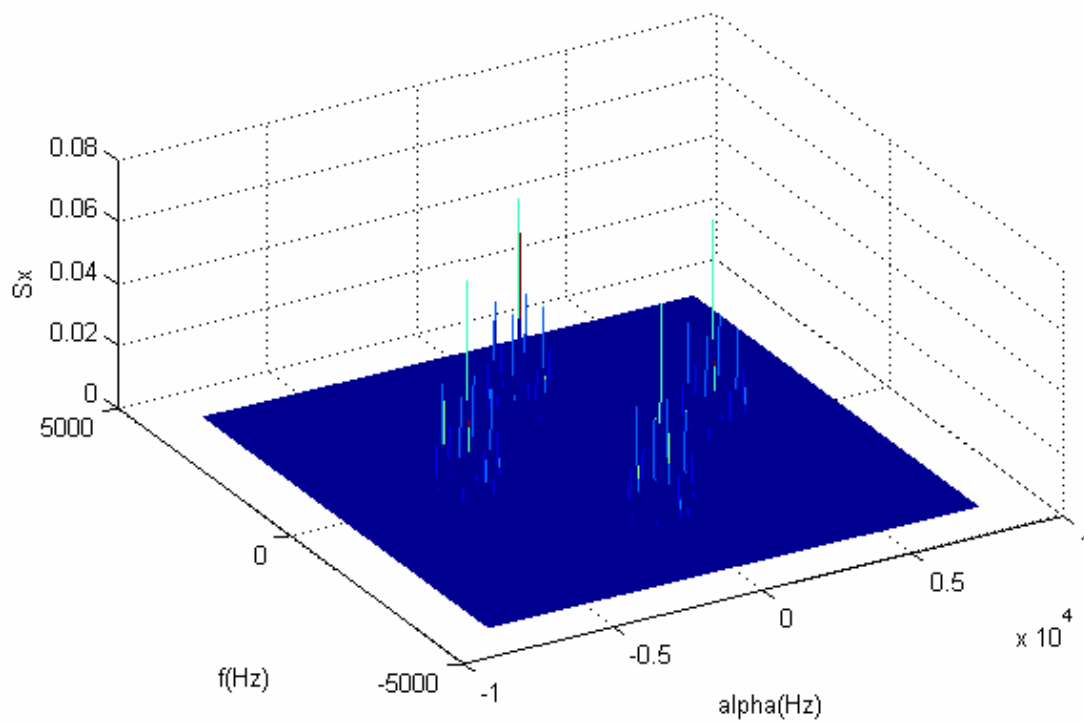


Figura 4-16 SCF estimada con FAM para señal DSB-TC.

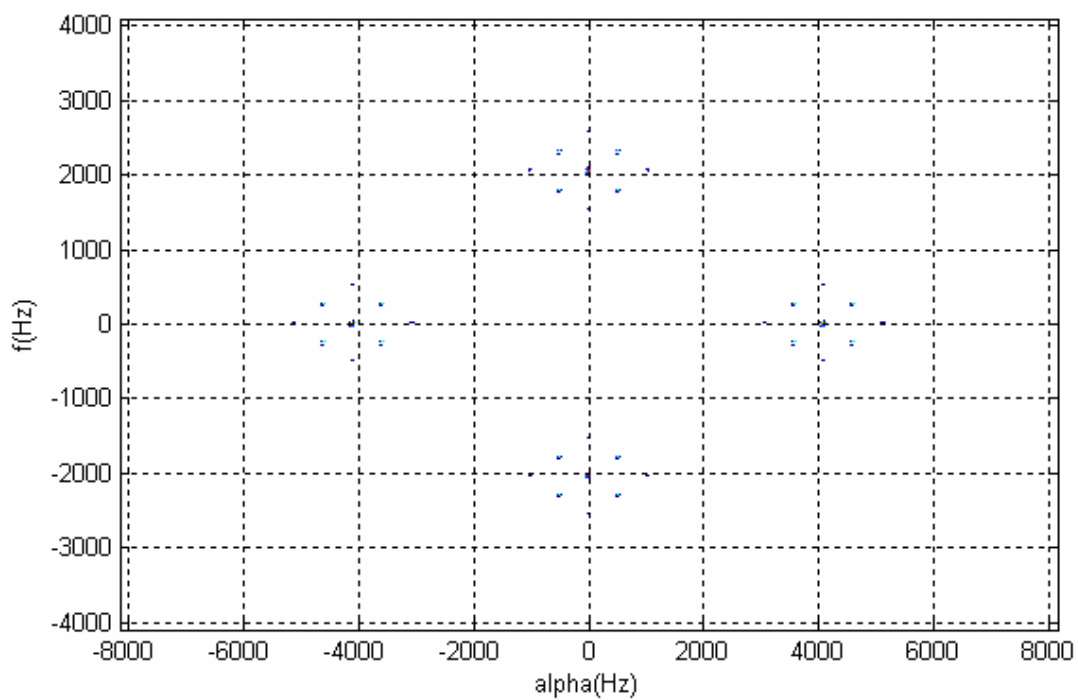


Figura 4-17 Contorno de la SCF para señal DSB-TC.

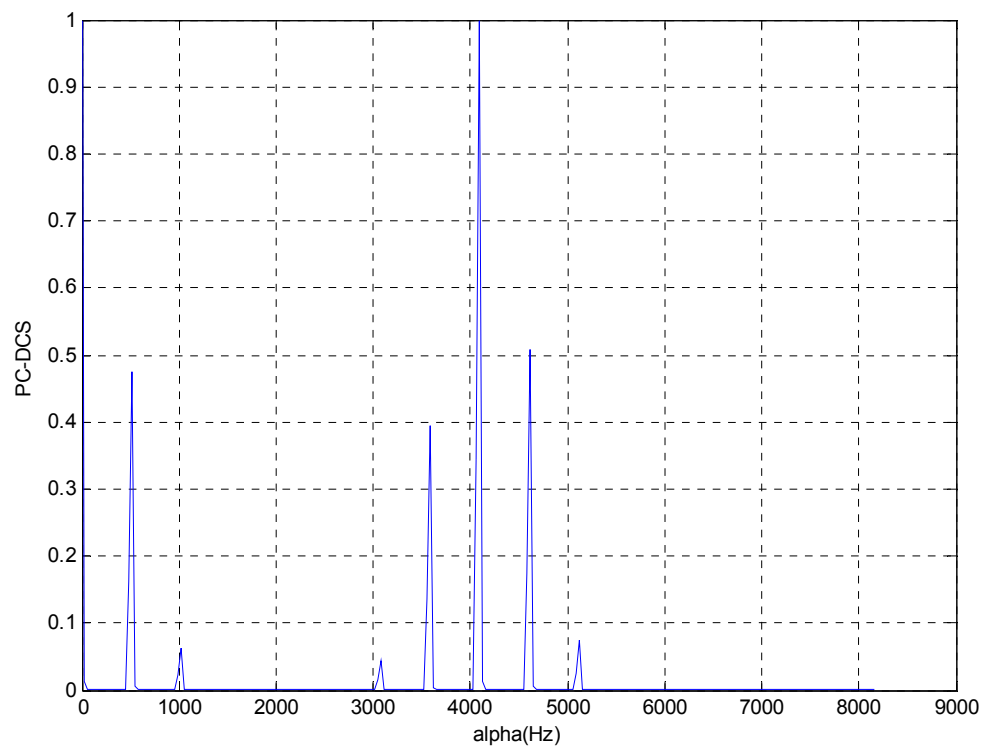


Figura 4-18 Función PC-DCS para señal DSB-TC.

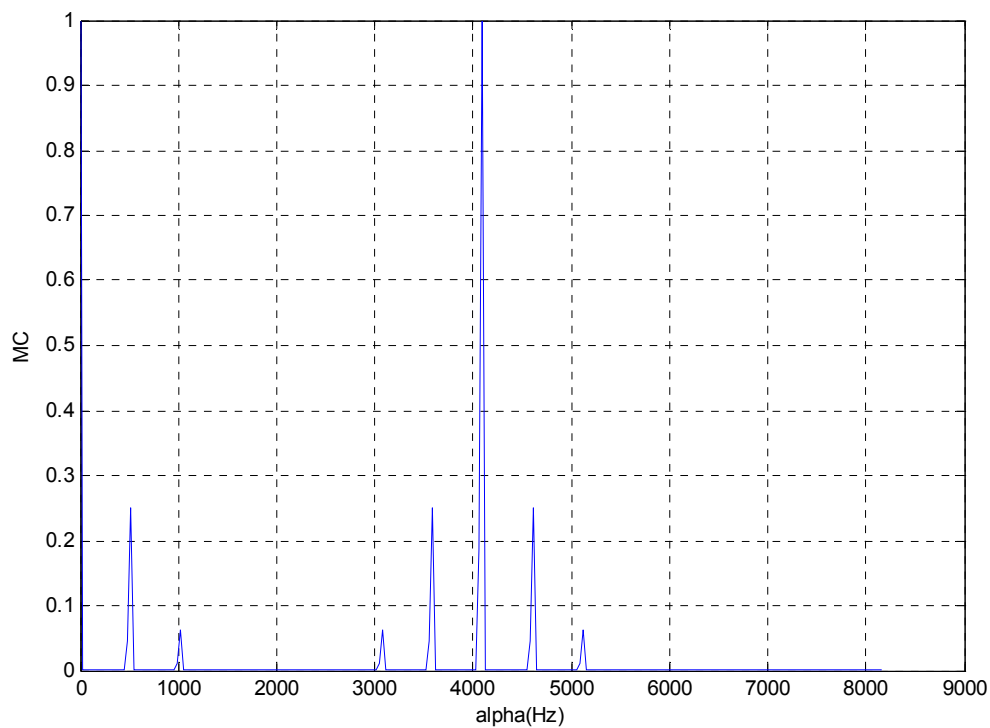


Figura 4-19 Función MC para señal DSB-TC.

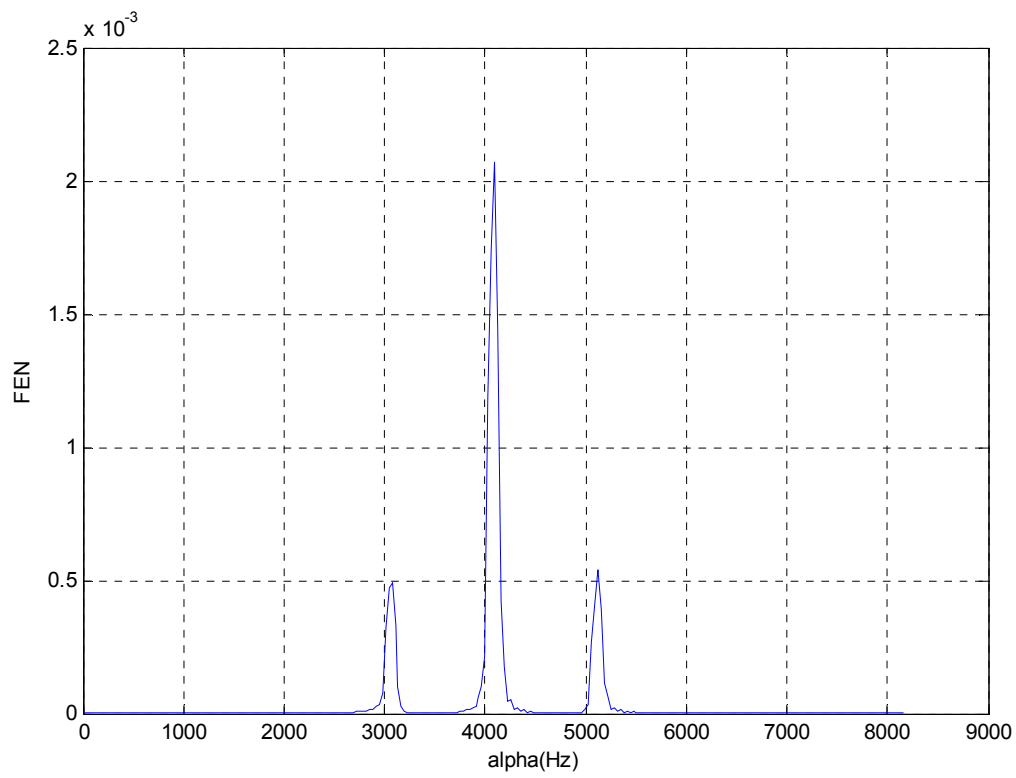


Figura 4-20 Función FEN para señal DSB-TC.

3. BPSK.

De la Figura 4-21 a la Figura 4-25 se muestran los resultados obtenidos en la simulación de una BPSK con una frecuencia portadora de $f_0 = 4096$ Hz con fase nula, $\phi_0 = 0$, sin *offset* temporal, $t_0 = 0$, velocidad de símbolo de $r = 512$ baudios y una potencia $P = -3$ dBw. Los parámetros utilizados en la simulación han sido: $f_s = 16384$ Hz, $N = 4096$, $\Delta f = 64$ Hz y $\Delta\alpha = 4$ Hz.

En la Figura 4-23, correspondiente a la función PC-DCS, se observa que aparecen picos cada 512 Hz, siendo esta la velocidad de símbolo de la modulación. El primer pico (con $\alpha \neq 0$) no es un pico significativo, por lo que en condiciones de baja SNR sería difícil su detección. Sin embargo, el resto de picos que se observan son más claros. Puesto que la diferencia entre dos picos consecutivos coincide con la velocidad de símbolo, ésta también se puede identificar a partir de dicha medida.

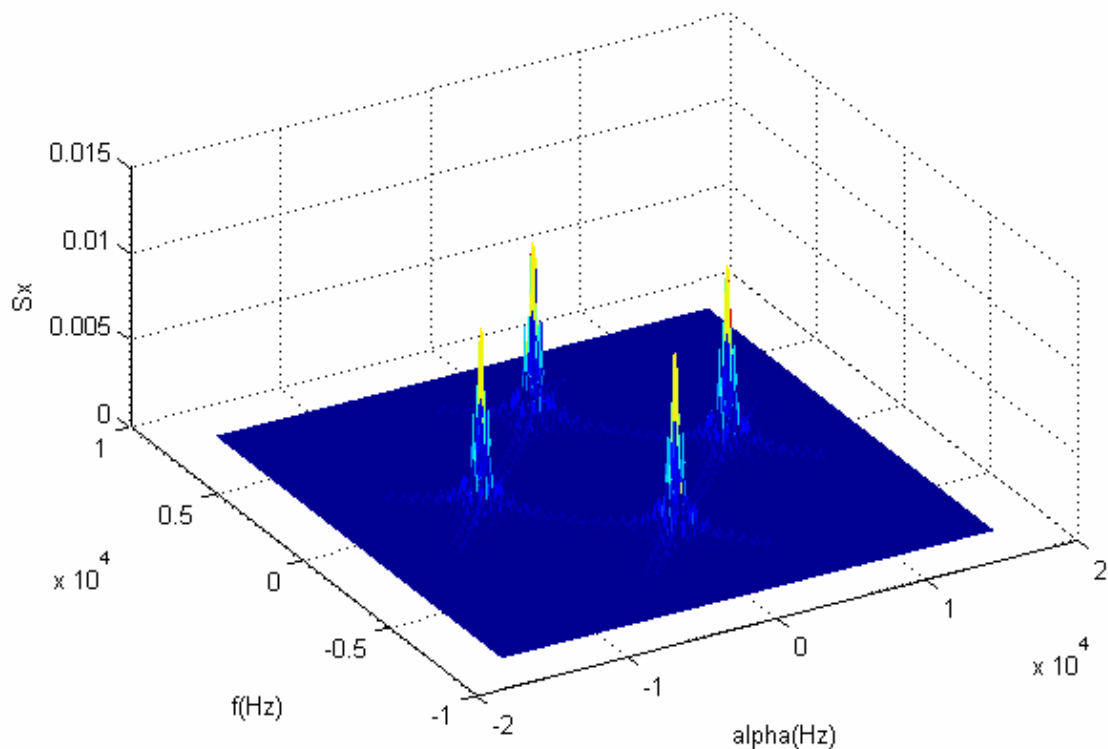


Figura 4-21 SCF estimada para señal BPSK.

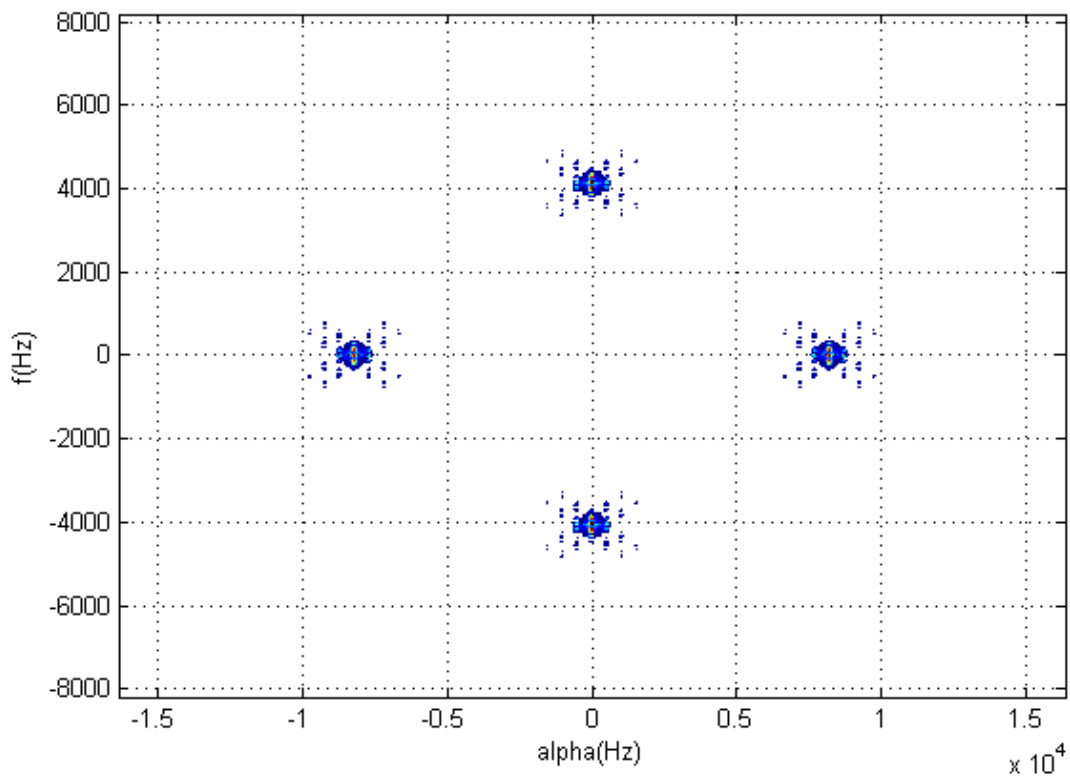


Figura 4-22 Contorno de la SCF para señal BPSK.

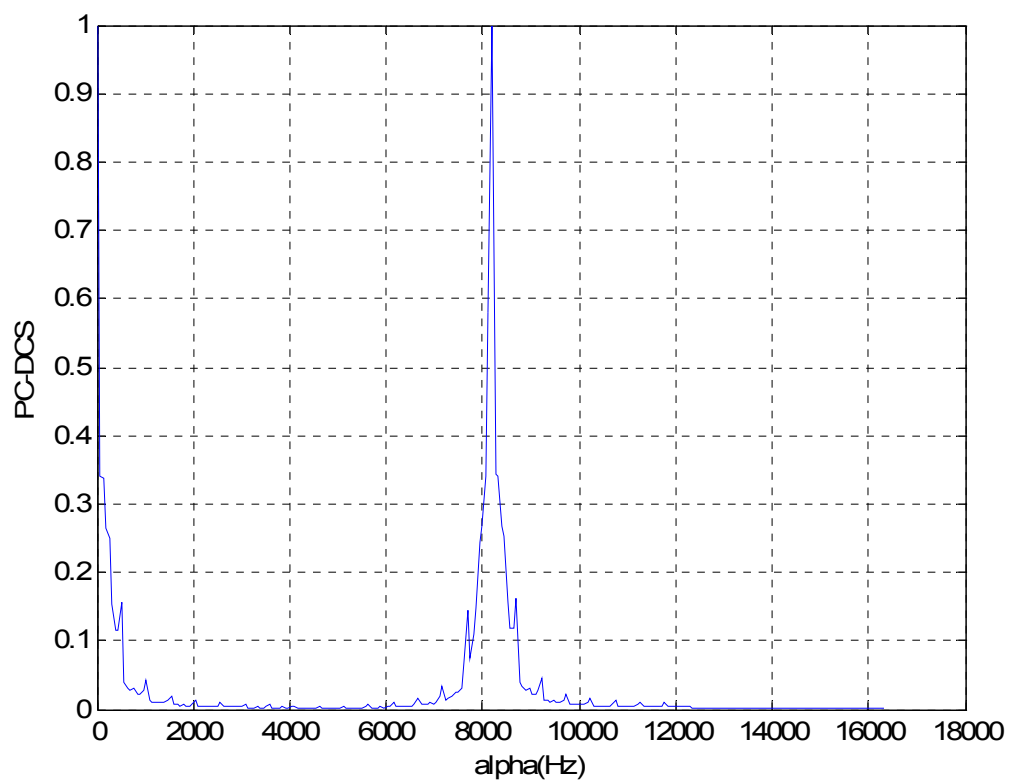


Figura 4-23 Función PC-DCS para señal BPSK.

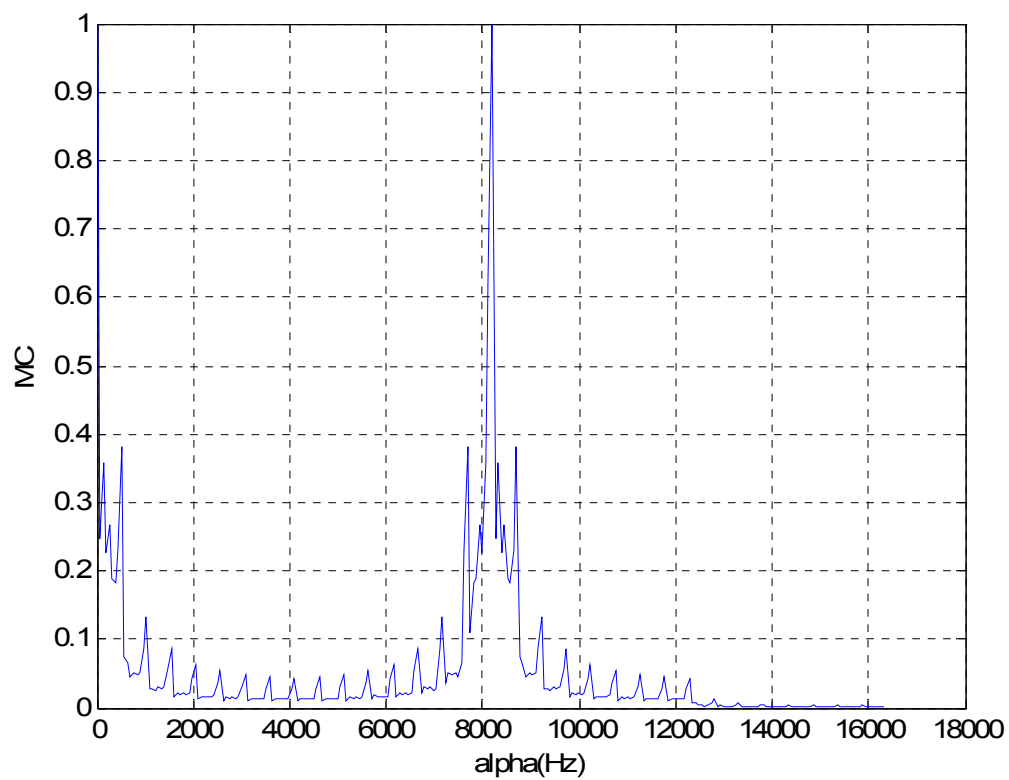


Figura 4-24 Función MC para señal BPSK.

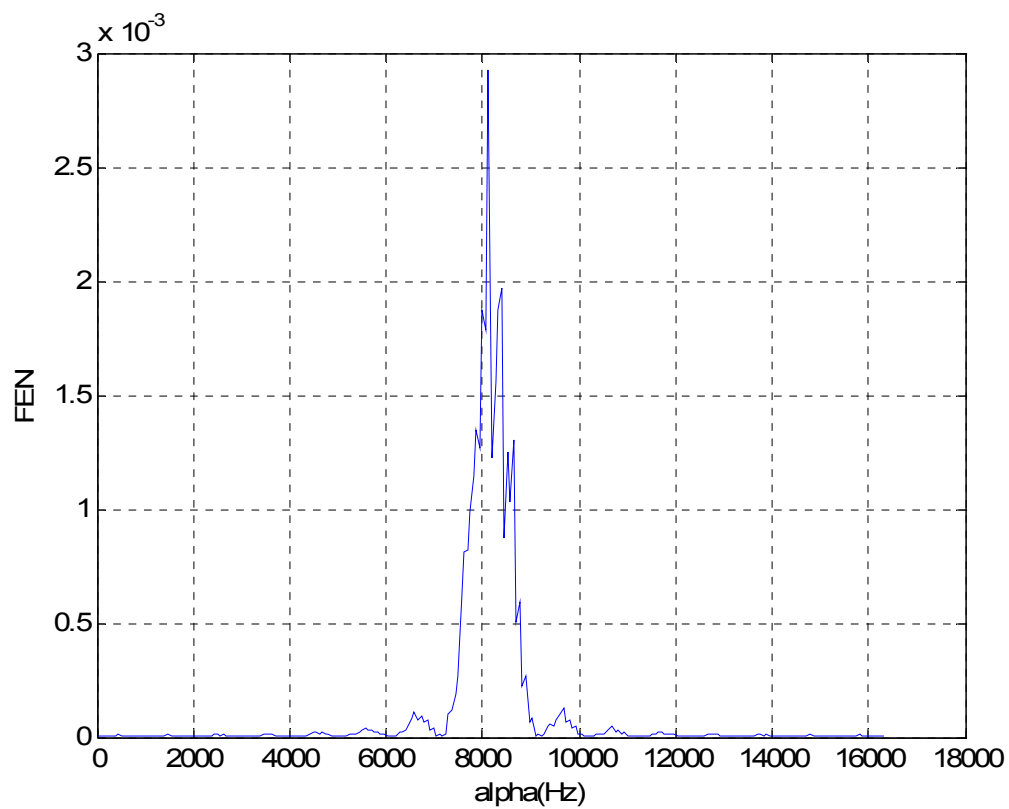


Figura 4-25 Función FEN para señal BPSK.

Además, tal y como se observa en la Ecuación (4- 20), la magnitud de las características cíclicas es inversamente proporcional al periodo de símbolo, por lo que para una menor velocidad de transmisión es de esperar que los máximos relativos observados en el perfil cíclico disminuyan. De la Figura 4-26 a la Figura 4-29 se muestran las funciones PC-DCS y MC obtenidas para $r = 256$ y $r = 1024$ baudios, respectivamente.

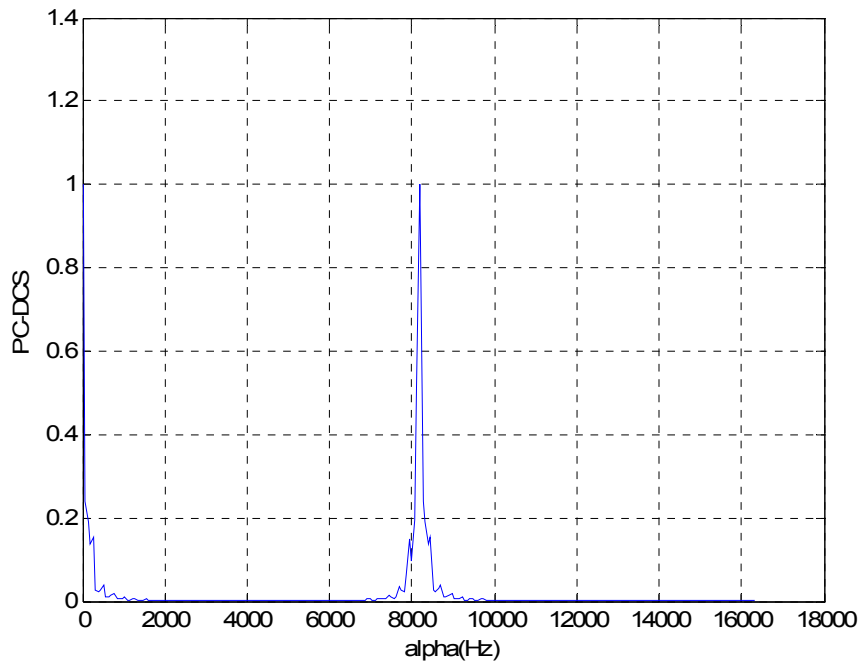


Figura 4-26 Función PC-DCS para señal BPSK con $r = 256$ baudios.

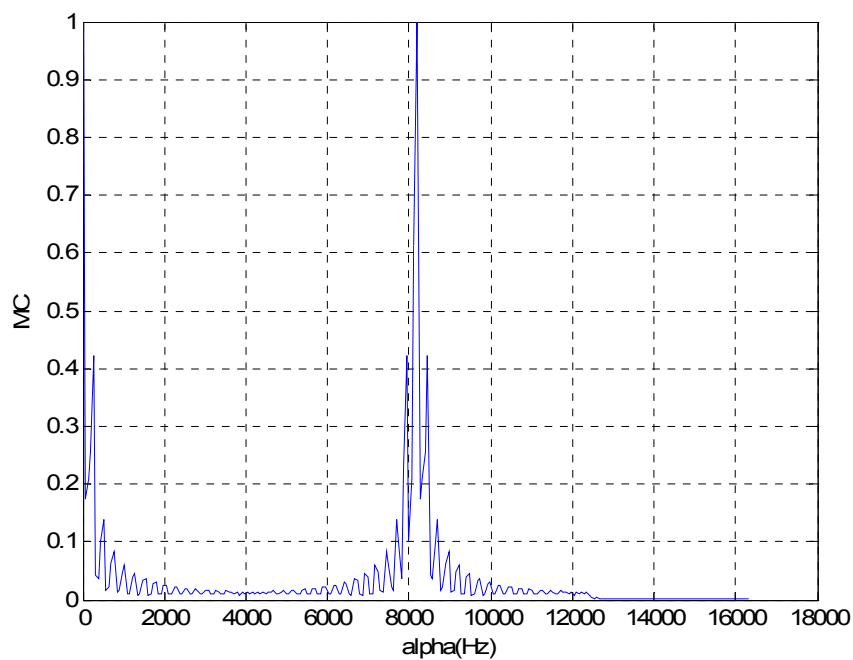


Figura 4-27 Función MC para señal BPSK con $r = 256$ baudios .

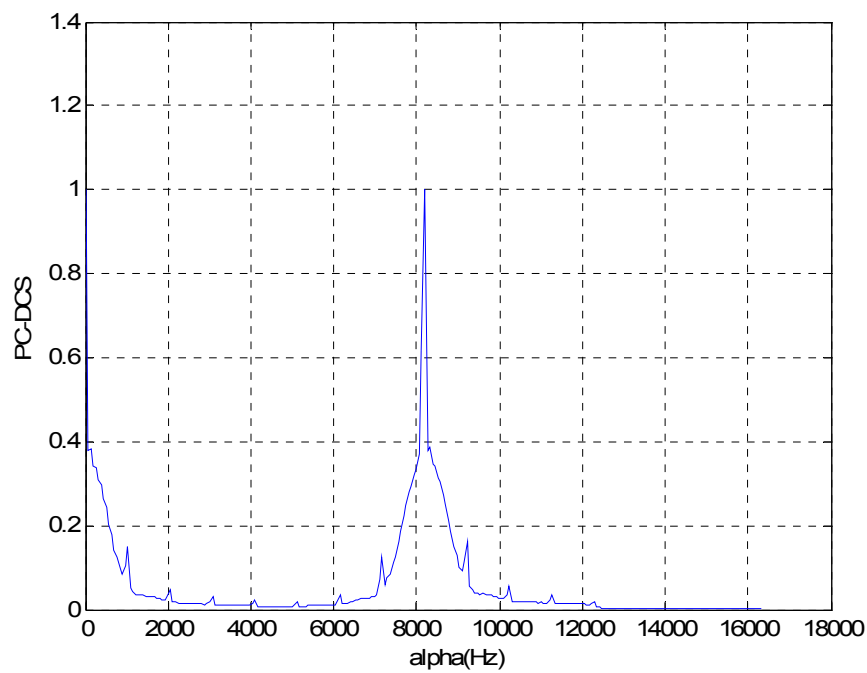


Figura 4-28 Función PC-DCS para señal BPSK con $r = 1024$ baudios .

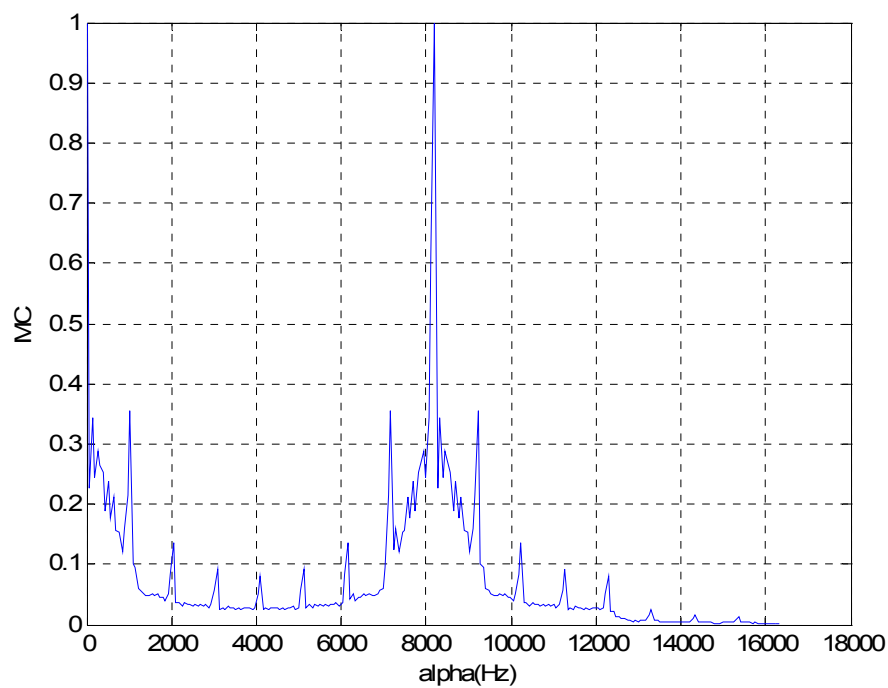


Figura 4-29 Función MC para señal BPSK con $r = 1024$ baudios .

4. QPSK.

De la Figura 4-30 a la Figura 4-34 se muestran los resultados obtenidos en la simulación de una modulación QPSK con una frecuencia portadora de $f_0 = 4096$ Hz con fase nula, $\phi_0 = 0$, sin *offset* temporal, $t_0 = 0$, velocidad de símbolo de $r = 512$ baudios y una potencia $P = 0$ dBw. Los parámetros utilizados en la simulación han sido: $f_s = 16384$ Hz, $N = 4096$, $\Delta f = 64$ Hz y $\Delta\alpha = 4$ Hz.

Tal y como se puede observar en la Figura 4-30, en la SCF estimada aparecen máximos relativos asociados a la frecuencia portadora ($\alpha = \pm 2f_0$), lo que no concuerda con los resultados teóricos. Esto es debido a que en la simulación anterior no se cumple la condición de que fase y cuadratura sean balanceadas.

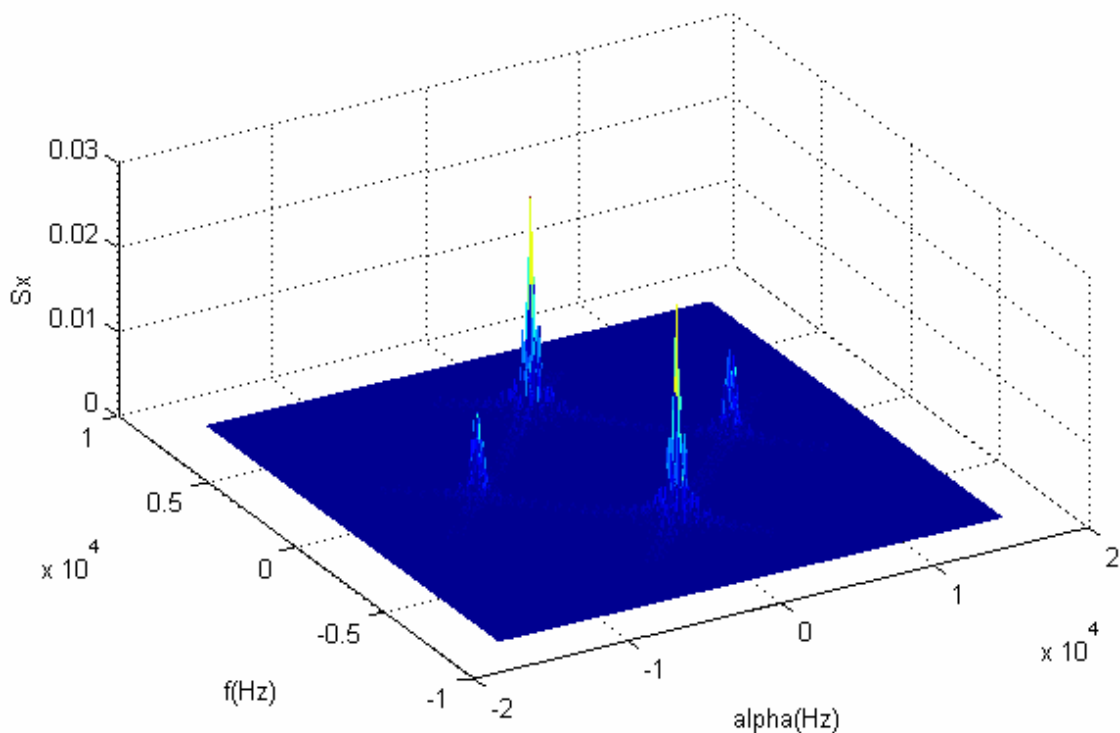


Figura 4-30 SCF estimada para señal QPSK.

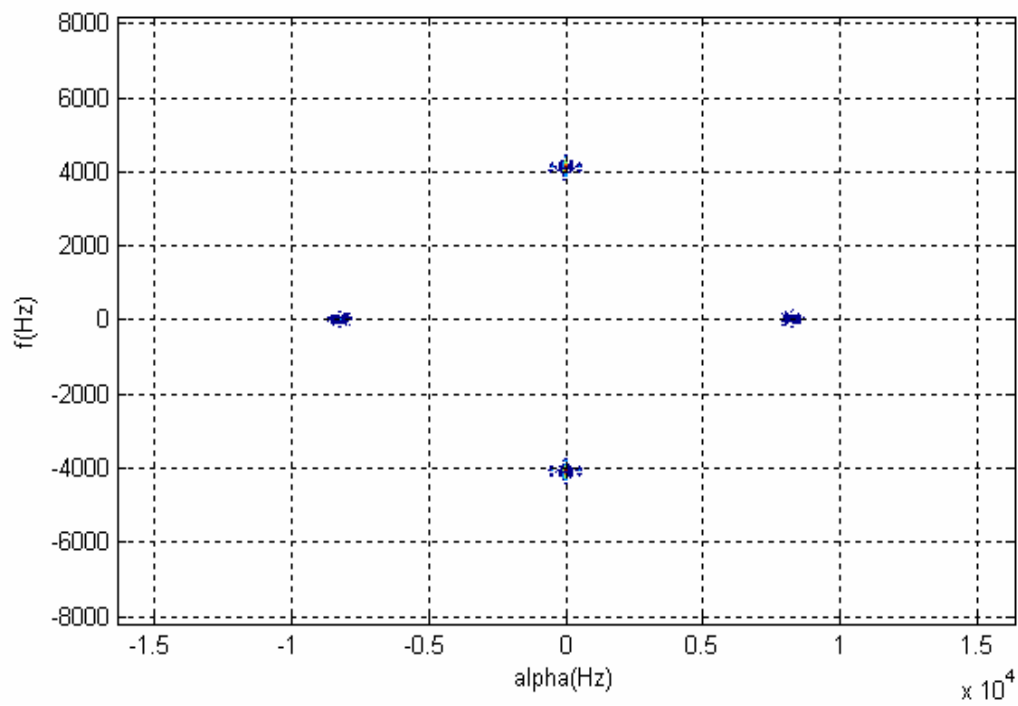


Figura 4-31 Contorno de la SCF para señal QPSK.

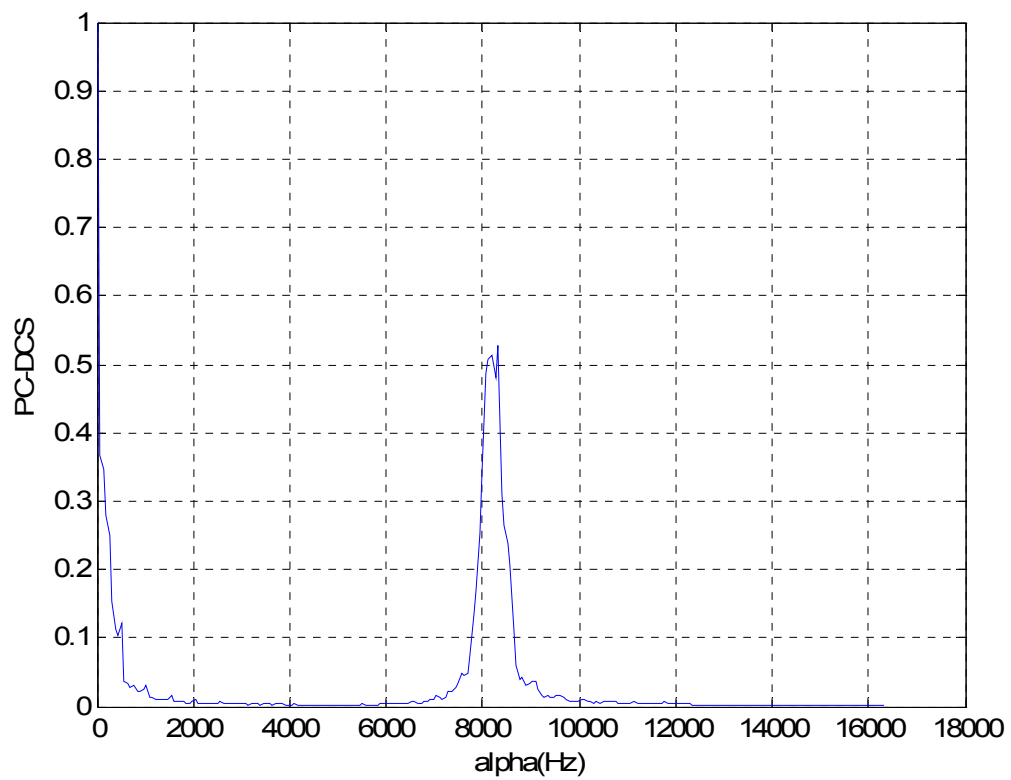


Figura 4-32 Función PC-DCS para señal QPSK.

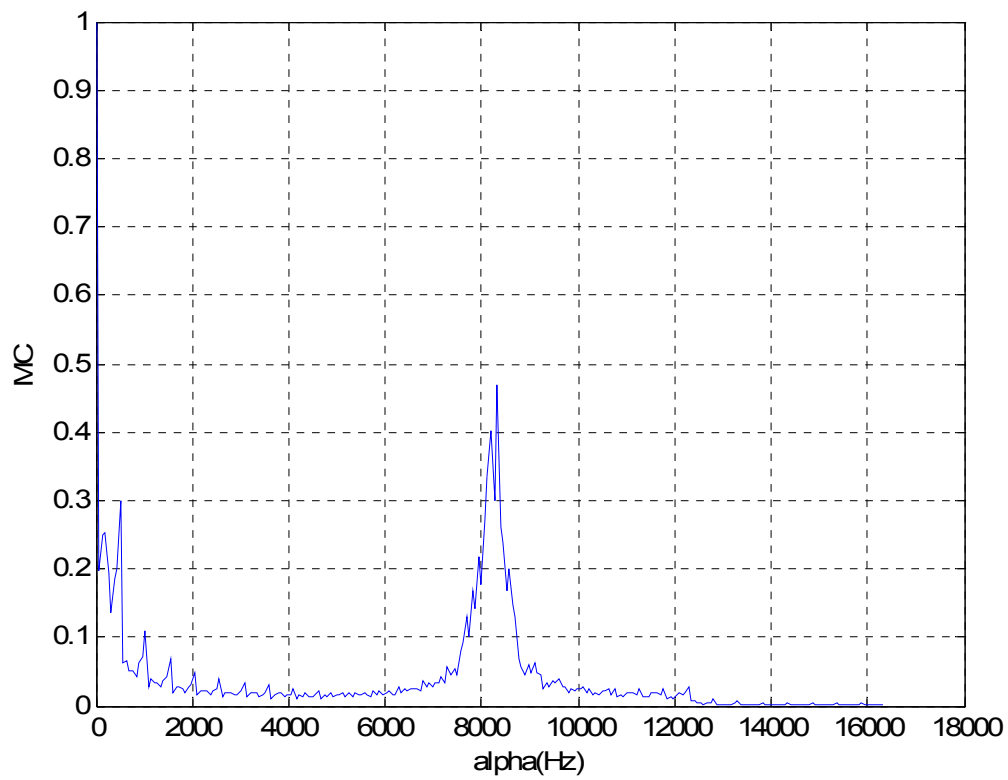


Figura 4-33 Función MC para señal QPSK.

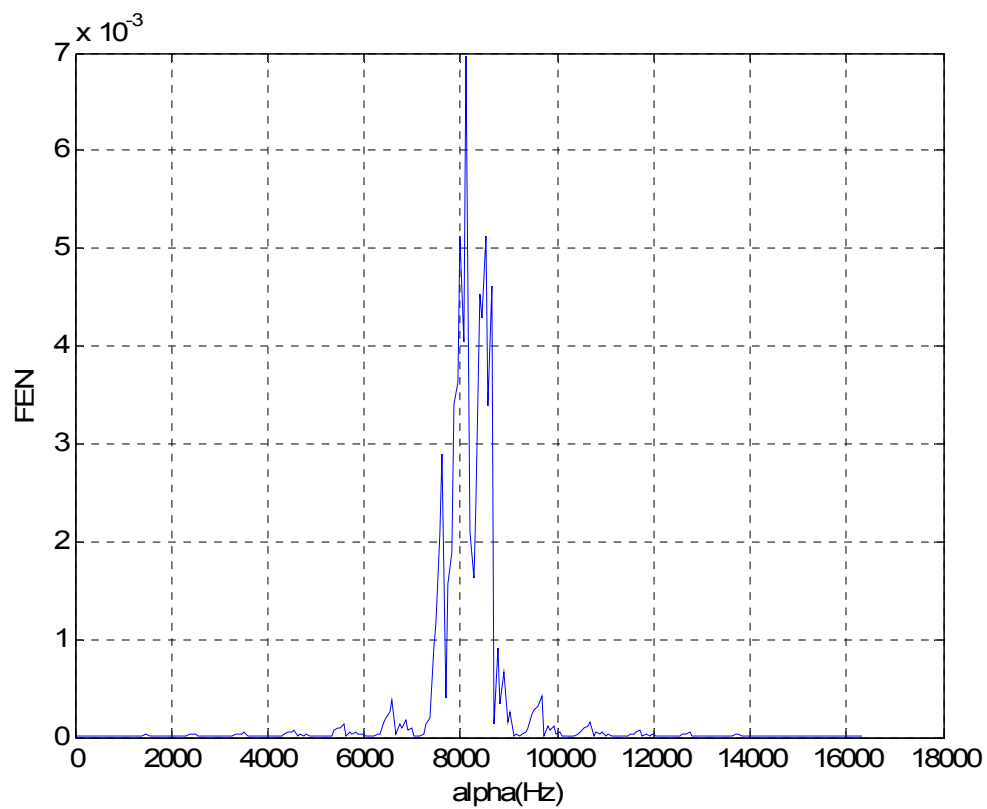


Figura 4-34 Función FEN para señal QPSK.

Manteniendo constantes la frecuencia de muestreo y la resolución, tanto espectral como cíclica, el número máximo de muestras con las que ha sido posible obtener resultados gráficos en Matlab es de $N = 4096$. Con el objetivo de aumentar el tamaño de la secuencia, para intentar que se verifique que las componentes en fase y cuadratura sean balanceadas, se ha realizado un procesado por bloques de la señal.

Para cada uno de dichos bloques, con un tamaño de $N = 4096$ muestras, se ha estimado su SCF mediante AUTOFAM, promediándolas finalmente. De la Figura 4-35 a la Figura 4-39 se muestran los resultados obtenidos en la simulación de una QPSK con los mismos parámetros que la simulación anterior, a partir del procesado de 8 bloques de $N = 4096$ muestras. Efectivamente, si se aumenta el número de muestras utilizadas a $N_T = 32768$, se observa en la Figura 4-35 que los máximos que se apreciaban anteriormente tienden a desaparecer, como era de esperar. En la Figura 4-37, correspondiente a la función MC, este hecho es más evidente, aunque cabe destacar que el primer máximo relativo que se observa está en 512 Hz, lo cual se corresponde con la velocidad de símbolo de la modulación.

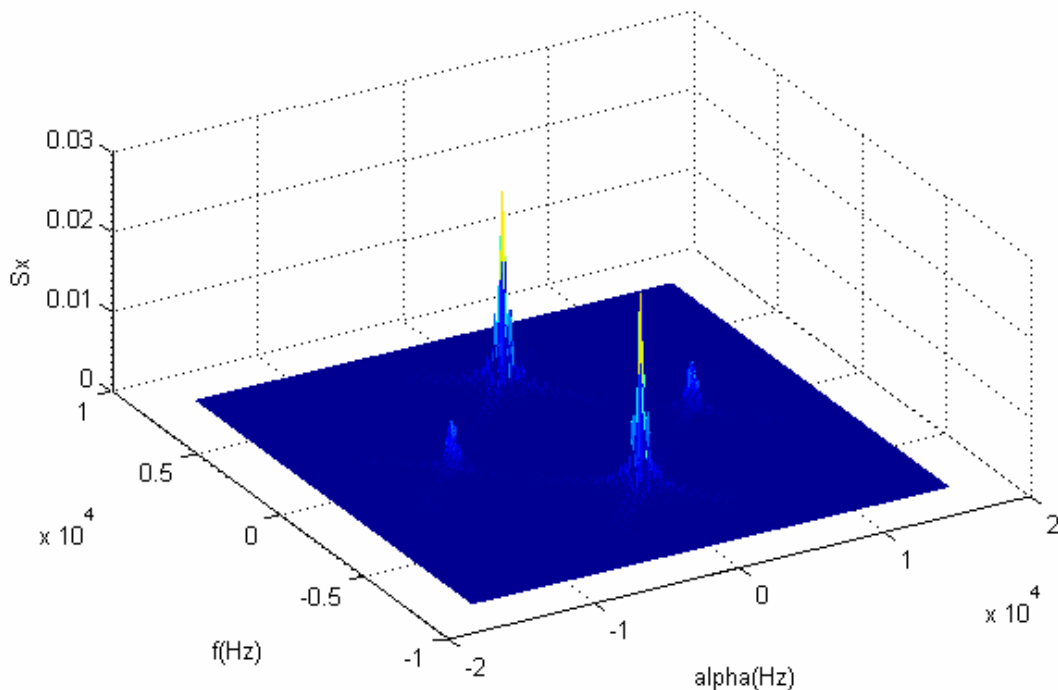


Figura 4-35 SCF estimada para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.

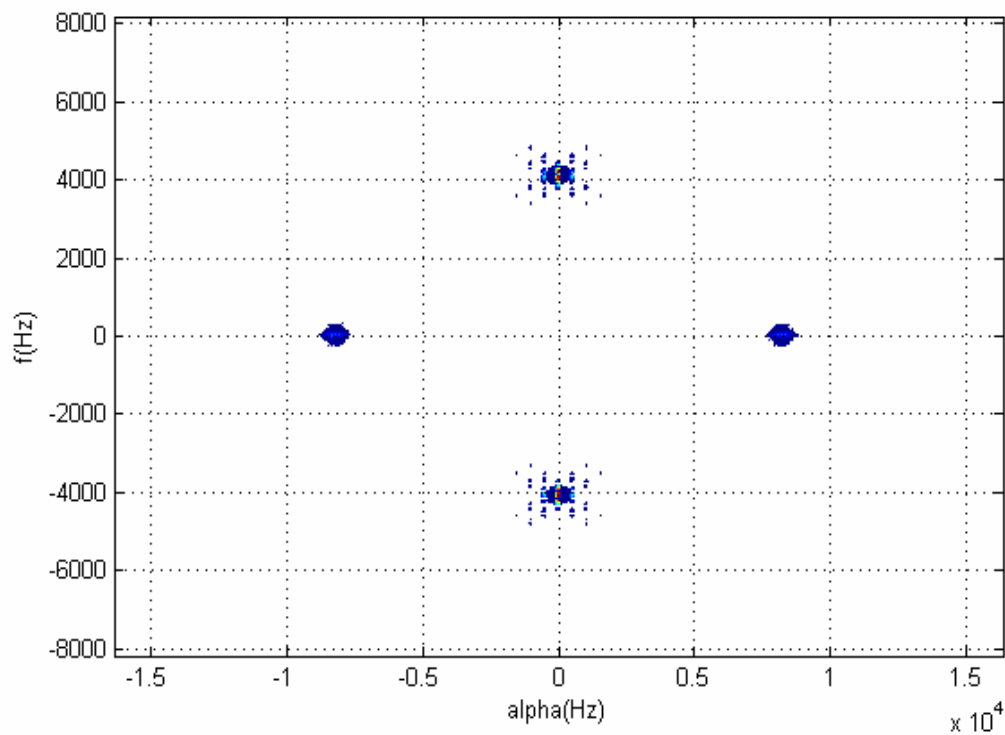


Figura 4-36 Contorno de la SCF para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.

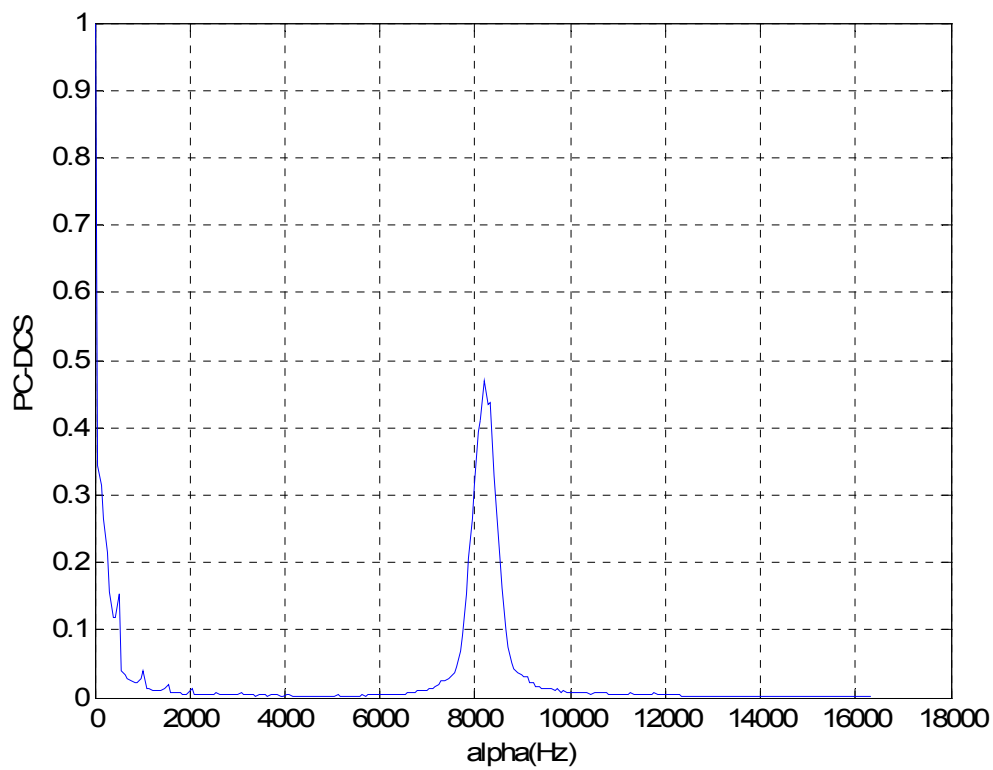


Figura 4-37 Función MC para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.

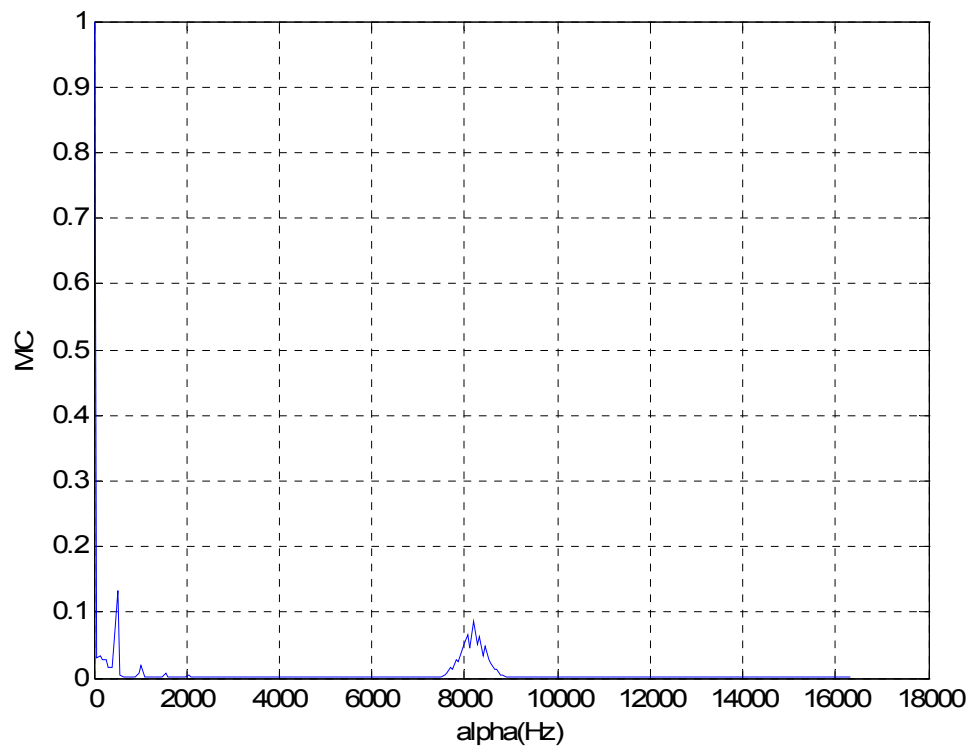


Figura 4-38 Función MC para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.

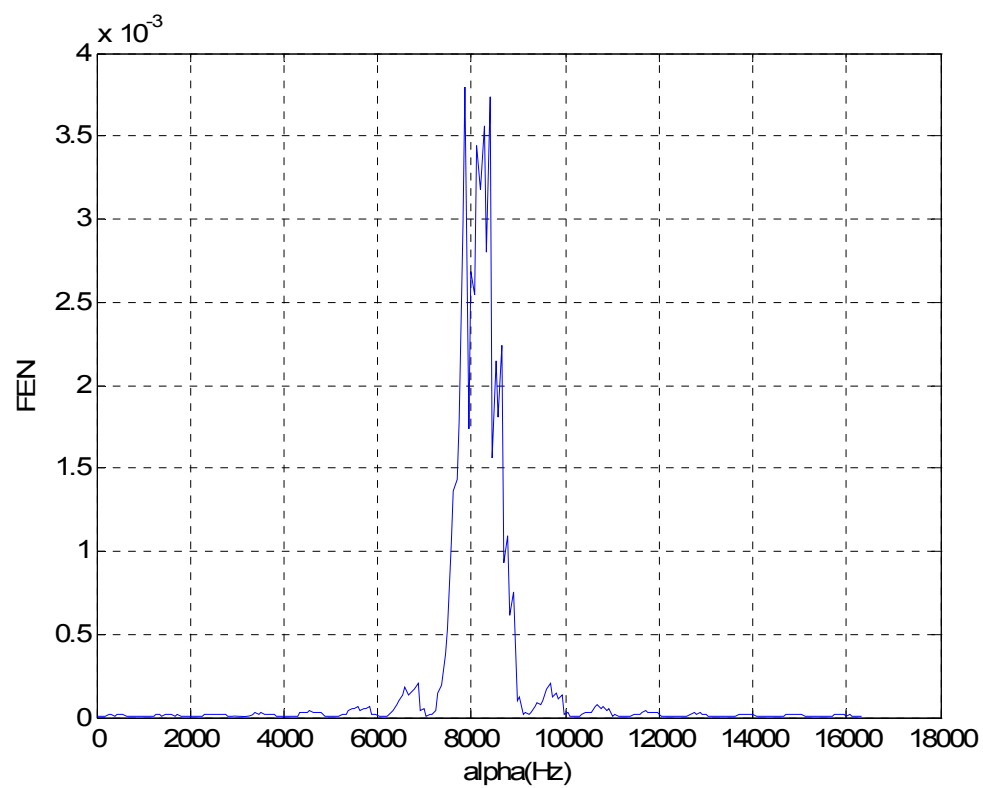


Figura 4-39 Función FEN para señal QPSK con $N_T = 32768$ muestras.

4.2.3 Ruido AWGN.

Se examina por último el caso en que la señal bajo análisis sea ruido AWGN con densidad espectral $S_n(f) = \frac{N_0}{2}$. Puesto que el ruido se asume como estacionario, su SCF teórica es:

$$S_x^\alpha(f) = \begin{cases} \frac{N_0}{2} & \alpha = 0 \\ 0 & \alpha \neq 0 \end{cases} \quad (4-29)$$

En la Figura 4-40 se muestra, como ejemplo, la SCF estimada para un ruido AWGN con una potencia de 0 dBw. Los parámetros utilizados en la simulación han sido: $f_s = 8192$ Hz, $N = 2048$, $\Delta f = 32$ Hz y $\Delta \alpha = 4$ Hz.

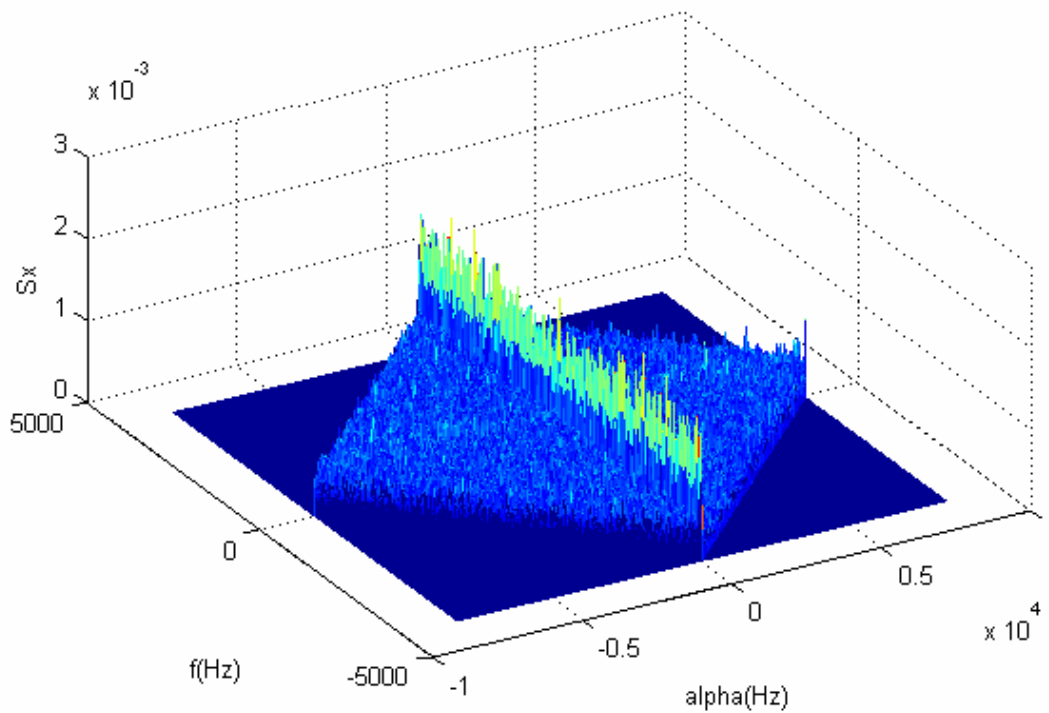


Figura 4-40 SCF estimada para ruido AWGN.

Tal y como se observa, la SCF no es nula para $\alpha \neq 0$. Esto es debido a que el algoritmo FAM es una forma de implementar de forma eficiente, desde el punto de vista computacional, un estimador de la SCF. Tal y como se refiere en [70], dependiendo del tipo de estimador que se utilice, promediando en tiempo o en frecuencia, las características de la SCF estimada para el ruido AWGN pueden variar, no coincidiendo con su SCF teórica.

A continuación se muestran los resultados obtenidos de las funciones PC-DCS, MC y FEN para los parámetros que posteriormente han sido utilizados en las simulaciones con señal y ruido.

♦ **Resultados para ruido AWGN con parámetros DSB-SC.**

De la Figura 4-41 a la Figura 4-43 se muestran los resultados obtenidos para ruido AWGN con los siguientes parámetros: $f_s = 8192$ Hz, $N = 2048$, $\Delta f = 32$ Hz y $\Delta\alpha = 4$ Hz.

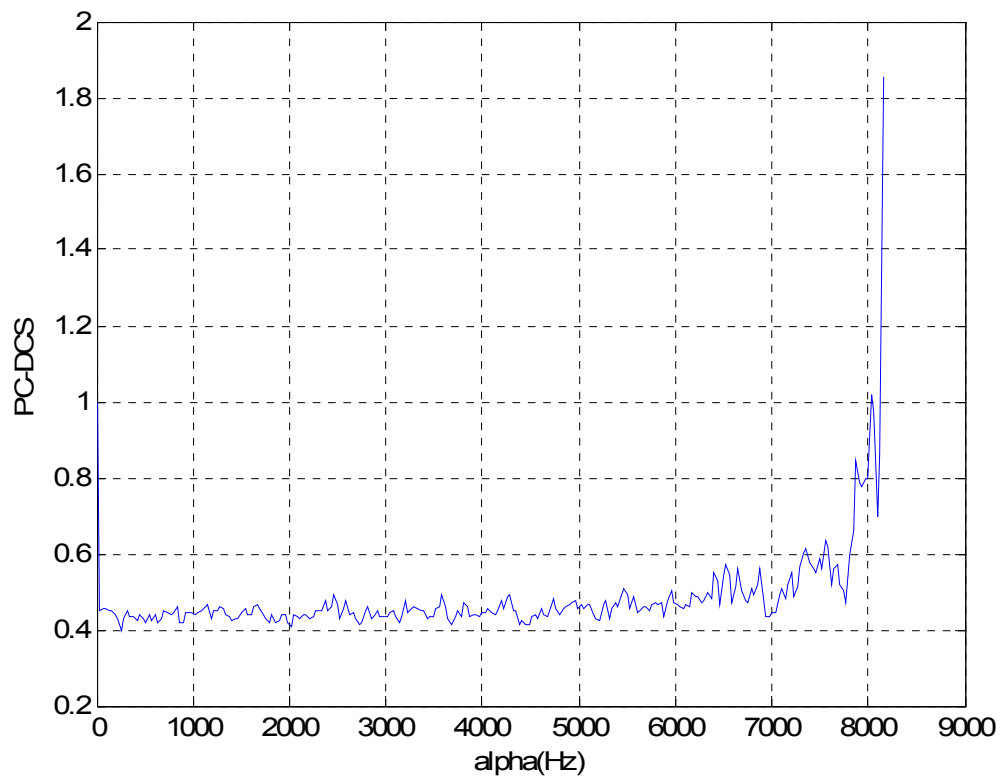


Figura 4-41 Función PC-DCS para ruido AWGN con parámetros DSB-SC.

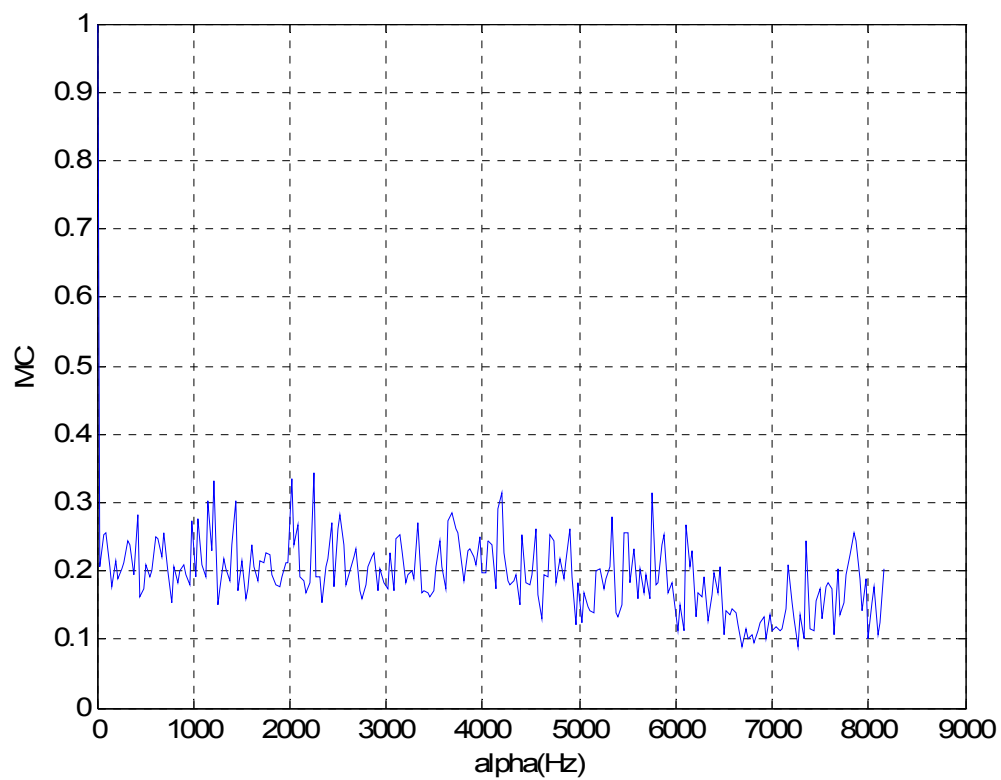


Figura 4-42 Función MC para ruido AWGN con parámetros DSB-SC.

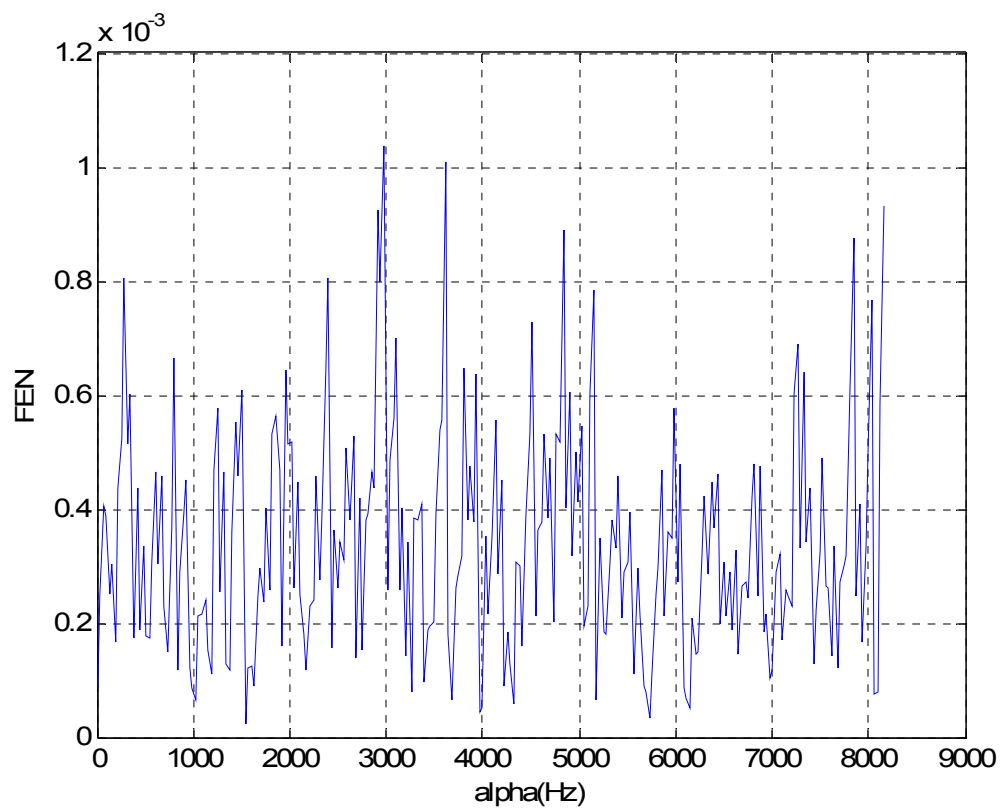


Figura 4-43 Función FEN para ruido AWGN con parámetros DSB-SC.

El hecho de que se observen picos para frecuencias superiores a 6 kHz se debe a la utilización de la ventana. En la Figura 4-44 se observa el perfil obtenido en caso de no utilizarse enventanado.

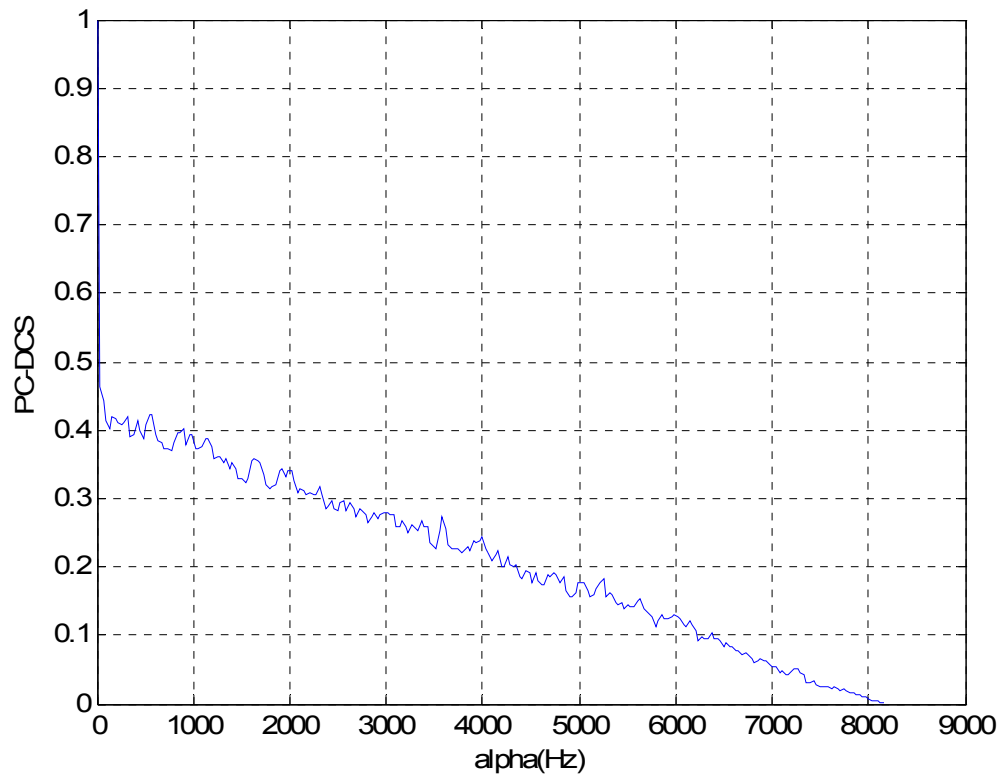


Figura 4-44 Función PC-DCS para ruido AWGN con parámetros DSB-SC y $w(n) = 1$.

♦ **Resultados para ruido AWGN con parámetros BPSK.**

De la Figura 4-45 a la Figura 4-47 se muestran los resultados obtenidos para ruido AWGN con los siguientes parámetros: $f_s = 16384$ Hz, $N = 4096$, $\Delta f = 64$ Hz y $\Delta\alpha = 4$ Hz.

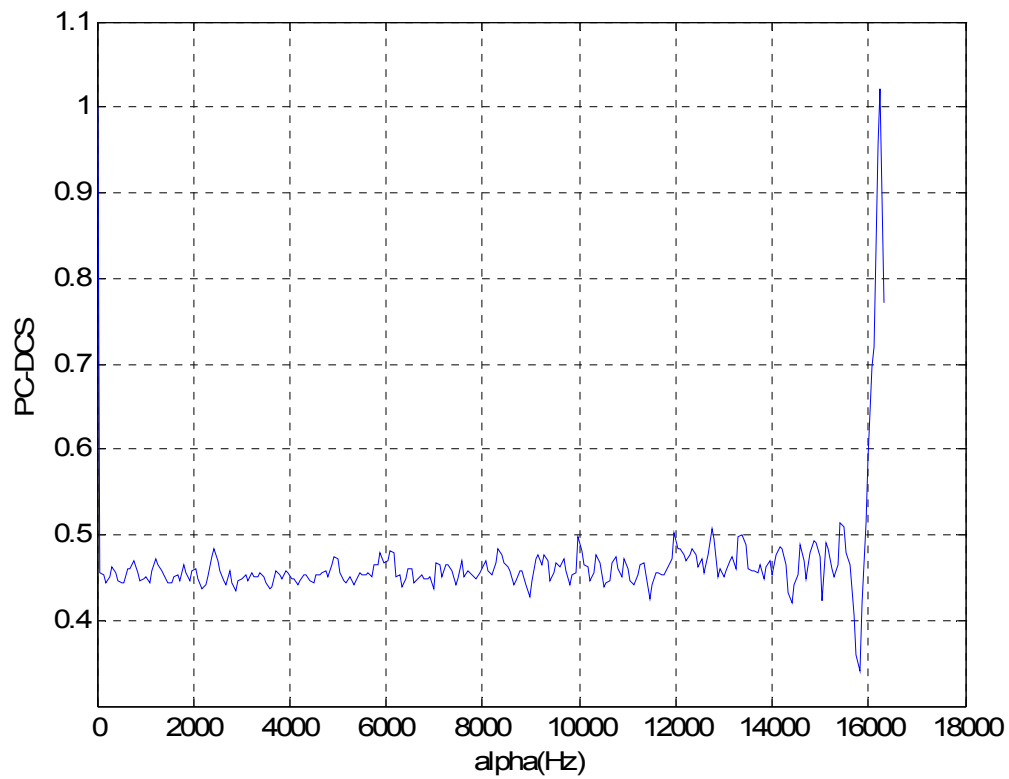


Figura 4-45 Función PC-DCS para ruido AWGN con parámetros BPSK.

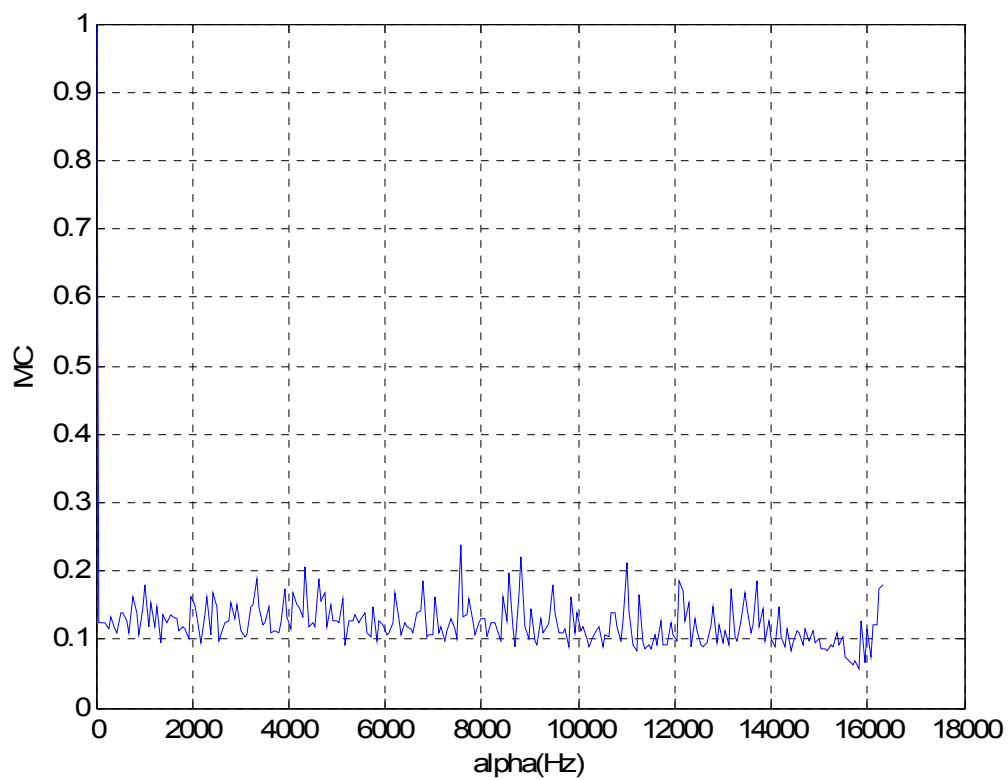


Figura 4-46 Función MC para ruido AWGN con parámetros BPSK.

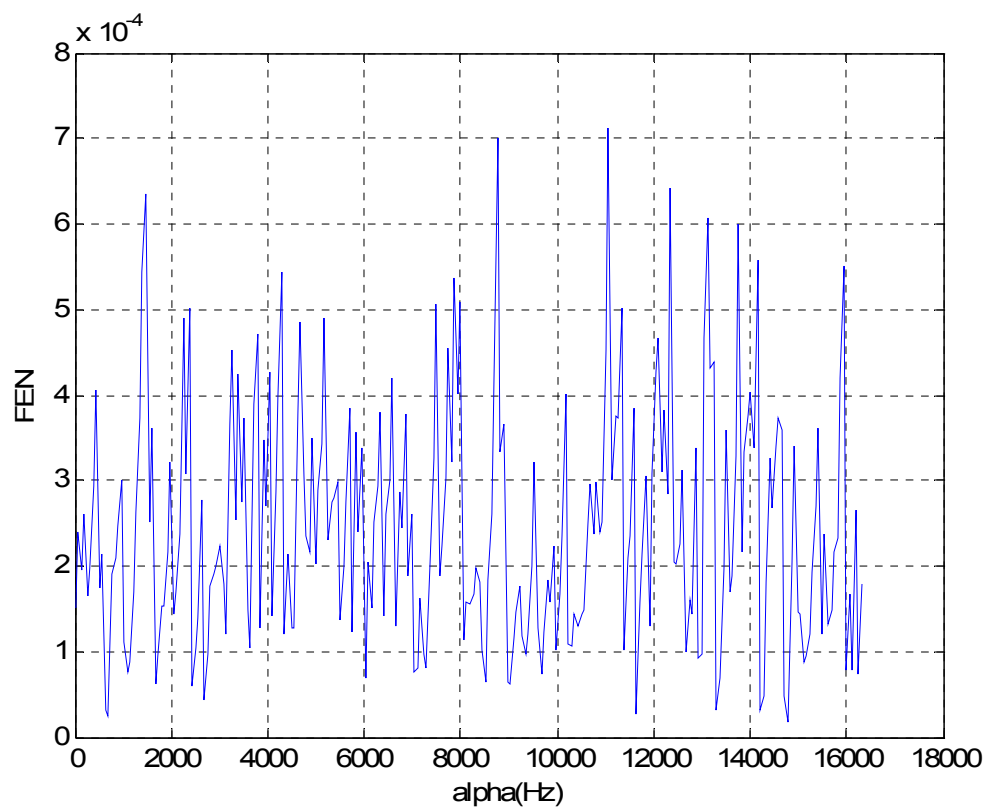
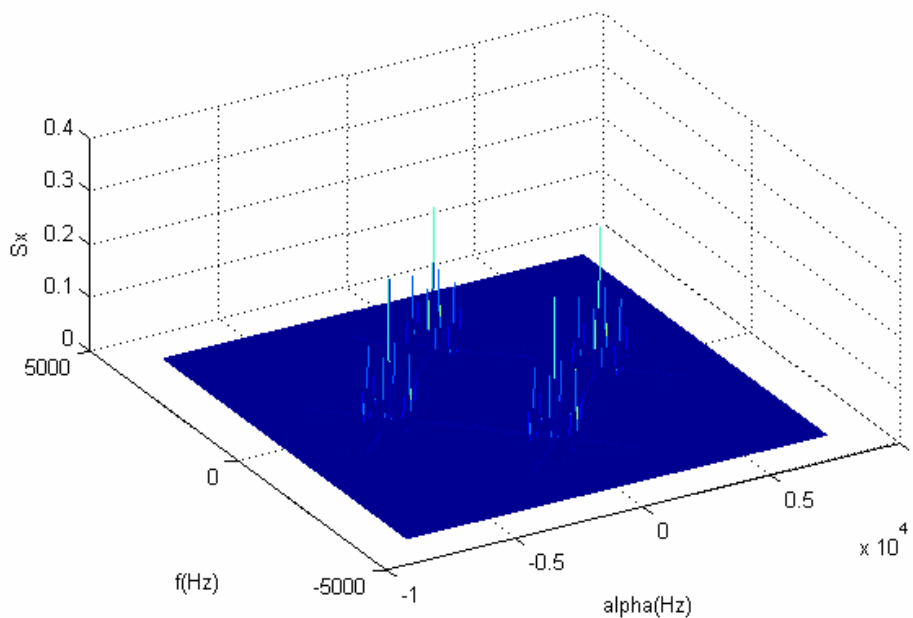


Figura 4-47 Función FEN para ruido AWGN con parámetros BPSK.

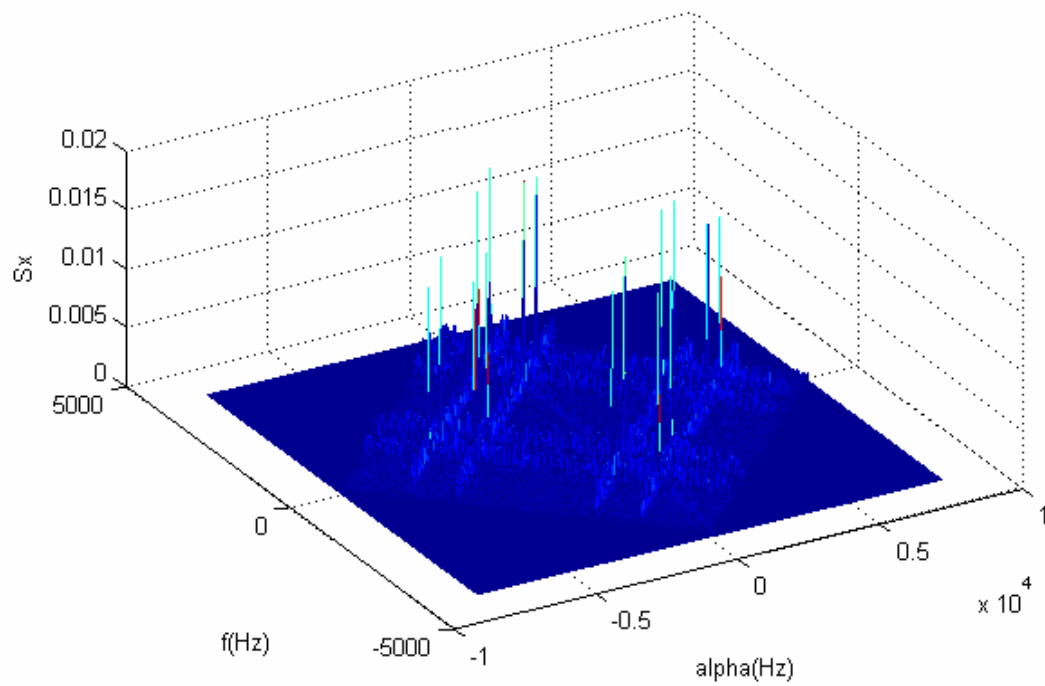
4.2.4 DSB-SC con Ruido AWGN.

Por último, se analiza el caso donde la señal de interés se halla contaminada con ruido AWGN. En la Figura 4-48 se muestran los resultados obtenidos para la SCF de una señal DSB-SC con una frecuencia portadora de $f_0 = 2048 \text{ Hz}$ con fase nula, $\phi_0 = 0$, una moduladora de $f_a = 512 \text{ Hz}$ y una potencia $P = -6 \text{ dBw}$, contaminada con ruido AWGN, para relaciones señal a ruido de 5, -5 y -10 dB, respectivamente.

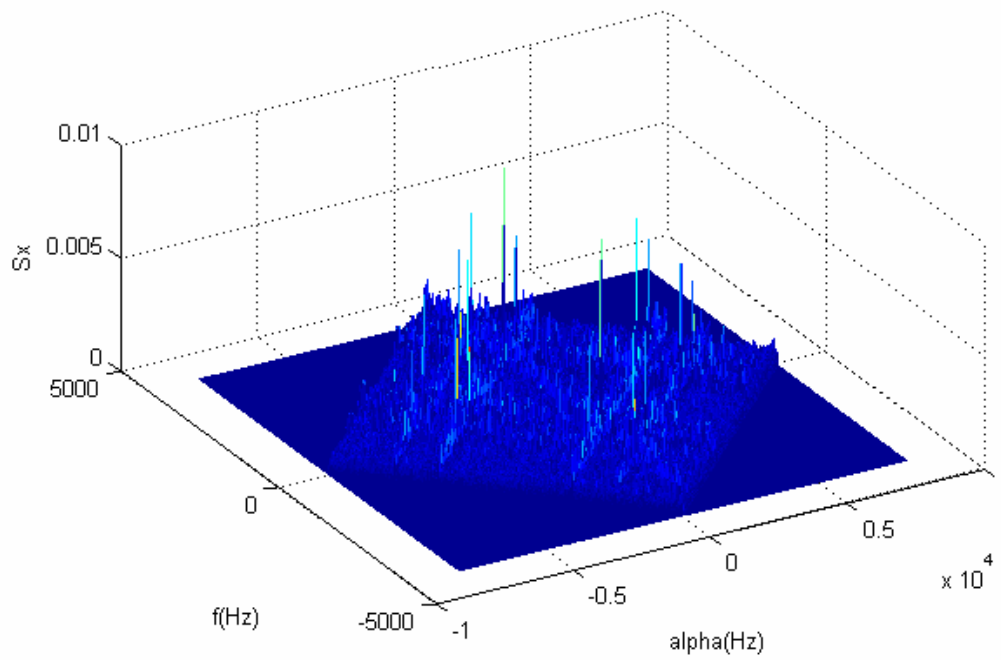
Los parámetros utilizados en la simulación han sido: $f_s = 8192 \text{ Hz}$, $N = 4096$, $\Delta f = 16 \text{ Hz}$ y $\Delta \alpha = 2 \text{ Hz}$. Con una SNR de 5 dB, los máximos de la SCF se pueden observar claramente, incluso en la frecuencia cíclica $\alpha = 0 \text{ Hz}$, por lo que podrían ser detectados mediante un radiómetro. Conforme disminuye la SNR, dichos máximos empiezan a verse enmascarados por el ruido. Aunque, teóricamente, la SCF del ruido es nula para frecuencias cíclicas distintas de cero, en la simulación esto no es así, por lo que aparecen correlaciones cruzadas entre la señal y el ruido. Así, en entornos de baja SNR, observamos cómo estos máximos pueden llegar incluso hasta desaparecer.



(a) SNR = 5 dB.



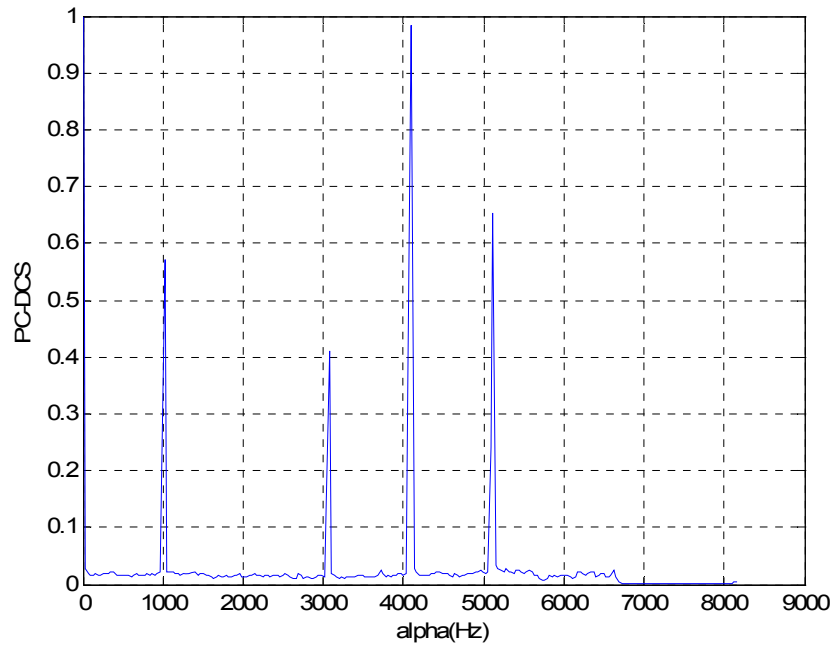
(b) SNR = - 5 dB.



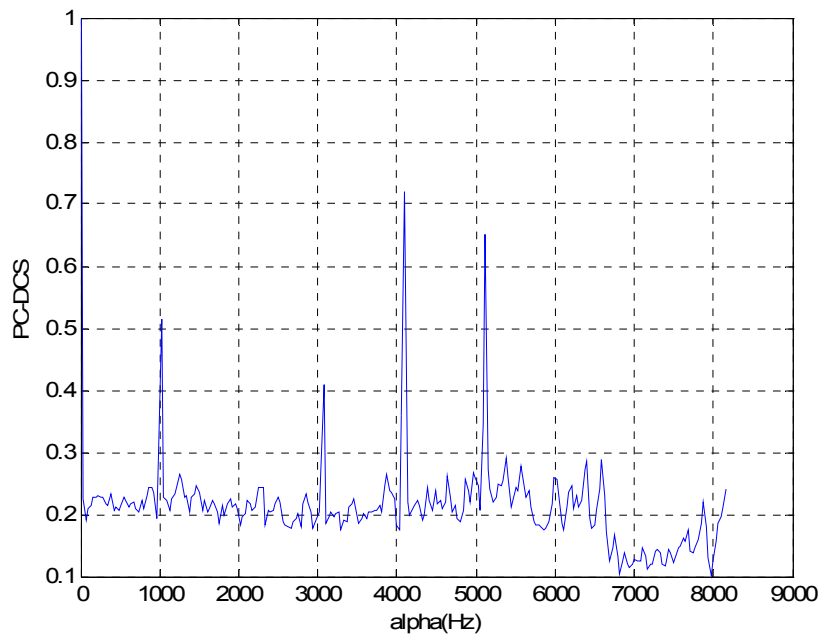
(c) SNR = - 10 dB.

Figura 4-48 SCF para DSB-SC con diferentes SNR.

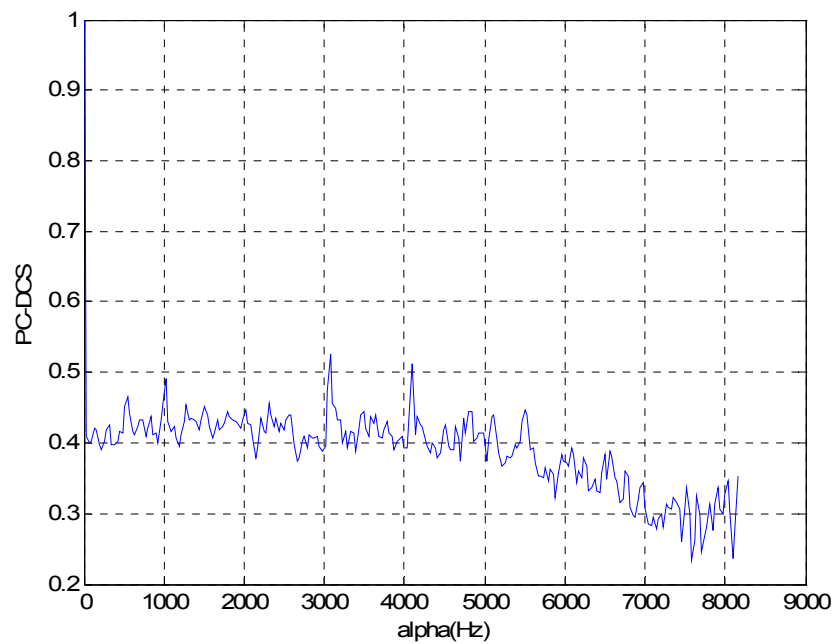
A continuación, de la Figura 4-49 a la Figura 4-51, se muestran los resultados obtenidos para las funciones PC-DCS, MC y FEN con diferentes SNR, manteniendo los parámetros utilizados para la estimación de su SCF en ausencia de ruido. Tal y como se puede observar en la Figura 4-49, para una SNR de -10 dB, los máximos que se podían observar en ausencia de ruido prácticamente han desaparecido de la función PD-DCS.



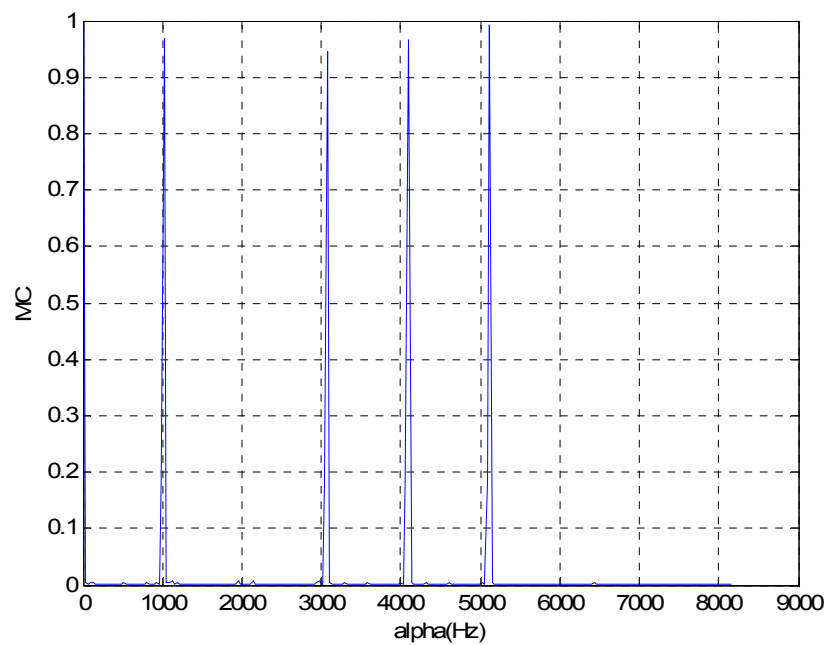
(a) SNR = 5 dB.



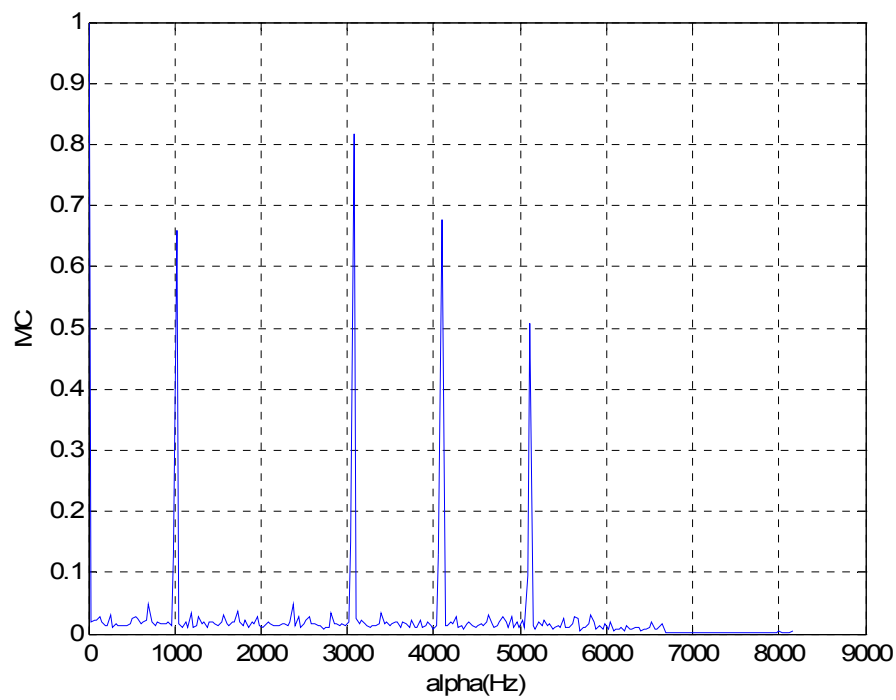
(b) SNR = - 5 dB.



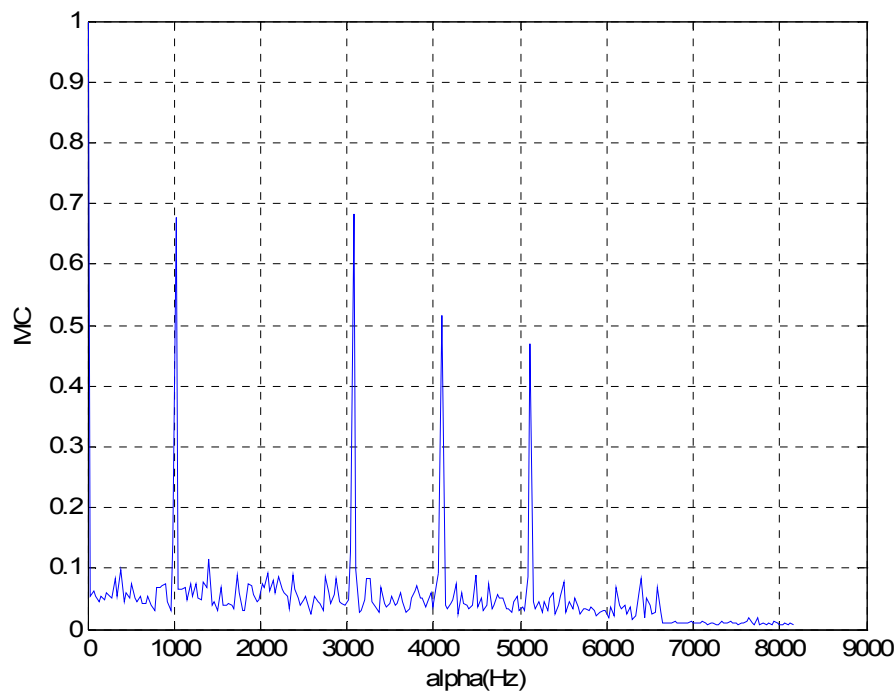
(c) SNR = - 10 dB.

Figura 4-49 Función PC-DCS para DSB-SC con diferentes SNR.

(a) SNR = 5 dB.

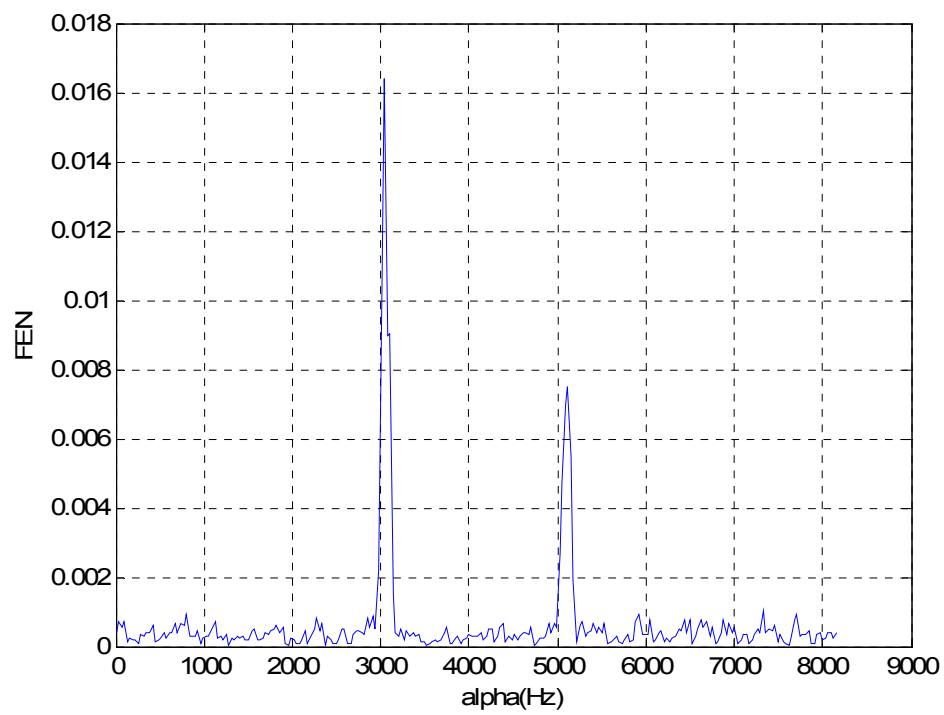


(b) SNR = - 5 dB.

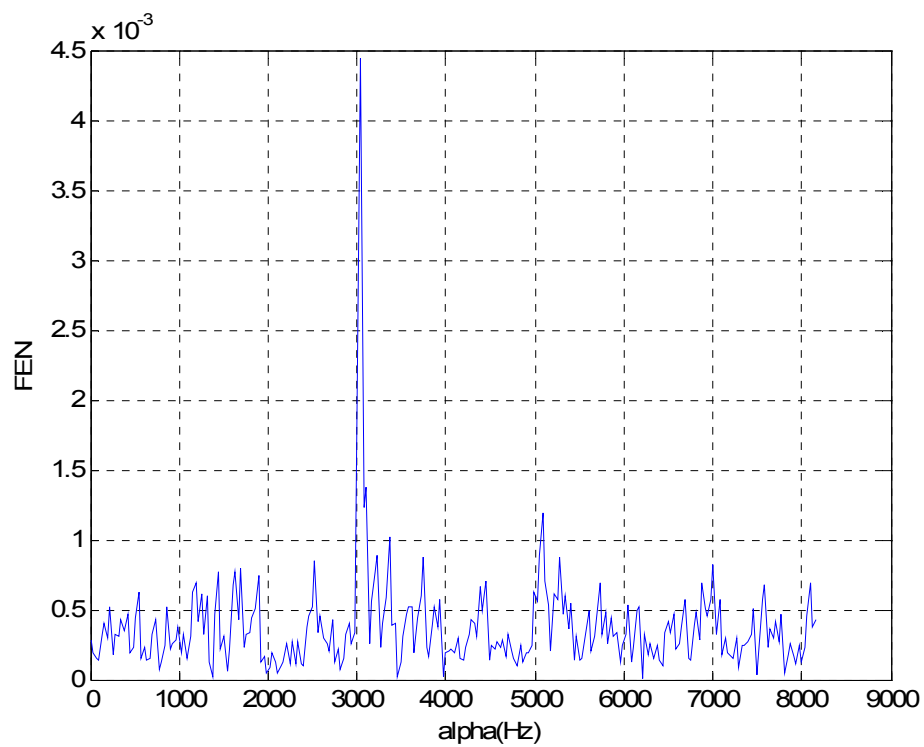


(c) SNR = - 10 dB.

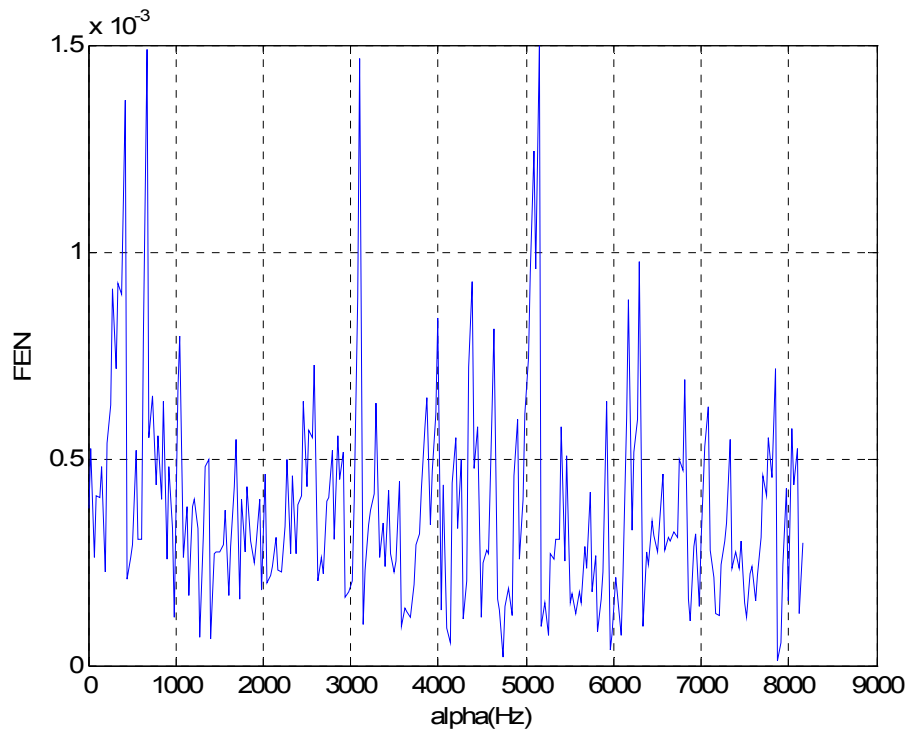
Figura 4-50 Función MC para DSB-SC con diferentes SNR.



(a) SNR = 5 dB.



(b) SNR = - 5 dB.



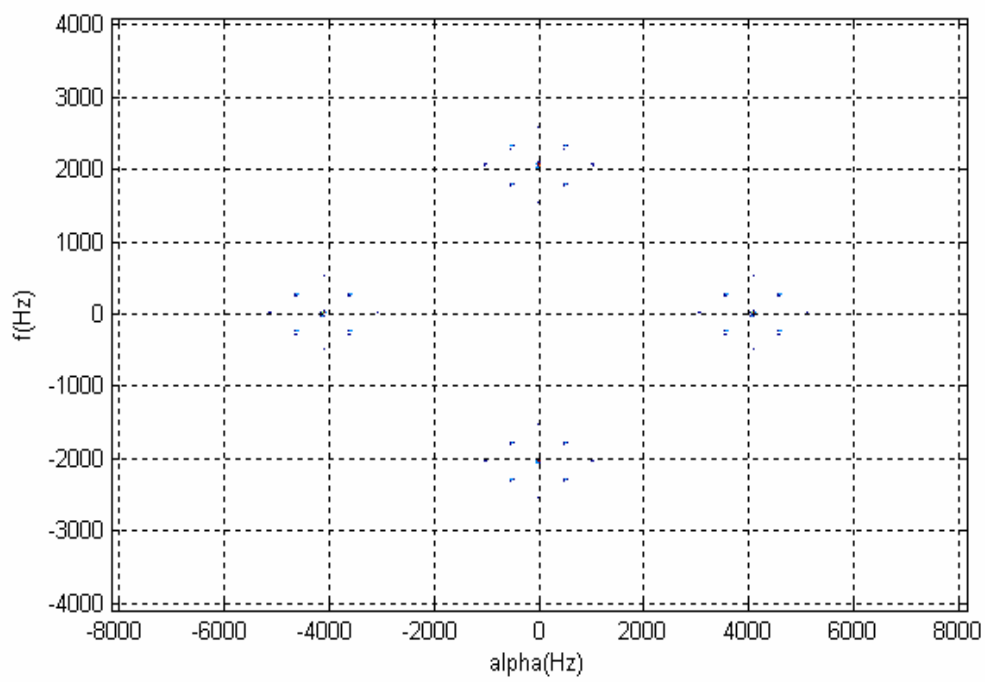
(c) SNR = - 10 dB.

Figura 4-51 Función FEN para DSB-SC con diferentes SNR.

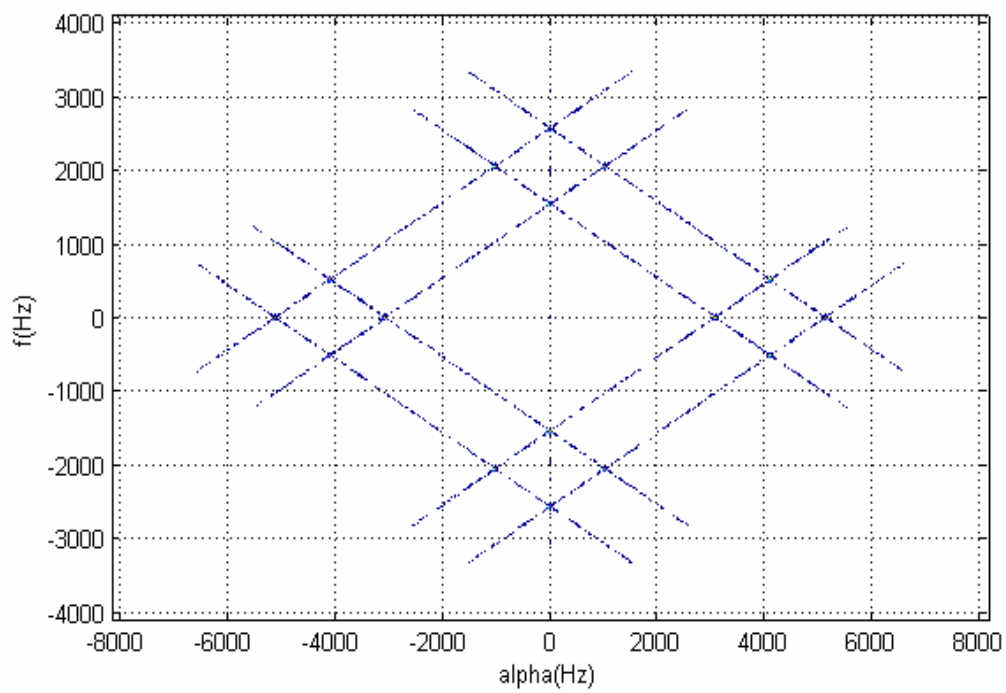
Sin embargo, como se aprecia en la Figura 4-50 correspondiente a la función MC, estos picos aún son visibles, incluso con una SNR de -10 dB, por lo que resulta posible implementar métodos para la detección de señal que mantengan su robustez frente al ruido a partir de dicha función.

Otra función obtenida a partir de la SCF que hemos comprobado que también mantiene la robustez en la detección en condiciones adversas de SNR es la figura de contorno. A continuación, en la Figura 4-52 se muestra la figura de contorno de la SCF obtenida para una DSB-TC con las mismas SNR que las simulaciones anteriores.

Como se puede observar, incluso en condiciones de baja SNR es posible apreciar claramente el patrón que caracteriza a la señal. Conforme disminuye la SNR, aparecen unas líneas, debidas a las correlaciones cruzadas que se establecen entre la señal y el ruido. Las intersecciones que se dan entre dichas líneas se relacionan directamente con las frecuencias portadora y moduladora de la señal DSB-SC.



(a) SNR = 5 dB.



(b) SNR = - 5 dB.

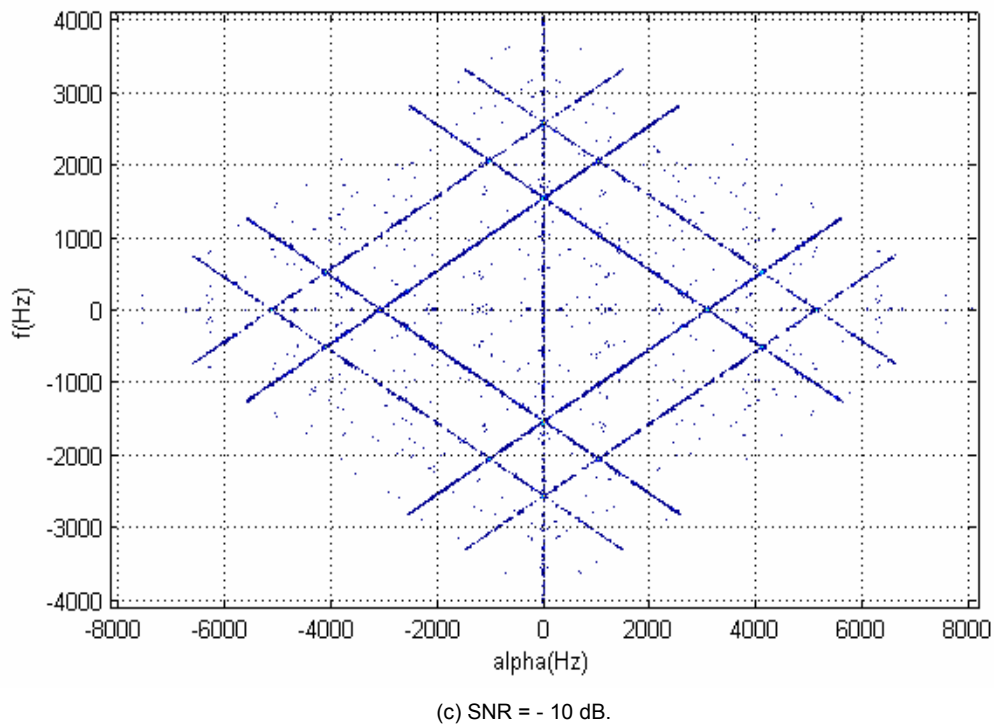
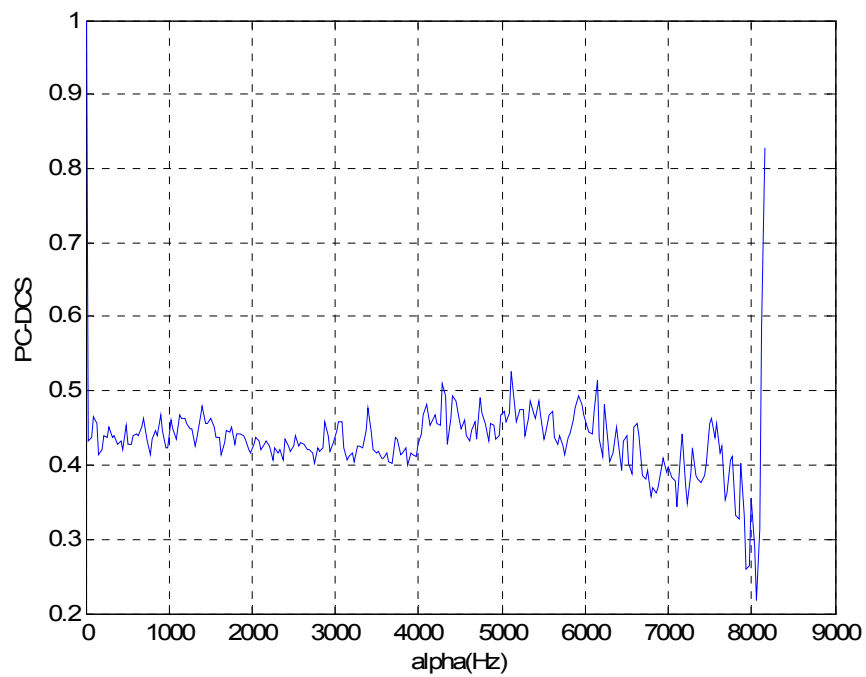


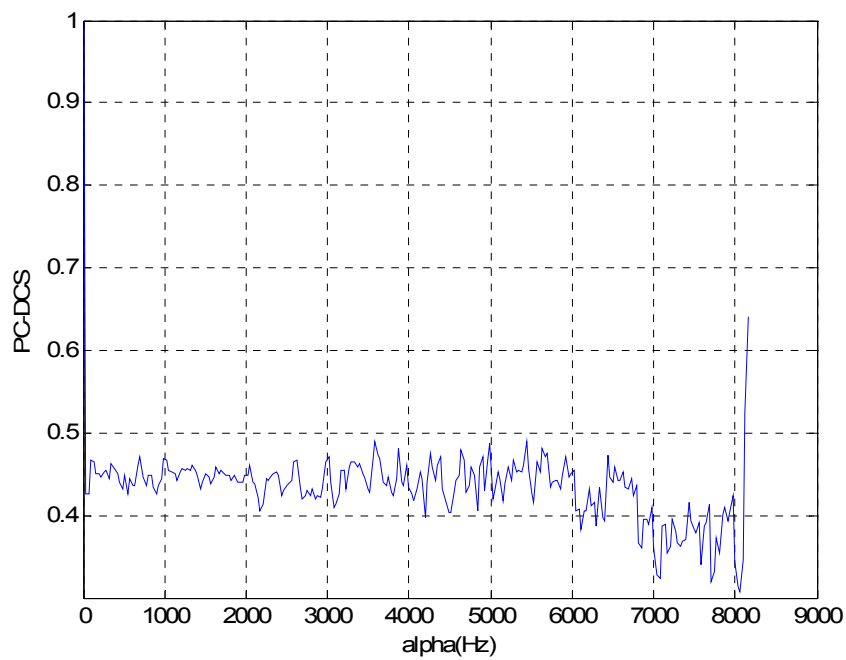
Figura 4-52 Contorno de la SCF para DSB-SC con diferentes SNR.

Lamentablemente, para SNR inferiores a -10 dB no ha sido posible obtener resultados tanto para la SCF como para la figura de contorno, por problemas con la representación gráfica en Matlab. Sin embargo, tal y como se muestra en la Figura 4-53, sí se han obtenido resultados tanto para la función PC-DCS como para la función MC con SNR de -15 dB y -20 dB.

En la Figura 4-53 se muestran los resultados obtenidos para la función PC-DCS, observándose en ambos casos la total desaparición de los picos a las frecuencias cíclicas significativas. Sin embargo, tal y como se puede observar en la Figura 4-54, la función MC presenta un mejor comportamiento en condiciones de baja SNR, puesto que, incluso con SNR de -20 dB, es posible observar el patrón que caracteriza a la modulación, es decir, los cinco picos espectrales para $\alpha = 0, 1024, 3072, 4096, 5120$ Hz.

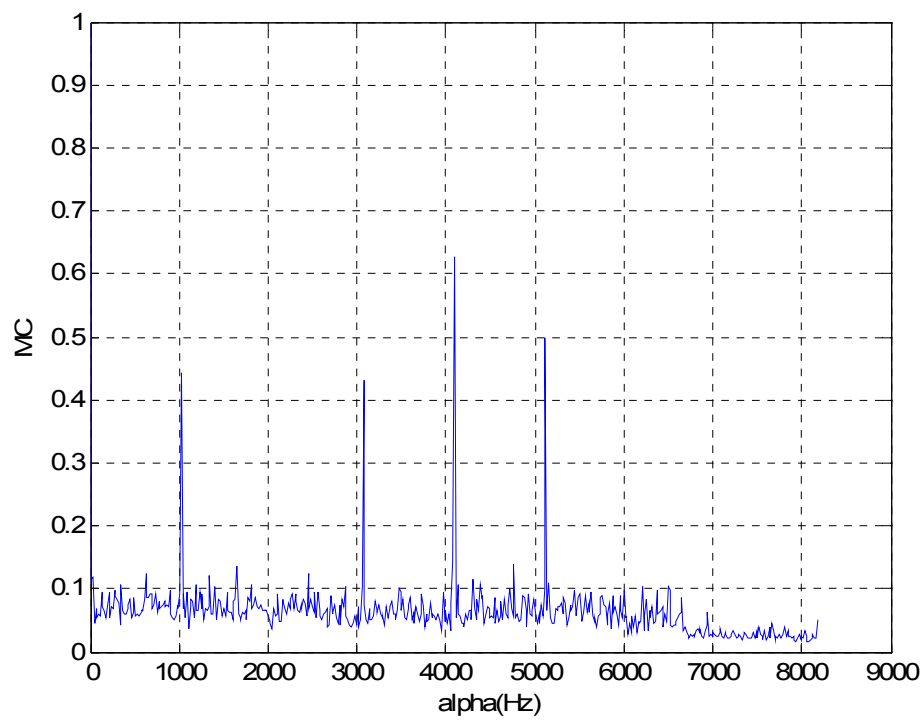
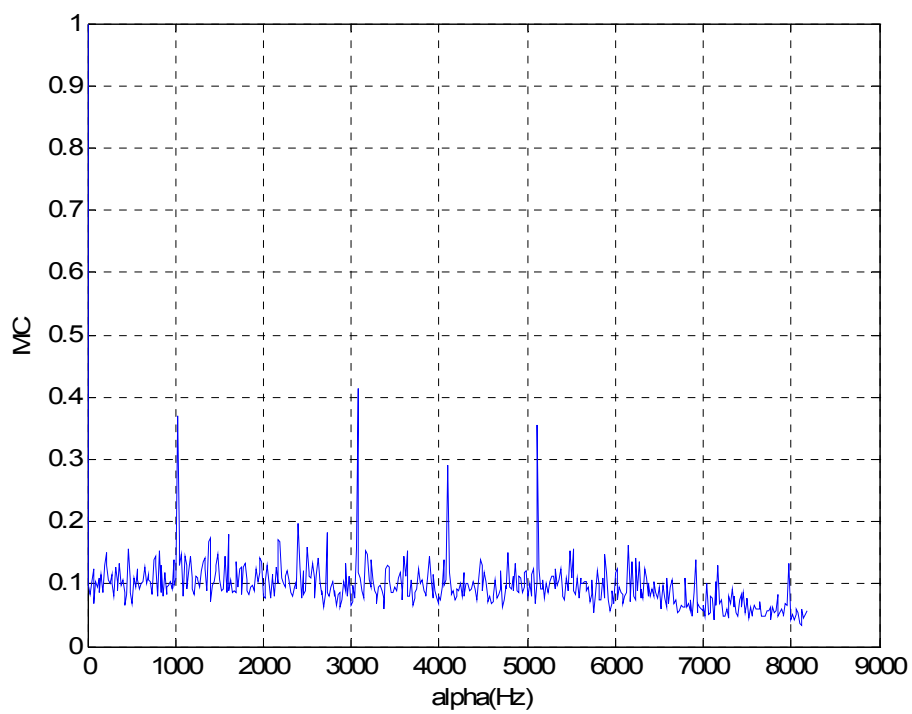


(a) SNR = -15 dB.



(b) SNR = -20 dB.

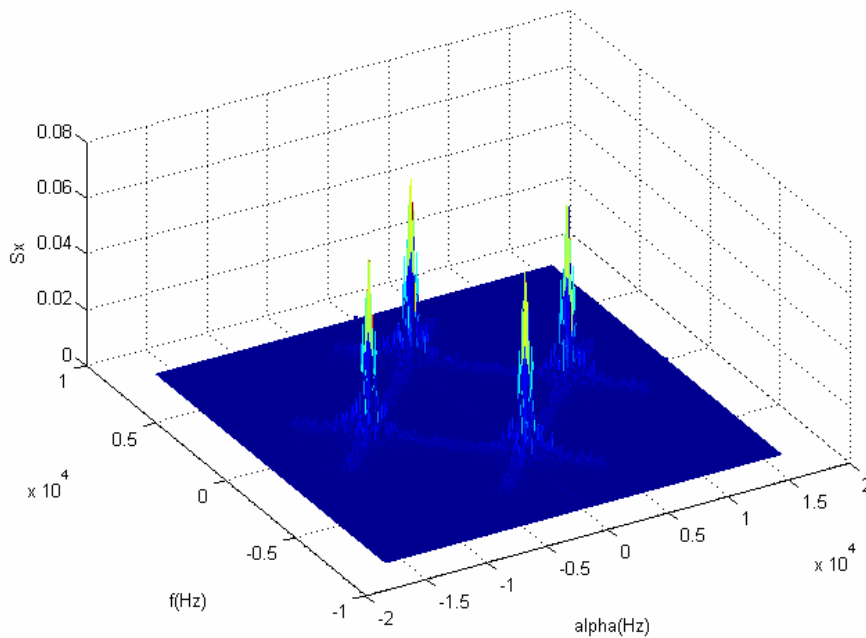
Figura 4-53 Función PC-DCS para DSB-SC con baja SNR.

(a) $SNR = -15$ dB.(b) $SNR = -20$ dB.Figura 4-54 Función MC para DSB-SC con baja SNR .

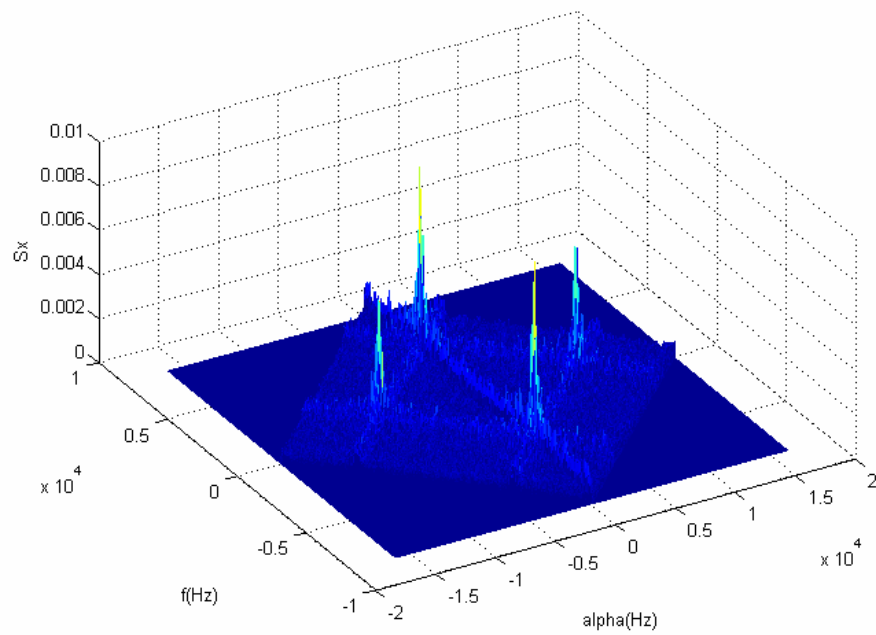
4.2.5 BPSK con Ruido AWGN.

De la Figura 4-55 a la Figura 4-56 se muestran los resultados obtenidos con diferentes SNR para una modulación BPSK con una frecuencia portadora de $f_0 = 4096$ Hz y fase nula, $\phi_0 = 0$, sin *offset* temporal, $t_0 = 0$, velocidad de símbolo de $r = 512$ baudios y una potencia $P = -3$ dBw. Los parámetros utilizados en la simulación han sido: $f_s = 16384$ Hz, $N = 4096$, $\Delta f = 64$ Hz y $\Delta\alpha = 4$ Hz. Puesto que en las simulaciones realizadas con DSB-SC en presencia de ruido AWGN ya hemos observado que la función FEN no permite la detección en condiciones de baja SNR, para las simulaciones con BPSK únicamente se han estudiado las funciones PC-DCS y MC.

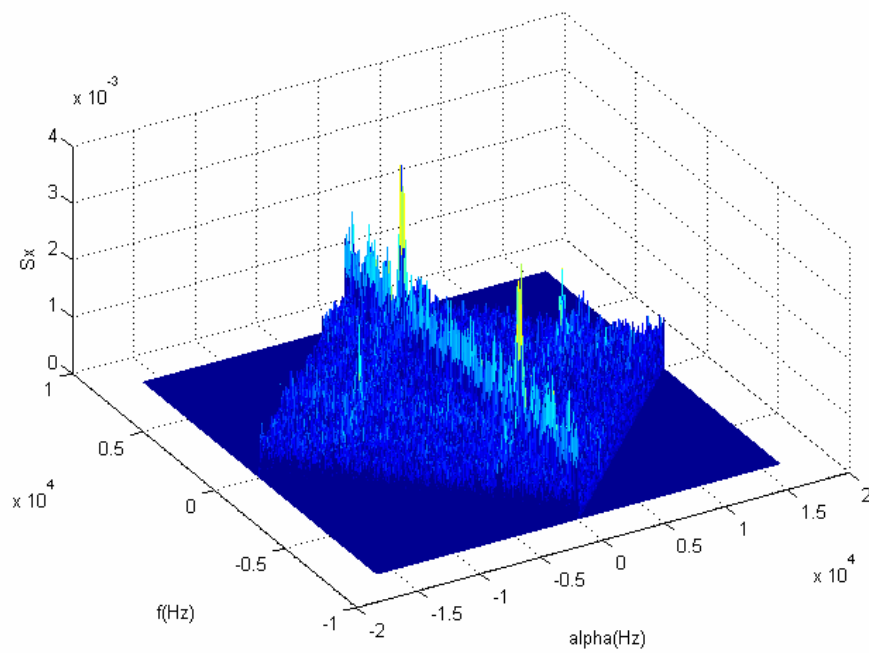
Como ya se ha comentado anteriormente, en una BPSK las características cíclicas asociadas a la velocidad de símbolo son más débiles que las asociadas a la frecuencia portadora. Una vez más, comprobamos que la función MC es más robusta que la PC-DCS en condiciones adversas de SNR. Así, como se puede observar en la Figura 4-56, mientras que para una SNR de 5 dB es posible identificar la tasa de transmisión a partir de los picos que se observan, éstos desaparecen para SNR negativas, resultando incluso difícil de observar la frecuencia portadora para una SNR de -10 dB.



(a) SNR = 5 dB.

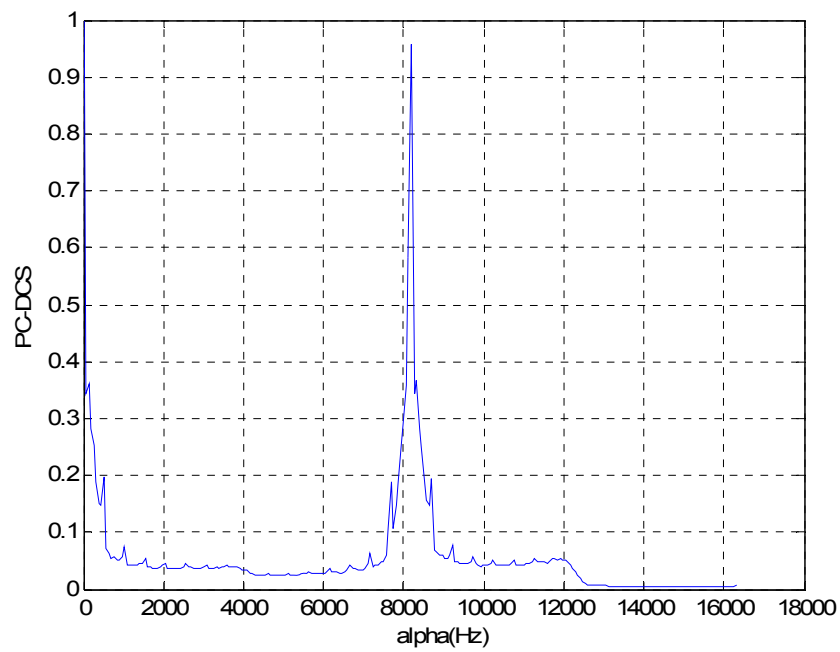


(b) SNR = - 5 dB.

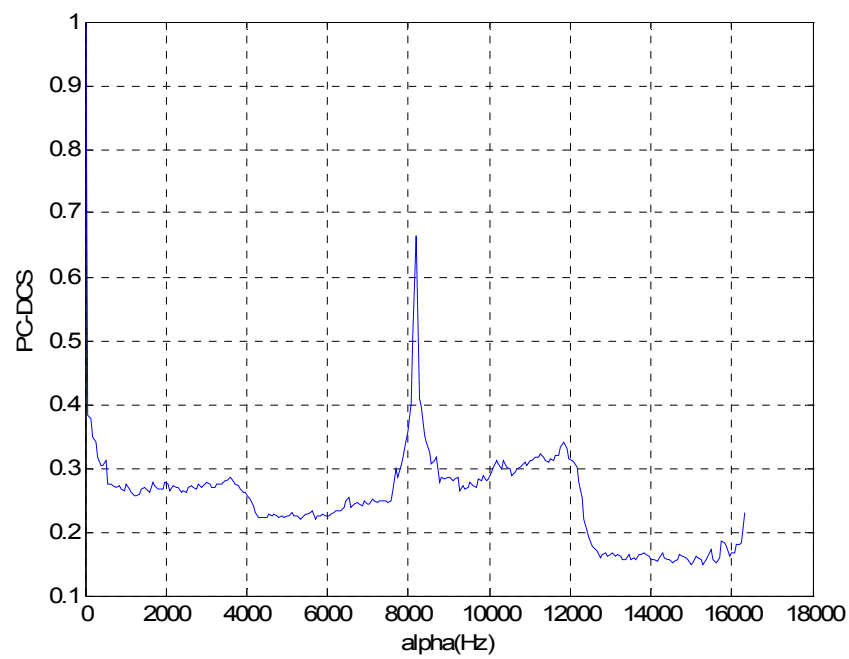


(c) SNR = - 10 dB.

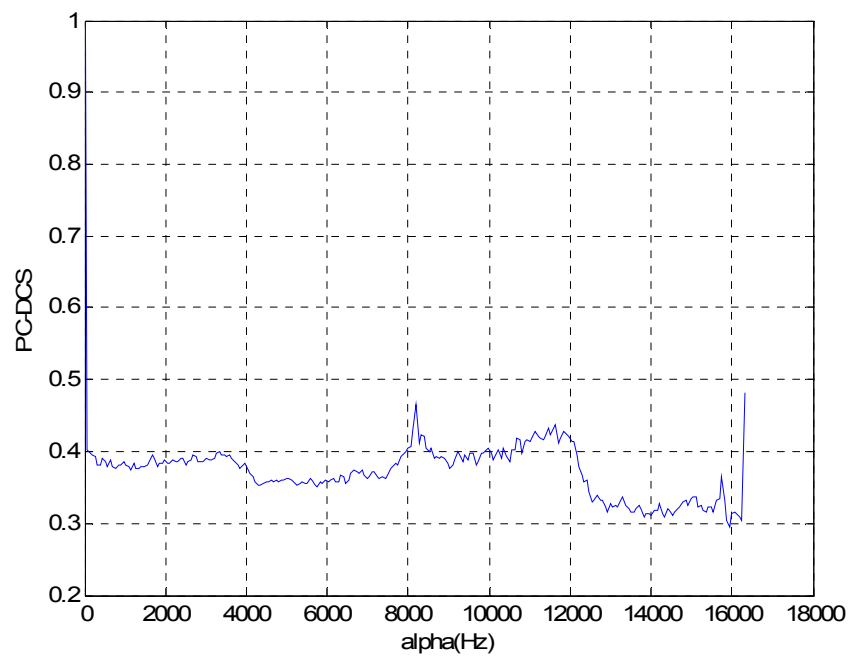
Figura 4-55 SCF para BPSK con diferentes SNR.



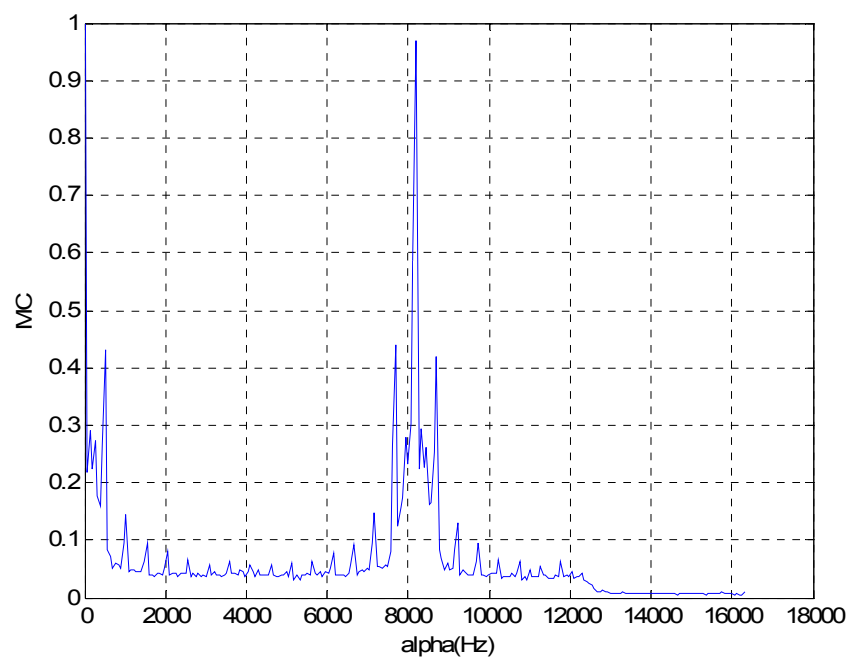
(a) SNR = 5 dB.



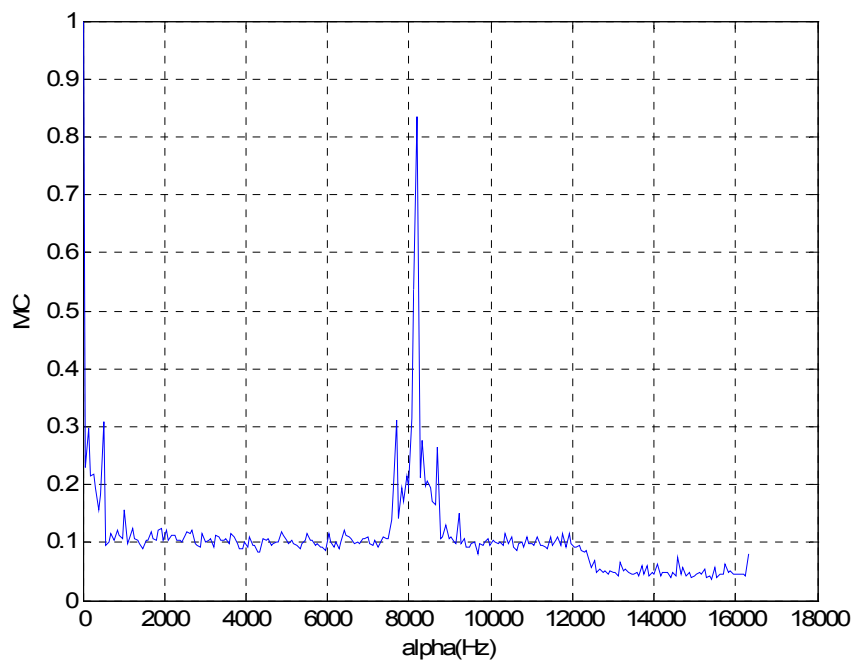
(b) SNR = - 5 dB.



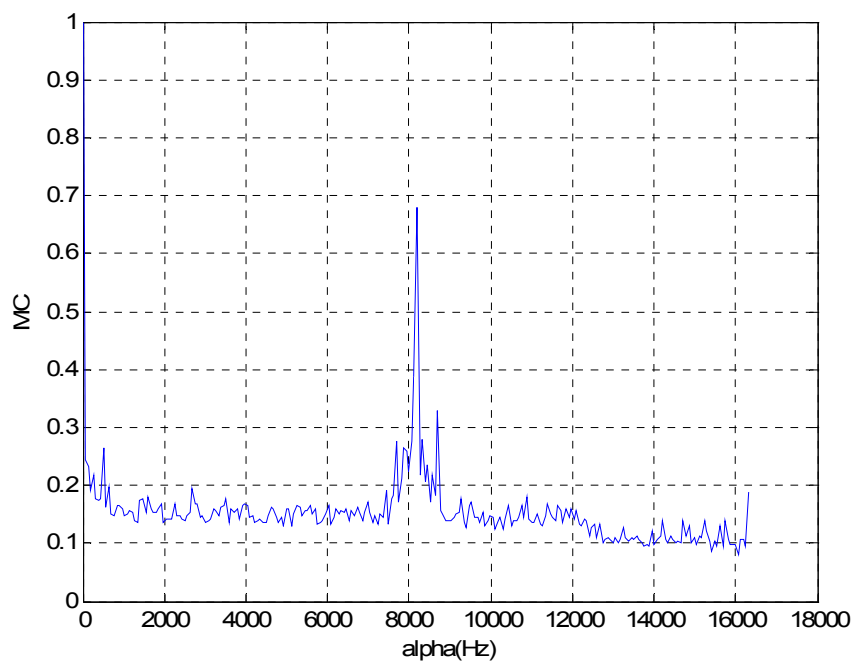
(c) SNR = - 10 dB.

Figura 4-56 Función PC-DCS para BPSK con diferentes SNR.

(a) SNR = 5 dB.



(b) SNR = - 5 dB.



(c) SNR = - 10 dB.

Figura 4-57 Función MC para BPSK con diferentes SNR.

Tal y como se observa en la Figura 4-57, correspondiente a la función MC, incluso para una SNR de -10 dB aún resulta posible identificar la velocidad de símbolo de la modulación, puesto que el primer máximo relativo de la función continua estando en 512 Hz, mientras que la portadora se sigue pudiendo identificar claramente.

Sin embargo, tal y como se puede apreciar en la Figura 4-58, para una SNR de -15 dB, a diferencia de las simulaciones obtenidas para DSB-SC, tanto la función PC-DCS como la MC sufren una degradación importante. Mientras que en la primera ha desaparecido por completo el máximo relacionado con la frecuencia portadora, el máximo relativo de la función MC entorno a 8 kHz se halla en 8320 Hz, aunque que el siguiente máximo sí que continúa en 8192 Hz. Pese a ello, observamos la aparición de otros máximos relativos que no guardan ninguna relación con las características cíclicas de la modulación, debidos a las correlaciones cruzadas que se establecen entre señal y ruido, lo cual dificulta la detección correcta de la señal.

Al igual que ocurría en el caso de DSB-SC, la figura de contorno de la SCF sí continúa haciendo posible la detección de la señal, al mostrar un patrón claramente distinguible incluso para baja SNR, como se puede observar en la Figura 4-59. Cabe destacar que, para la obtención del contorno con una SNR de -15 dB, se han descartado los valores de la SCF inferiores al 10% del máximo, al no ser posible su representación completa por problemas de representación gráfica.

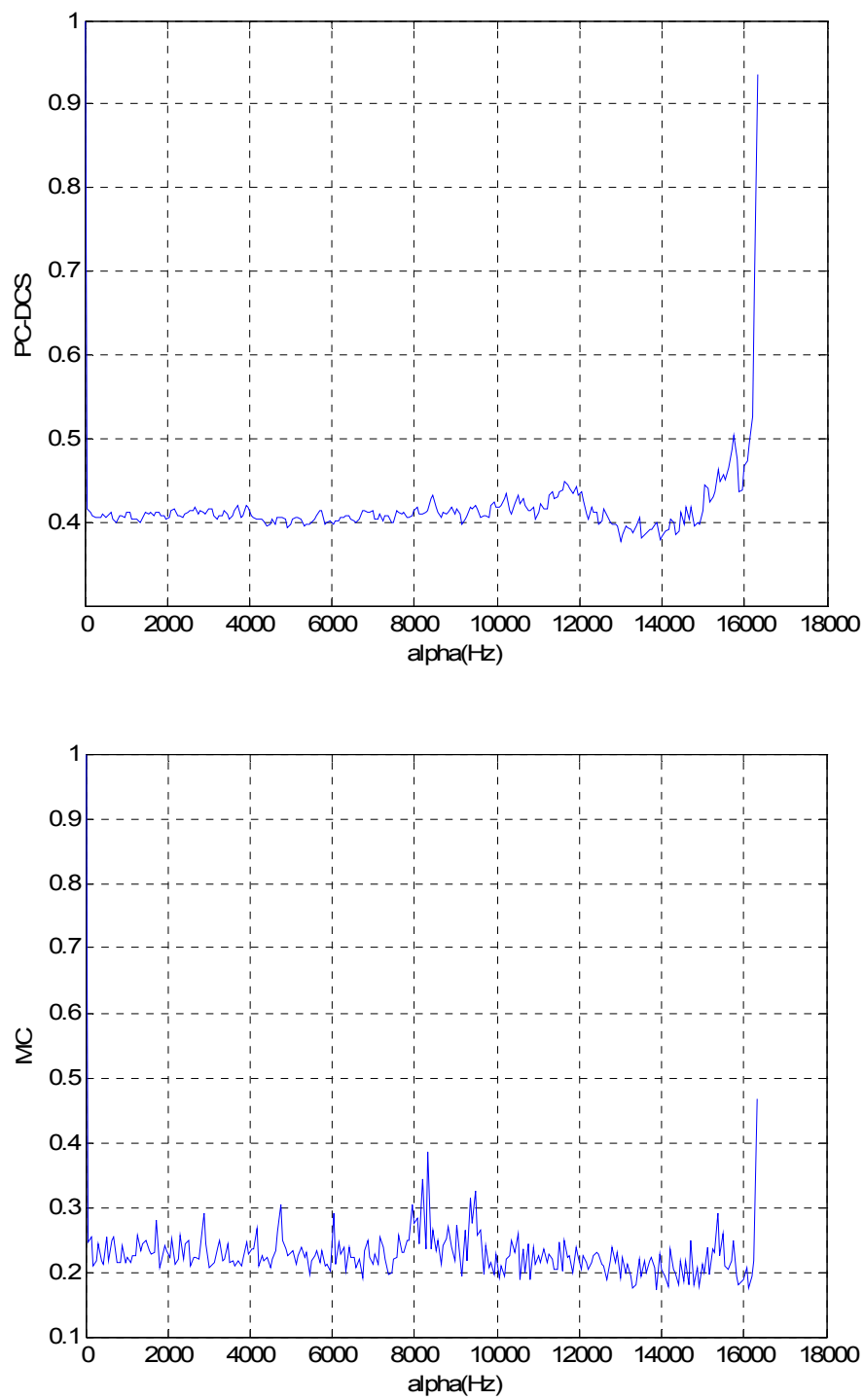
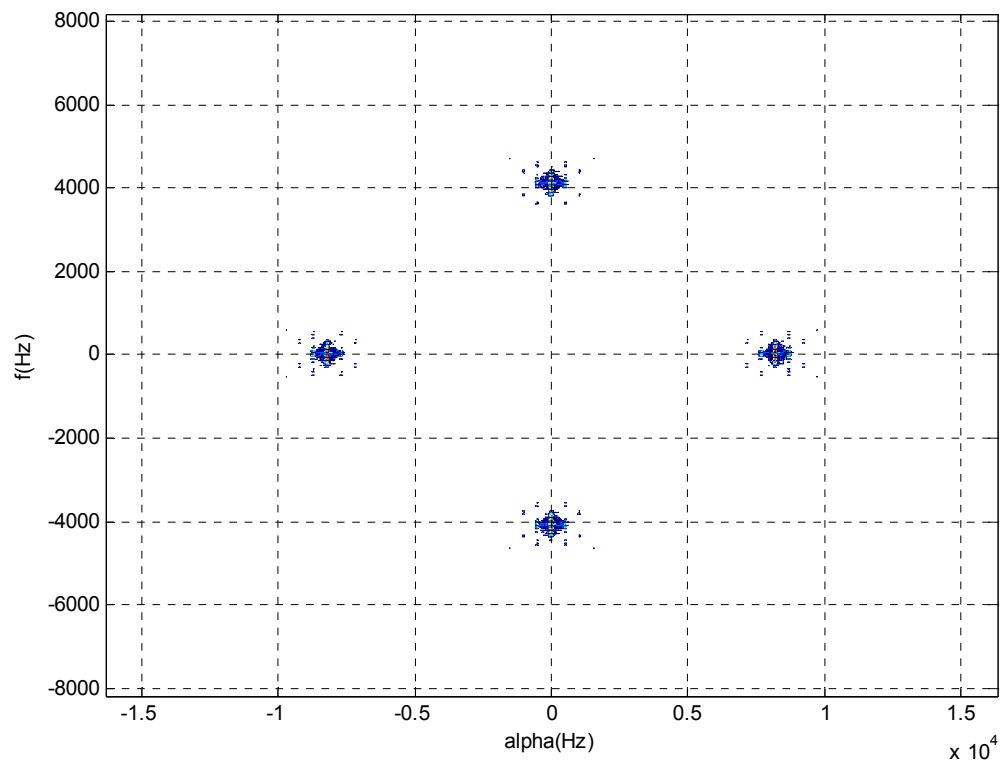
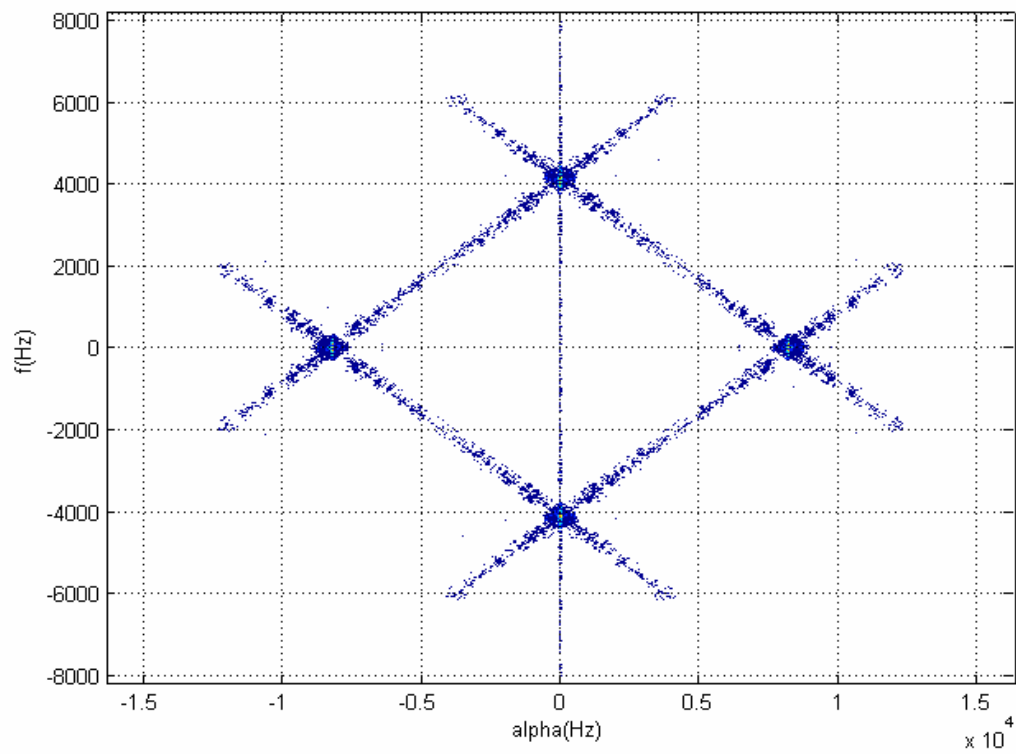
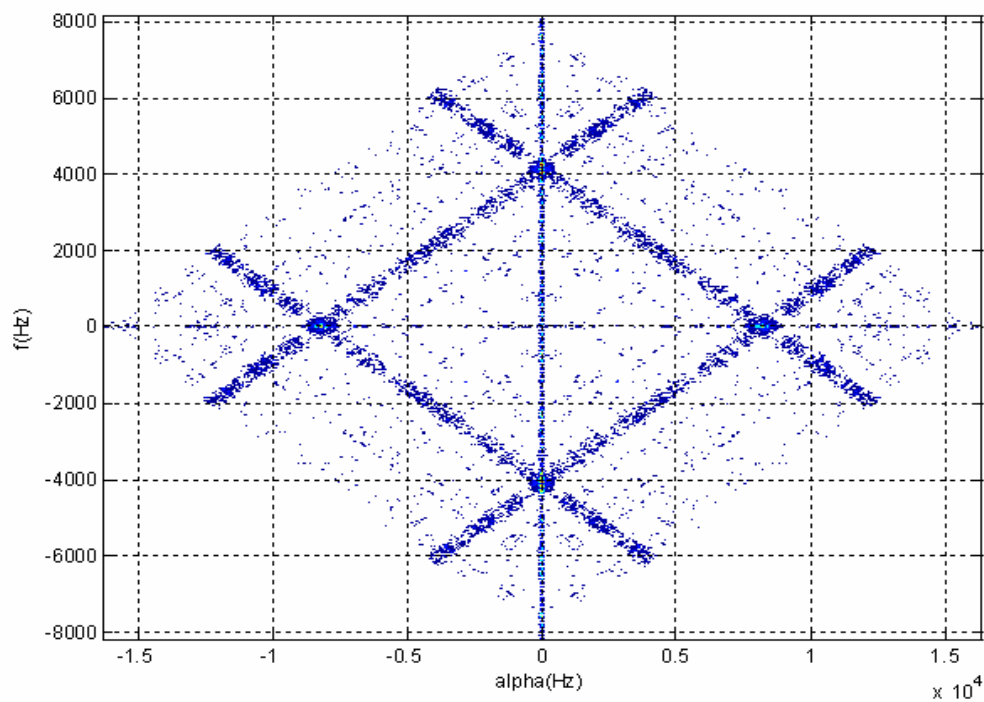
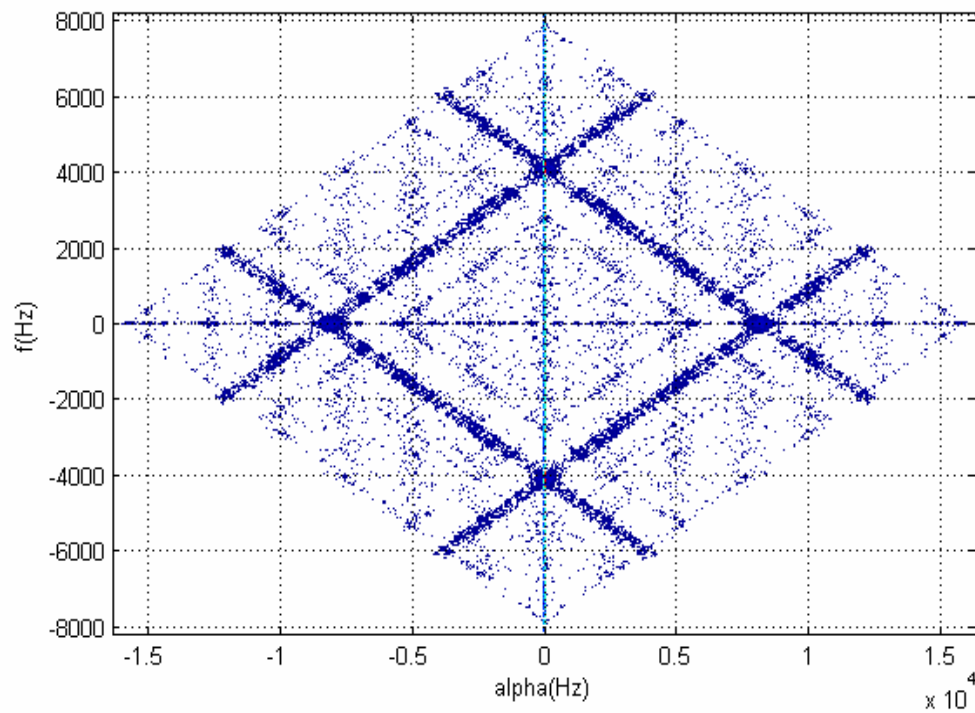


Figura 4-58 Funciones PC-DCS y MC para BPSK con SNR -15 dB.

(a) $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$.(b) $\text{SNR} = -5 \text{ dB}$.



(c) SNR = - 10 dB.



(d) SNR = - 15 dB.

Figura 4-59 Contorno de la SCF para BPSK con diferentes SNR.

4.3 Descripción y Análisis de la Señal Galileo E1.

4.3.1 Introducción.

En el año 2004, Estados Unidos (EE.UU) y la Unión Europea (UE) establecieron un acuerdo para la coexistencia de los sistemas GPS y Galileo [71]. Uno de los principales puntos de dicho acuerdo fue la selección de una señal común para ser utilizada por ambos sistemas en la frecuencia de 1575.42 MHz de la banda L1.

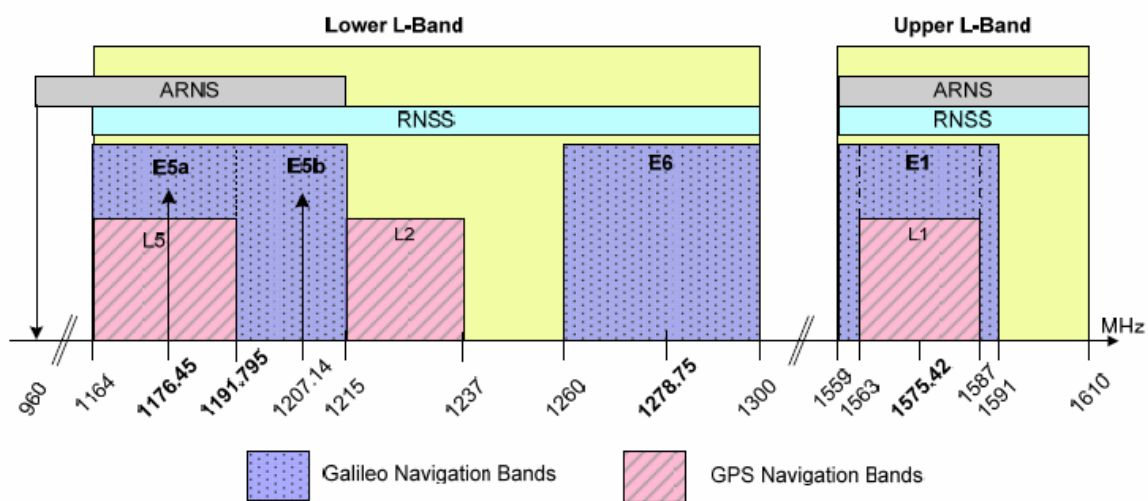


Figura 4-60 Plan de Frecuencias para GALILEO.

Extraído de [72].

La modulación utilizada por el sistema GPS para la señal civil en 1575,42 MHz se basa en una BPSK de espectro ensanchado, con un pulso conformador rectangular y una velocidad de chip de 1.023 MHz, denominada BPSK-R(1). Sin embargo, se ha demostrado que es posible obtener un mejor funcionamiento del sistema utilizando modulaciones de espectro ensanchado que concentren más potencia en frecuencias alejadas de la portadora central.

Por este motivo, el acuerdo estableció la modulación BOC(1,1) (*Binary Offset Carrier*) como señal básica para Galileo L1 OS y la futura GPS LC1. La modulación BOC se define, en banda base, como el producto de un código PRN (*Pseudo-Random Noise*), con una velocidad de chip r_c y valores ± 1 , con una onda cuadrada de frecuencia f_s (mayor o igual a r_c), actuando como portadora:

$$s_{BOC}(t) = x(t) \cdot \text{sign}(\sin(2\pi f_s t)) \quad (4-30)$$

Resulta bastante habitual referirse a dicha señal como BOC(n,m), donde n y m se definen como:

$$n = \frac{f_s}{1.023 \cdot 10^6} \quad m = \frac{r_c}{1.023 \cdot 10^6} \quad (4-31)$$

El hecho de multiplicar la señal PRN por una portadora cuadrada provoca la división de su lóbulo principal en dos, centrados en $\pm f_s$ con respecto a la frecuencia central, donde la relación n/m es proporcional a la separación entre estos dos lóbulos. En la Figura 4-61 se muestra la comparativa entre la PSD de una BPSK-R(1) con respecto a una BOC(1,1).

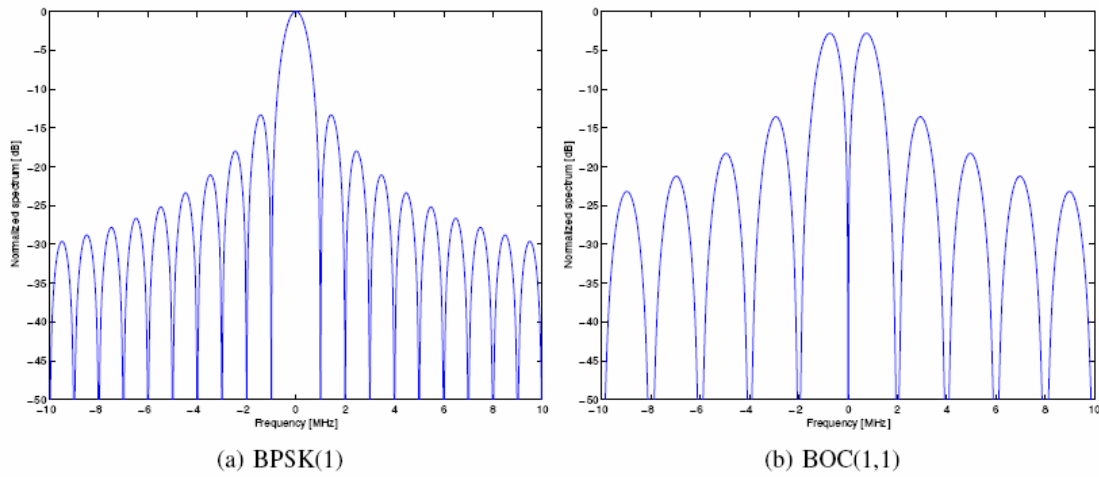


Figura 4-61 PSD normalizada de (a) BPSK-R(1) y (b) BOC(1,1).

Extraída de [73].

Sin embargo, dicho acuerdo también estableció que ambos sistemas deberían continuar trabajando para conseguir la optimización de la modulación BOC. Así, en el 2007, EE.UU y la UE anunciaron la decisión de implementar la modulación MBOC (Multiplexed Binary Offset Carrier) tanto en Galileo OS como en la señal civil IIIA de GPS.

Básicamente, tal y como se describe en [74], la PSD de una MBOC se obtiene a partir de una combinación entre la PSD de una BOC(1,1) y una BOC(6,1), combinándose distintas formas de onda temporales para conseguir dicho espectro. La notación introducida en [74], se refiere a esta modulación como MBOC(6,1,1/11), donde el término (6,1) se refiere a una BOC(6,1) y el ratio 1/11 representa la división de potencia entre las PSD de la BOC(1,1) y BOC(6,1), definida como:

$$G_{MBOC}(f) = \frac{10}{11} \cdot G_{BOC(1,1)}(f) + \frac{1}{11} \cdot G_{BOC(6,1)}(f) \quad (4-32)$$

En la Figura 4-61 se muestra la comparativa entre la PSD de una BOC(1,1) y la de una MBOC(6,1,1/11). Tal y como se observa, la MBOC(6,1,1/11) presenta una mayor potencia entorno a los 6 MHz con respecto a la BOC(1,1), debido a la presencia de la BOC(6,1). Este aumento de potencia a altas frecuencias conlleva que la señal presente una correlación más estrecha, permitiendo un mejor funcionamiento del sistema a nivel del receptor.

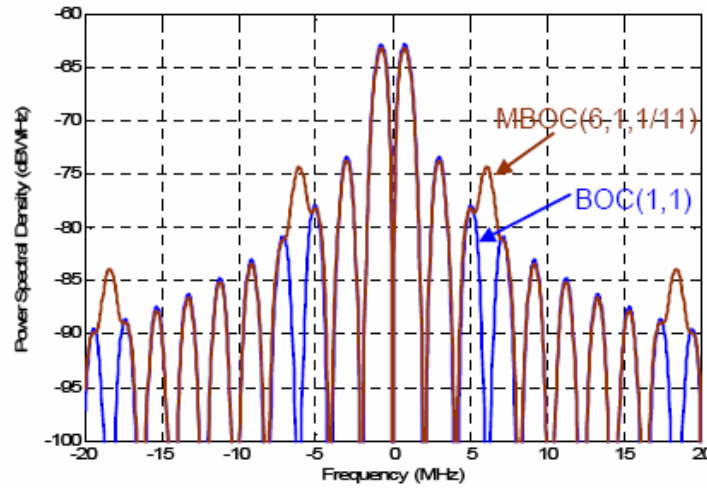


Figura 4-62 Comparativa de PSD entre BOC(1,1) y MBOC(6,1,1/11).
Extraída de [73].

Resulta importante remarcar el hecho de que la MBOC se define desde el punto de vista de su densidad espectral de potencia, por lo que se puede obtener a partir de distintas implementaciones en el dominio temporal.

4.3.2 Señal E1.

La aproximación europea a la implementación de la MBOC consiste en combinar en tiempo una BOC(1,1) y una BOC(6,1), obteniéndose lo que se define como CBOC (*Composite Binary Offset Carrier*). Para la señal E1, se define su equivalente paso bajo como:

$$s_{E1}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left[e_{E1-B}(t) \cdot \left[\alpha \cdot sc_{E1-B,a}(t) + \beta \cdot sc_{E1-B,b}(t) \right] - e_{E1-C}(t) \cdot \left[\alpha \cdot sc_{E1-C,a}(t) - \beta \cdot sc_{E1-C,b}(t) \right] \right] \quad (4-33)$$

siendo $e_{E1-B}(t)$ y $e_{E1-C}(t)$ las componentes de datos y piloto, respectivamente, y donde $sc_X(t)$ es la correspondiente subportadora, definida como:

$$sc_X(t) = \text{sign}(\sin(2\pi R_{s,X}t)) \quad (4-34)$$

En la Tabla 4-2 se definen los valores de $R_{s,X}$ utilizados en cada componente, así como la velocidad de chip de la señal E1.

Component (Parameter Y)	Sub-carrier Type	Sub-carrier Rate		Ranging Code Chip- Rate $R_{C,E1-Y}$ (Mcps)
		$R_{S,E1-Y,a}$ (MHz)	$R_{S,E1-Y,b}$ (MHz)	
B	CBOC, in-phase	1.023	6.138	1.023
C	CBOC, anti-phase	1.023	6.138	1.023

Tabla 4-2 Velocidades de chip y frecuencias de subportadora para la señal E1 SoL CBOC.
Extraída de [72].

Cabe destacar que, tal y como se define la señal E1 en la Ecuación (4-33), tanto la componente de datos como la piloto se hallan moduladas sobre la misma portadora, con un reparto de potencia al 50%. Los parámetros α y β se eligen de tal forma que la potencia combinada de las sub-portadoras $sc_{E1-B,b}$ y $sc_{E1-C,b}$ sea de una onceava parte de la potencia total de e_{E1-B} más e_{E1-C} , resultando, por tanto:

$$\alpha = \sqrt{\frac{10}{11}} \quad \beta = \sqrt{\frac{1}{11}} \quad (4-35)$$

4.3.3 Análisis Cicloestacionario de la señal E1.

Al tratarse básicamente de una modulación BPSK, para la señal E1 es de esperar hallar periodicidades en $\alpha = \pm 2f_0 + \frac{p}{T}$ así como en $\alpha = \frac{p}{T}$ (con p entero), donde $\frac{1}{T}$ se corresponde en este caso con la velocidad de chip (1,023 MHz). Sin embargo, al tener dos sub-portadoras de 1,023 MHz y 6,138 MHz, también se espera hallar periodicidades significativas para $\alpha = 2,046$ MHz y $\alpha = 12,276$ MHz.

De la Figura 4-63 a la Figura 4-66 se muestran los resultados obtenidos en la simulación para una señal E1 en ausencia de ruido, con una frecuencia portadora de $f_0 = 5,115$ MHz, fase nula y una potencia $P = -157$ dBw. Los parámetros utilizados han sido: frecuencia de muestreo $f_s = 20,46$ MHz, resolución frecuencial de $\Delta f = 131072$ Hz y resolución cíclica de $\Delta \alpha = 16384$ Hz, procesándose un total de $N_T = 10240$ muestras, en bloques de $N = 2048$ muestras.

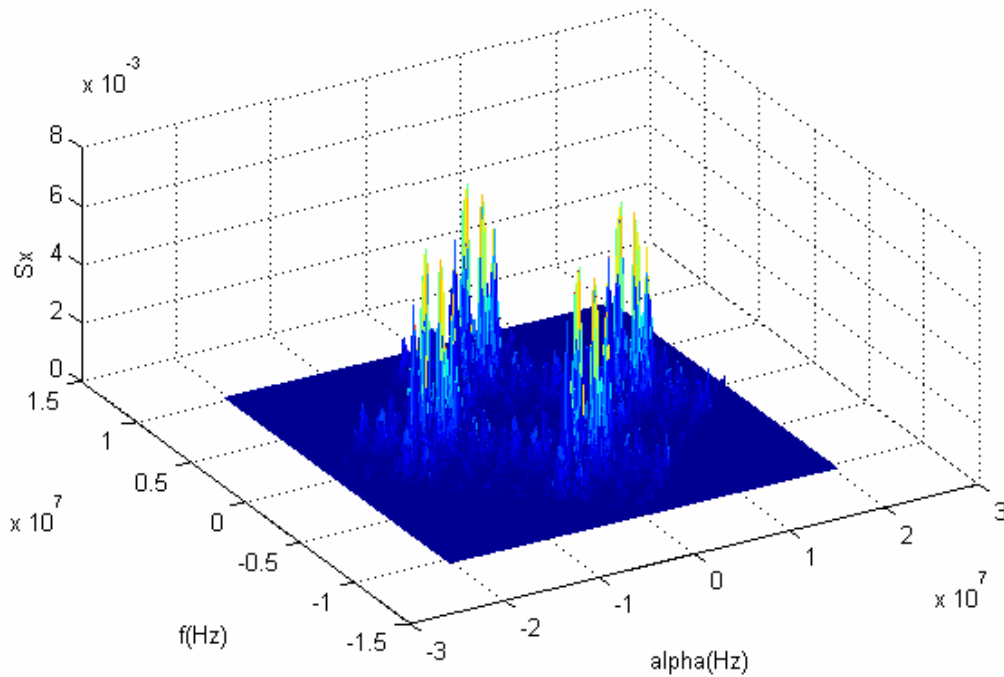


Figura 4-63 SCF estimada para señal Galileo E1.

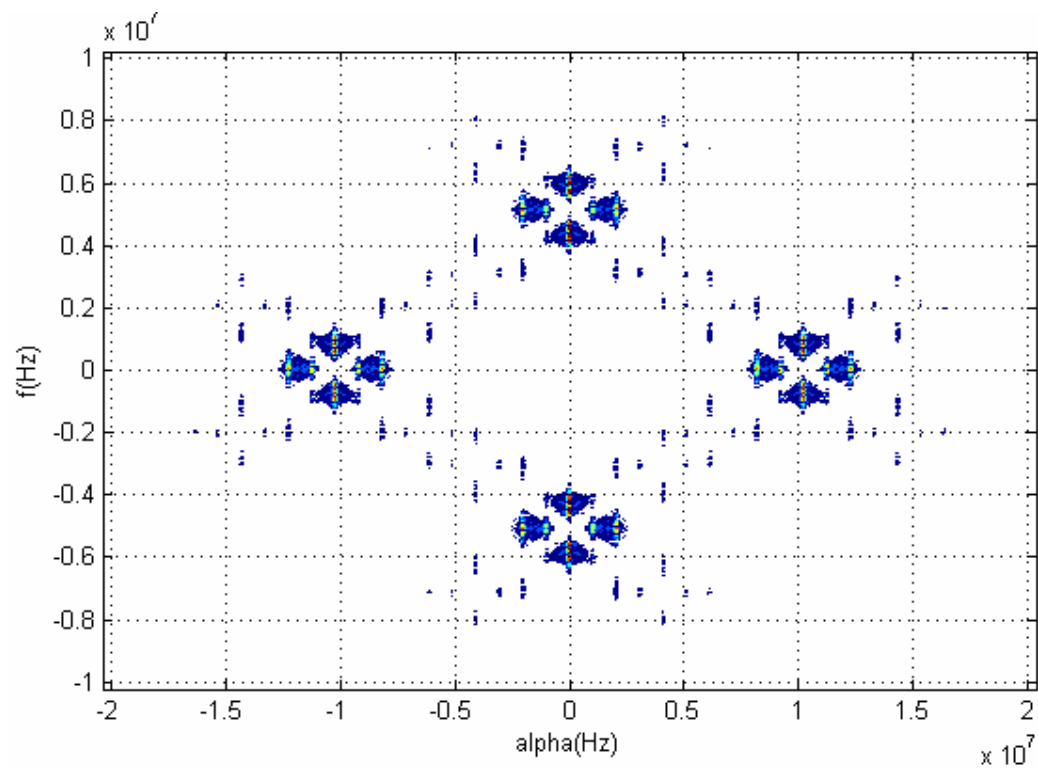


Figura 4-64 Contorno de la SCF para señal Galileo E1.

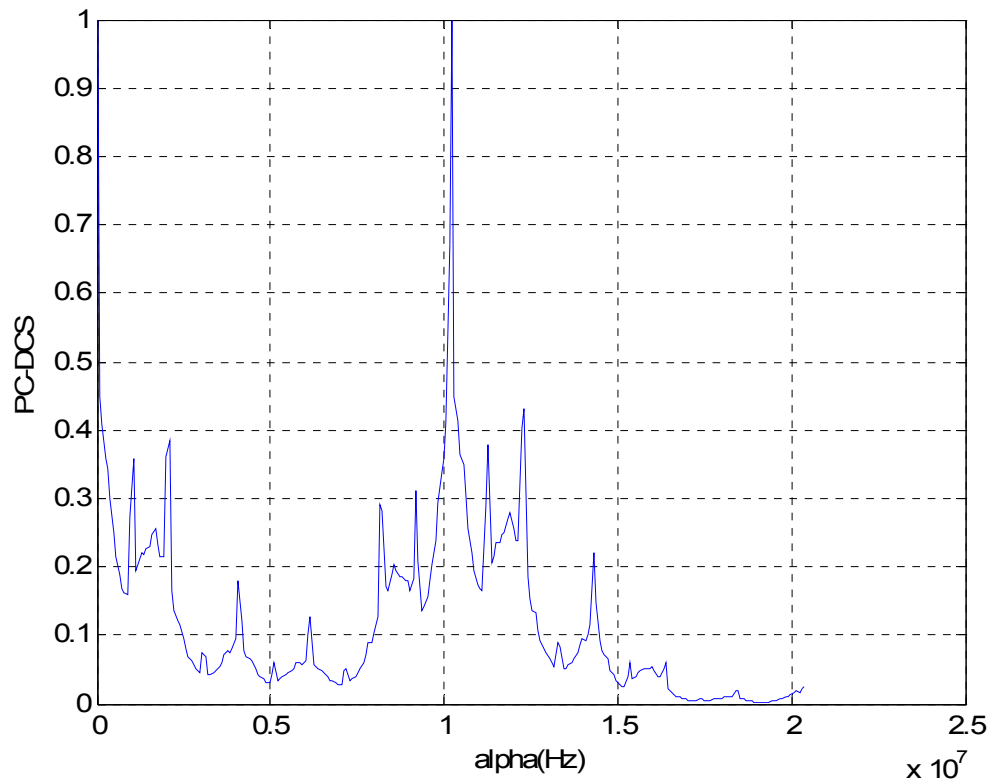


Figura 4-65 Función PC-DCS para señal Galileo E1.

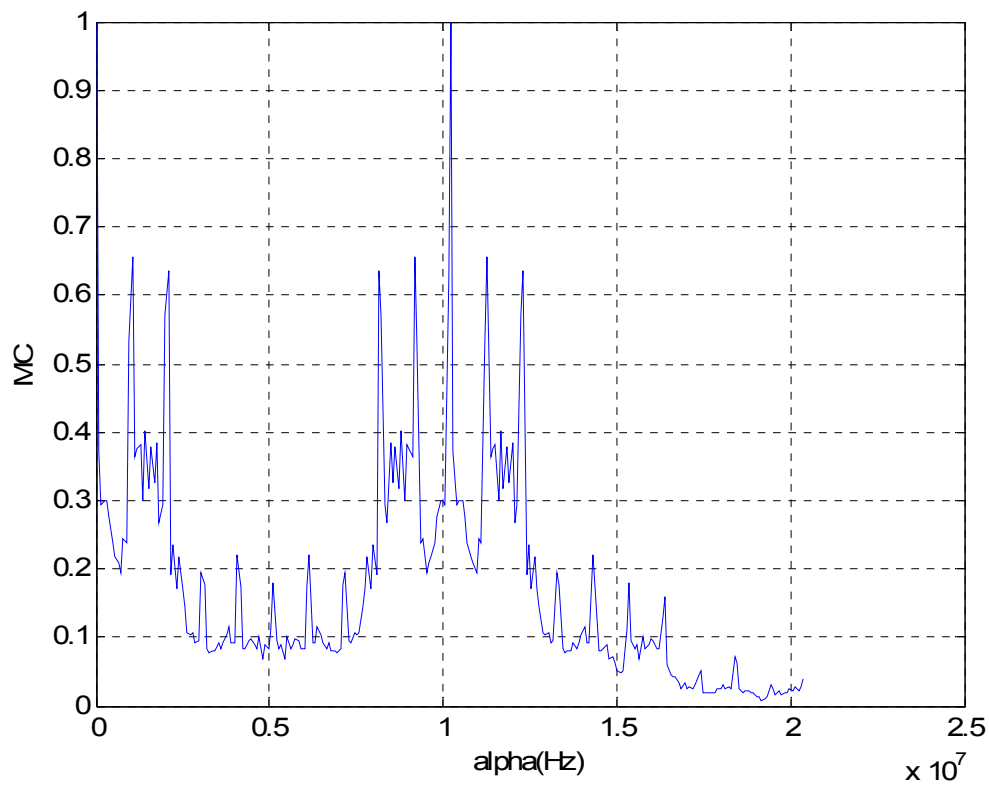


Figura 4-66 Función MC para señal Galileo E1.

Analizando más detalladamente la Figura 4-66, correspondiente a la función MC, se observa que la posición de los máximos relativos más significativos no se corresponde con la esperada teóricamente. En la Tabla 4-3 se muestran el valor teórico y el valor estimado para la frecuencia cíclica asociada a dichos máximos.

$\alpha_{Teórico} (MHz)$	$\alpha (MHz)$
1,023	1,039
2,046	2,078
8,184	8.152
9,207	9.191
10,23	10,23
11,253	11.27
12,276	12,31

Tabla 4-3 Frecuencias cíclicas más significativas para señal E1 con $\Delta f = 131072 \text{ Hz}$ y $\Delta \alpha = 16384 \text{ Hz}$.

Se observa que únicamente se corresponde con el valor esperado teóricamente el pico en $2f_0$. El error cometido en el resto se debe a la resolución del algoritmo utilizado para la estimación de la SCF. Con $\Delta f = 131072 \text{ Hz}$ y $\Delta \alpha = 16384 \text{ Hz}$, el valor del parámetro N_p es de 256. La representación de la frecuencia cíclica α se hace sobre $2N_p - 1$ valores entre $[-f_s, f_s - 1]$, lo cual implica incrementos de 0,0799 MHz en los valores representados. Así, por ejemplo, trabajando con valores normalizados, observamos que el primer pico significativo se halla en $\hat{\alpha} = 0.0508$. Teniendo en cuenta que la frecuencia finalmente representada se obtiene como $\alpha = \hat{\alpha} \times f_s$, dicho valor se corresponde con 1,039 MHz.

Debido a los problemas que presenta Matlab con respecto al tamaño máximo de las matrices con las que puede operar, la máxima resolución a la que hemos podido trabajar con la señal E1 es $\Delta f = 65536 \text{ Hz}$ y $\Delta \alpha = 8192 \text{ Hz}$, que suponen un valor de $N_p = 512$ y, por tanto, incrementos de 0.0399 MHz en las frecuencias cíclicas representadas. En la Figura 4-67 y la Figura 4-68 se muestran, respectivamente, las funciones PC-DCS y MC obtenidas en este caso, mientras que en la Tabla 4-4 se muestran el valor teórico y el estimado para frecuencia cíclica asociada a los mismos máximos relativos del caso anterior.

Así, aunque observamos que la posición del primer máximo no ha variado, al continuar estando en $\hat{\alpha} = 0.0508$, la posición del segundo sí que ha sufrido variación. En concreto, el máximo se halla en $\hat{\alpha} = 0.0996$, que se corresponde con la frecuencia cíclica de 2,038 MHz, mientras que el valor teórico normalizado debería ser $\hat{\alpha}_{\text{Teórico}} = 0.1$. Además, al aumentar la resolución, también se observa un cambio en el valor de dichos máximos, aumentando el valor de los asociados a la velocidad de chip.

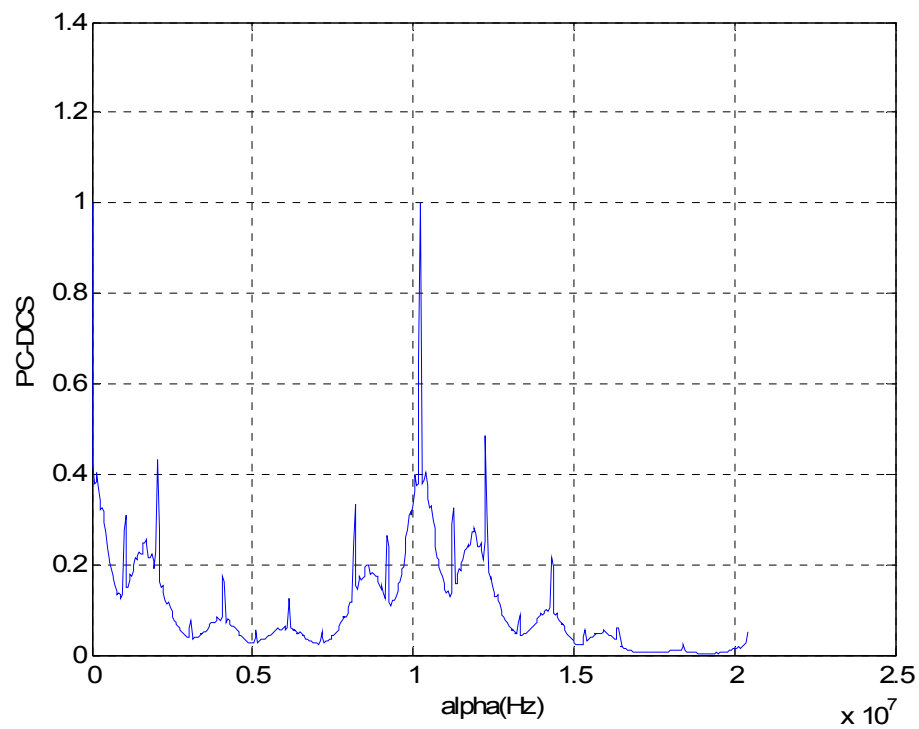


Figura 4-67 Función PC-DCS para señal Galileo E1 con $\Delta f = 65536$ Hz y $\Delta \alpha = 8192$ Hz.

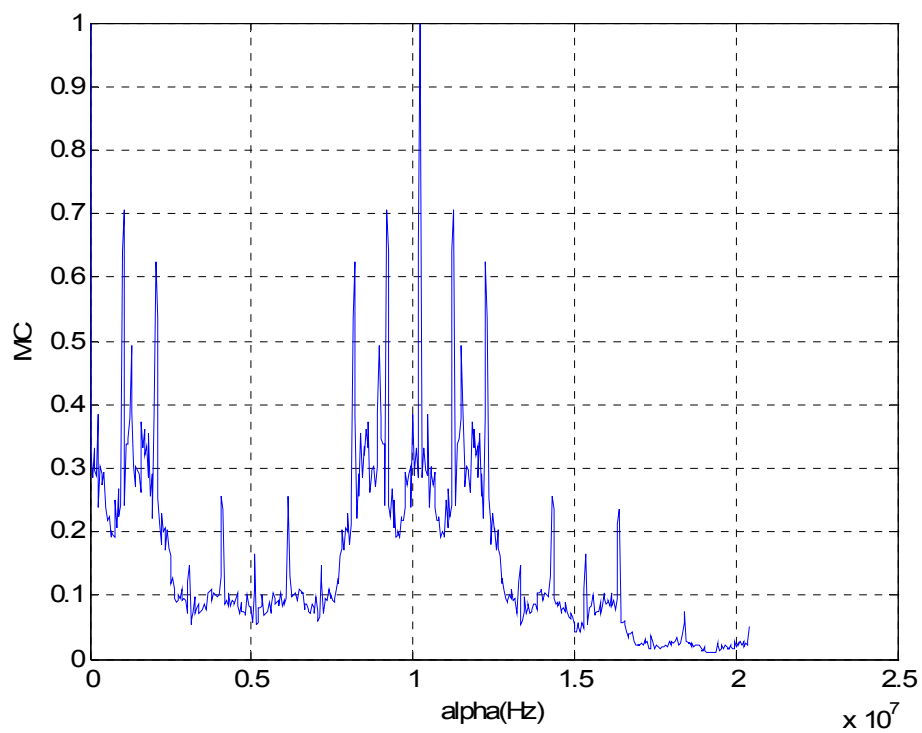
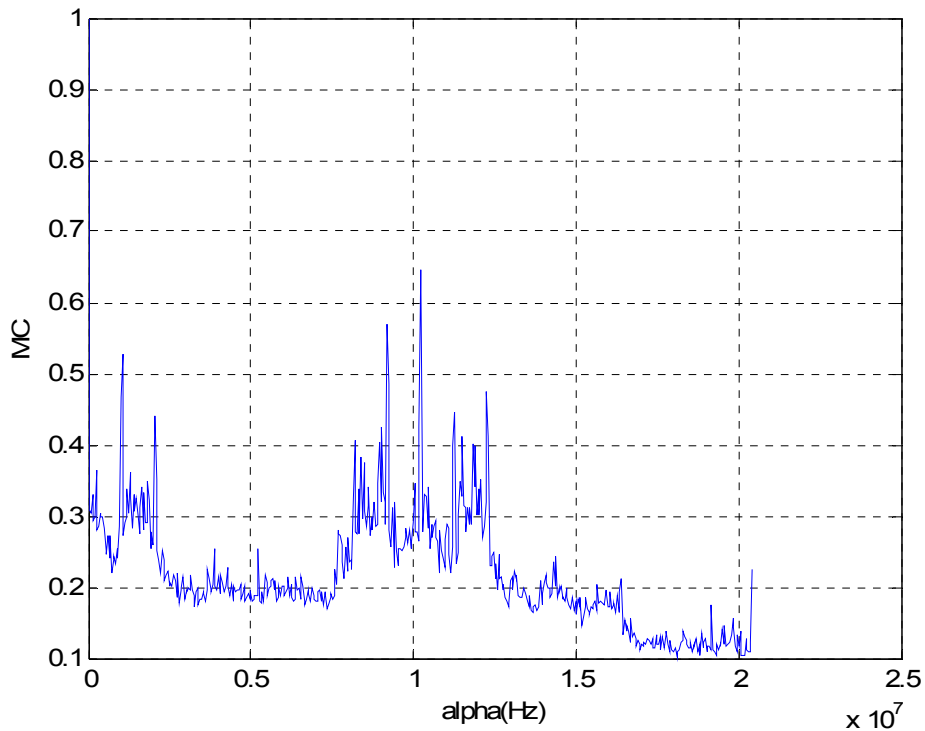


Figura 4-68 Función MC para señal Galileo E1 con $\Delta f = 65536$ Hz y $\Delta \alpha = 8192$ Hz.

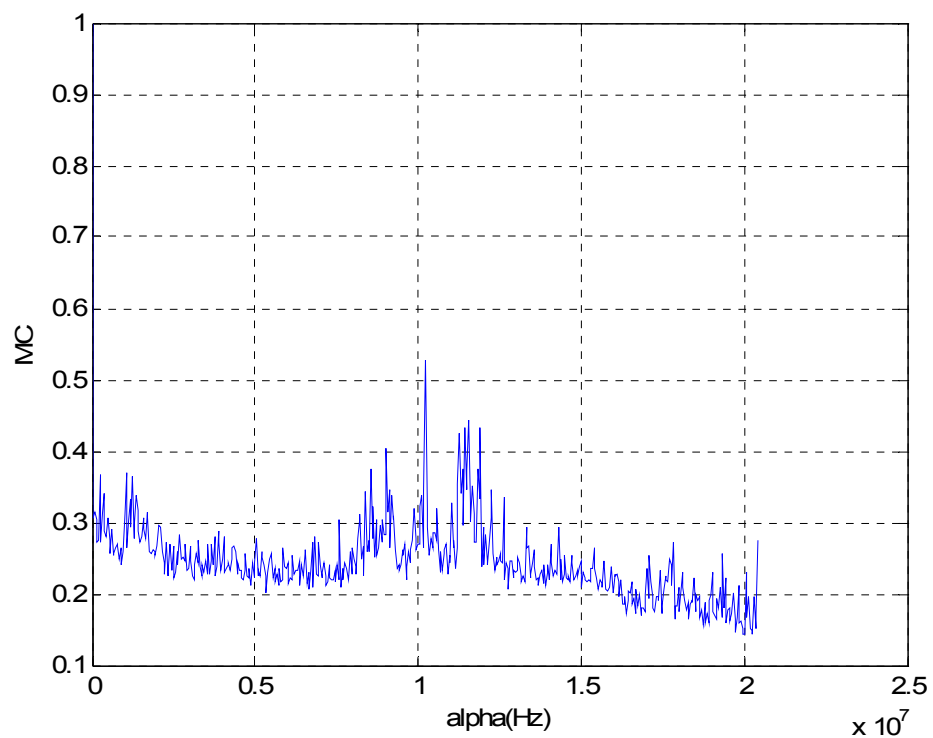
$\alpha_{\text{Teórico}} \text{ (MHz)}$	$\alpha \text{ (MHz)}$
1,023	1,039
2,046	2,038
8,184	8.192
9,207	9.191
10,23	10,23
11,253	11,27
12,276	12,27

Tabla 4-4 Frecuencias cíclicas más significativas para señal E1 con $\Delta f = 65536 \text{ Hz}$ y $\Delta \alpha = 8192 \text{ Hz}$.

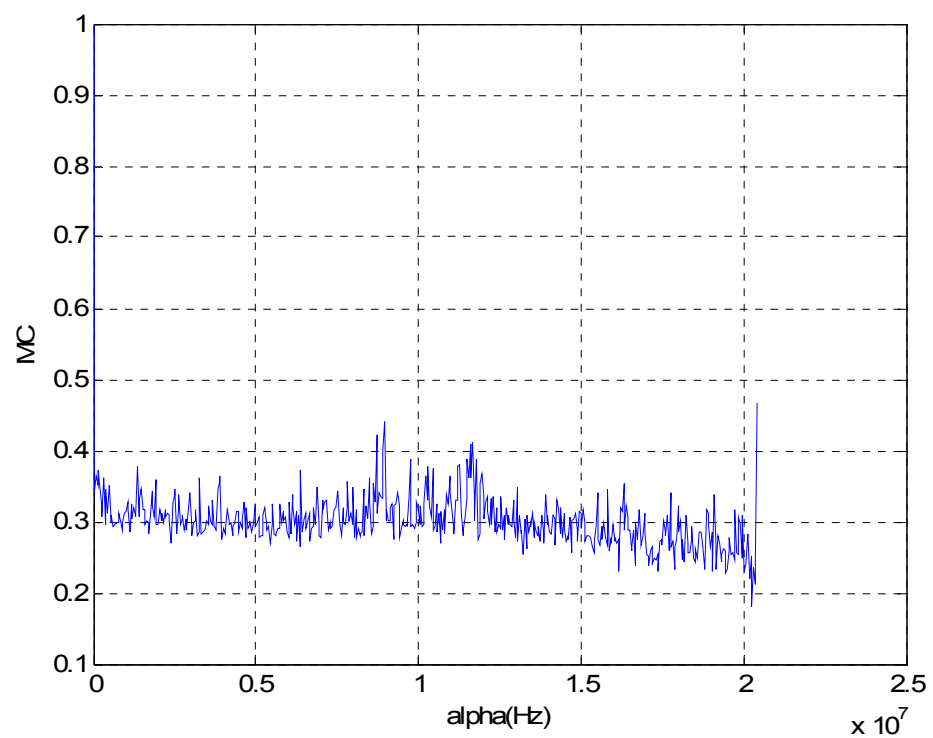
Por último, se muestran los resultados obtenidos en las simulaciones realizadas para el caso en que la señal se halla contaminada con ruido AWGN, centrándonos especialmente en trabajar con SNR negativas. Dado que durante la verificación del algoritmo se ha observado que las funciones más útiles en estos casos son la función MC y la figura de contorno de la SCF, únicamente se muestran, en la Figura 4-69 y la Figura 4-70, dichas funciones para SNR de -5, -10 y -15 dB respectivamente.



(a) SNR = - 5 dB.



(b) SNR = - 10 dB.

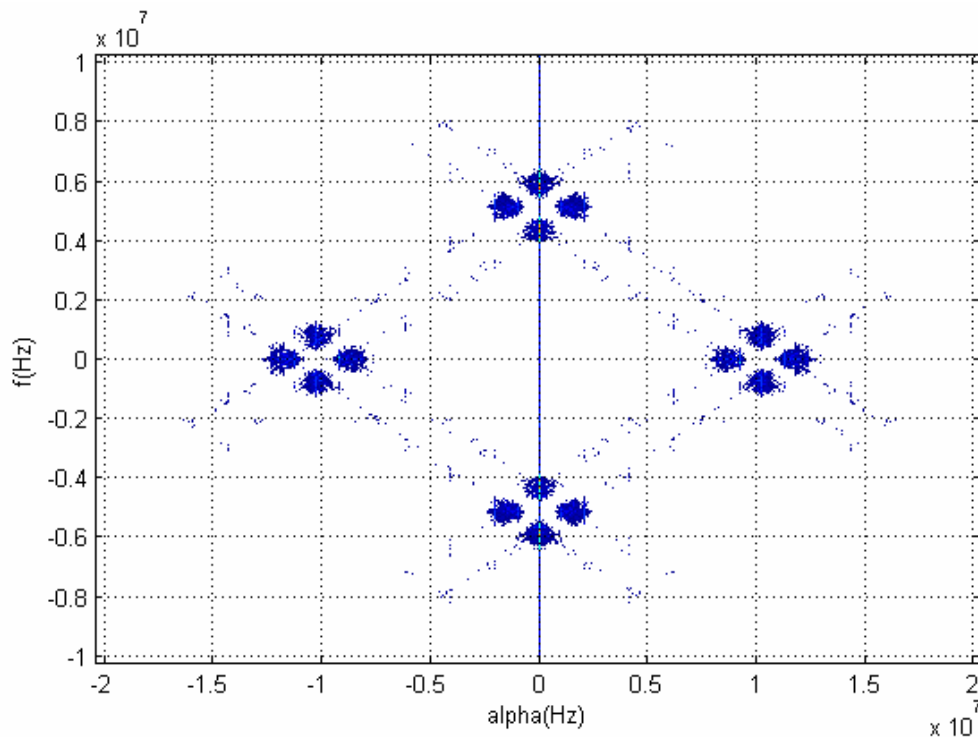


(c) SNR = - 15 dB.

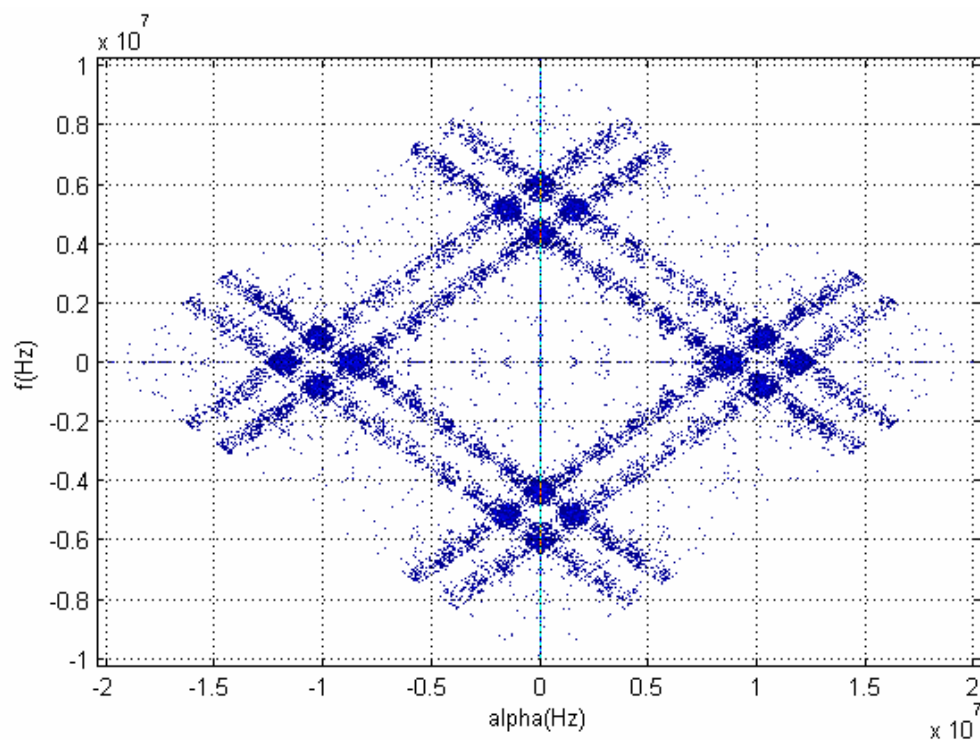
Figura 4-69 Función MC para señal Galileo E1 con diferentes SNR.

Por lo que respecta a la función MC, mostrada en la Figura 4-69, se observa que, en este caso, es mucho menos robusta que la figura de contorno, puesto que la degradación que sufren los máximos asociados a las características cíclicas de la señal E1 es mucho más rápida que la que se produce en la figura de contorno, al igual que ocurría con la modulación BPSK. Así, para una SNR de -10 dB prácticamente sólo se puede apreciar claramente el máximo asociado a la frecuencia portadora, mientras que para una SNR de -15 dB, estos máximos desaparecen completamente y se observan otros que no están relacionados con los que definen el patrón de la señal E1.

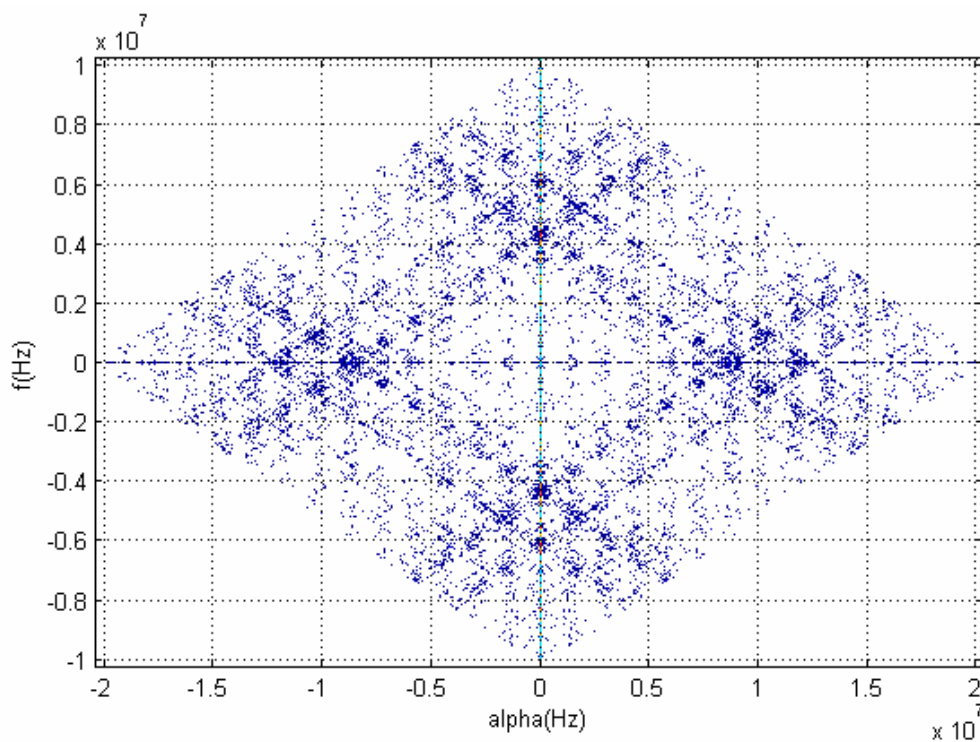
Analizando la Figura 4-70 se observa que hasta una SNR de -10 dB, el contorno de la SCF permite apreciar claramente el patrón que caracteriza a la señal E1. Sin embargo, vemos que dicho patrón aún resulta distinguible, aunque con cierta dificultad, en la figura de contorno hasta para una SNR de -15 dB, tal y como se muestra en la Figura 4-70, lo que indica que dicha figura resulta más apropiada para la detección de la señal en condiciones de baja SNR.



(a) SNR = -5 dB.



(b) SNR = - 10 dB.



(c) SNR = - 15 dB.

Figura 4-70 Contorno de la SCF para señal Galileo E1 con diferentes SNR.

5 Conclusiones y Líneas de Trabajo Futuras.

En desarrollo de este proyecto se ha hecho un breve repaso del origen del término *Cognitive Radio*, presentando distintas arquitecturas ya implementadas y estándares relacionados con la tecnología CR. También se han comentado posibles aplicaciones futuras así como ciertos factores clave para el desarrollo de dicha tecnología, prestando especial atención a los distintos métodos propuestos actualmente para realizar el *spectrum sensing*, definiendo sus principales características y comentando las ventajas e inconvenientes de dichos métodos.

Tras una introducción a los fundamentos teóricos del Análisis Espectral Cíclico, se han presentado diferentes métodos para la estimación de la SCF, así como una descripción teórica de los principales algoritmos desarrollados hasta el momento para su cálculo de forma eficiente en términos de coste computacional.

Con el objetivo de disminuir la complejidad en la futura implementación del detector, después de repasar ciertos aspectos relacionados con la teoría de la detección de señales, se han definido las siguientes transformaciones de la SCF:

- Perfil Cíclico basado en la medida del grado de cicloestacionariedad (PC-DCS).
- Función de Máximo Corte (MC).
- Función de Frecuencia Espectral Nula (FEN).

A continuación, se ha realizado una descripción detallada del funcionamiento e implementación del algoritmo FAM, utilizado para la estimación de la SCF, mediante Matlab. La implementación del FAM se ha hecho de tal forma que facilite la utilización del mismo, puesto que los únicos parámetros requeridos son:

- La señal de entrada.
- La frecuencia de muestreo utilizada (f_s).
- Las resoluciones deseadas, tanto en frecuencia espectral (Δf) como en frecuencia cíclica ($\Delta \alpha$).

El programa permite mostrar resultados obtenidos mediante las siguientes gráficas:

- Gráfica tridimensional de la SCF.
- Figura de contorno de la SCF.
- Perfil cíclico basado en la medida del grado de cicloestacionariedad, PC-DCS.
- Función de máximo corte, MC.
- Función de máximo para frecuencia espectral nula, FEN.
- Cortes de la SCF para distintos valores de la frecuencia espectral, f .

Para verificar el correcto funcionamiento del algoritmo programado se han realizado distintas simulaciones con modulaciones cuya SCF teórica era conocida de antemano, tanto analógicas (DSB-SC y DSB-TC) como digitales (BPSK y QPSK), en ausencia de ruido. Puesto que la calidad de la estimación de la SCF realizada mediante FAM depende en gran parte de las resoluciones deseadas, cuando se requiere una alta resolución, el programa genera un gran volumen de datos. La elección de Δf y $\Delta \alpha$ está directamente relacionada con la frecuencia de muestreo y, por tanto, con la frecuencia de la señal de entrada. Por este motivo, se han hecho simulaciones para estudiar la influencia que tiene la elección de dichos parámetros sobre la fiabilidad de la SCF estimada en relación al coste computacional.

Es importante destacar el hecho de que el valor de Δf y $\Delta \alpha$ condiciona el tamaño de las matrices con las que debe trabajar Matlab. Esto ha provocado que, debido a limitaciones computacionales relacionadas con el tamaño máximo de las matrices con las que la versión de Matlab utilizada permite trabajar, no haya sido posible la obtención de resultados con una mayor resolución. Además, por problemas con la representación gráfica de funciones, en ciertos casos no ha sido posible obtener la gráfica tridimensional de la SCF o de su figura de contorno.

Para el caso de DSB-SC y BPSK, se han realizado también simulaciones en presencia de ruido AWGN, centrándonos especialmente en el estudio de la figura contorno de la SCF y las funciones PC-DCS, MC y FEN en el caso de trabajar con SNR negativas (de hasta -15 dB). Para SNR positivas, los resultados obtenidos son similares desde el punto de vista de su uso tanto para la detección de características cíclicas como para la identificación de señal. Sin embargo, tras las simulaciones realizadas, hemos llegado a la conclusión de que para SNR negativas, la función de contorno de la SCF y la función MC son las que mejor mantienen las características cíclicas de las señales y, por tanto, son las más útiles para la detección e identificación de señal.

Cabe destacar que la obtención de la función PC-DCS se basa, de forma simplificada, en un detector de energía, pero aplicado a las distintas frecuencias cíclicas, por lo que es normal que sus

prestaciones empeoren rápidamente en condiciones de baja SNR. Ocurre lo mismo con la función FEN, puesto que su funcionamiento es similar al la PSD.

Finalmente, cumpliendo con el objetivo inicial del proyecto, se han realizado varias simulaciones con la señal Galileo E1, obteniéndose en primer lugar la representación tridimensional de su SCF, su figura de contorno y la función MC en ausencia de ruido. Se ha comprobado que tanto la figura de contorno como la función MC presentan un patrón que es propio de la señal, permitiendo identificar parámetros de la modulación como su frecuencia portadora o la velocidad de chip. Asimismo, se ha comprobado cómo la resolución del algoritmo puede afectar en la detección de ciertas características de la señal, tales como su frecuencia portadora o su velocidad de chip.

En las simulaciones realizadas en presencia de ruido AWGN únicamente se han obtenido las gráficas de la función MC y la figura de contorno, puesto que en las simulaciones llevadas a cabo durante la verificación del algoritmo son las que han demostrado ser más robustas en el caso de trabajar con SNR negativas, siendo éste el principal caso a estudiar con la señal Galileo. Hemos comprobado cómo ambas funciones pueden permitir la detección e identificación de la señal CBOC hasta SNR de -10 dB. Para SNR inferiores, observamos que la figura de contorno de la SCF, aunque con ciertas dificultades, continúa mostrando el patrón que caracteriza a la señal CBOC, mientras que la función MC pierde prácticamente dicho patrón.

5.1.1 Líneas de Trabajo Futuras.

Las recomendaciones para futuros proyectos se centran en dos aspectos: las posibles mejoras a realizar sobre el algoritmo FAM y la implementación del detector, evaluando su funcionamiento. Como ya se ha comentado, el Análisis Espectral Cíclico es una tarea costosa. Pese a que el algoritmo FAM ha demostrado ser una herramienta útil para la estimación de la SCF, cualquier mejora sobre su coste computacional o resolución es bienvenida. Durante el desarrollo de este proyecto surgió la idea de reemplazar las operaciones realizadas mediante la FFT por la Transformada Wavelet, por lo que un posible futuro trabajo es realizar dicha sustitución y evaluar los posibles beneficios de la misma en términos de resolución y coste computacional.

Además, uno de los principales inconvenientes que presenta el algoritmo FAM, tal y como está programado, es el hecho de que está diseñado para operar con señales paso bajo, mientras que la señal IF de un receptor digital suele ser una señal paso banda. Por este motivo, otra posible mejora es la modificación del algoritmo para permitir la estimación de la SCF de señales paso banda, sin pérdida de resolución o aumento del coste computacional con respecto al algoritmo original.

Por lo que respecta al detector, dado que durante las simulaciones realizadas se ha observado que las funciones que presentan un mejor comportamiento con SNR negativa son la de la figura de contorno de la SCF y la función MC, sugerimos la utilización de dichas funciones a la hora realizar su implementación y evaluación, obteniéndose tanto su ROC como la gráfica de P_D vs. SNR_{IN} para una P_{FA} determinada y el tiempo de ejecución para distintos tipos de modulaciones. El hecho de que ambas funciones presenten patrones distintos para cada modulación permite también su utilización para la identificación de la señal. Por este motivo, creemos que el uso de técnicas de reconocimiento de patrones a partir de ambas funciones es otra de las líneas que deben ser exploradas en futuros proyectos.

Finalmente queremos destacar que, actualmente, la estimación espectral cíclica sigue basándose fundamentalmente en el periodograma. Durante el desarrollo del proyecto no hemos encontrado ninguna investigación sobre nuevos métodos de estimación espectral cíclica. Al igual que el análisis mediante banco de filtros o el estimador de Capon supusieron una evolución y mejora con respecto al periodograma, creemos que el desarrollo de métodos equivalentes para la estimación espectral cíclica es una de las futuras líneas de trabajo más interesantes, permitiendo el desarrollo de nuevos algoritmos y detectores más eficientes.

6 Bibliografía

[1] Frequency Allocation Chart, National Telecommunications and Information Administration. Disponible en <http://www.ntia.doc.gov/osmhome/allochrt.pdf> Último acceso el 6-11-2009.

[2] FCC, Spectrum Policy Task Force Report, ET Docket No. 02-155. Nov. 2002.

[3] D. Cabric, S. M. Mishra, R. W. Brodersen, "Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios", in : Proc. 38th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Nov. 2004, pp. 772-776.

[4] A. Petrin, P.G. Steffes, "Measurement and Analysis of Urban Spectrum Usage", in: Proc. Of the 2004 International Symposium on Advanced Radio Technologies NTIA Special Publication SP-04-409, 2004, pp. 45-48. Presented at the 2004 International Symposium on Advanced Radio Technologies, Boulder, CO, March 3, 2004.

[5] D. Cabric, S. M. Mishra, R. W. Brodersen, "Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios", in : Proc. 38th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Nov. 2004, pp. 772-776.

[6] M. López-Benítez, A. Umberto, F. Casadevall: "Evaluation of Spectrum Occupancy in Spain for Cognitive Radio Applications", IEEE 69th Vehicular Technology Conference (VTC 2009 Spring), Barcelona, 26-29 April 2009.

[7] FCC, "Notice of Proposed Rulemaking (NPRM 03 322): Facilitating Opportunities for Flexible, Efficient and Reliable Spectrum agile Radio Technologies" ET Docket No. 03 108, Dec. 2003.

[8] FCC, ET Docket No. 03-108. Mar. 2005.

[9] DARPA XG Working Group, "The XG Architectural Framework V1.0", 2003.

[10] DARPA XG Working Group, "The XG Vision RFC", 2003.

-
- [11] C. Bergstorm, S. Chuprun, D. Torrieri, "Adaptative Spectrum Exploitation using Software Defined Radios", IEEE Radio and Wireless Conference, pp. 113-116, 1999.
- [12] P. K. Lee, "Joint Frequency Hopping and Adaptative Spectrum Exploitation", IEEE MILCOM, pp. 566-570, Vol. 11, 2001.
- [13] S. Haykin, "Cognitive Radio: brain-empowered wireless communications", IEEE Journal on Selected Areas in Communications 23 (2), pp. 201-220, 2005.
- [14] J. Proakis, "Digital Communications", 3rd edition, Mc Graw Hill.
- [15] H. Urkowitz, "Energy detection of unknown deterministic signals", Proc. IEEE, vol 55, pp. 523-531, Apr. 1967.
- [16] F. Digham, M. Alouini, M. Simon, "On the Energy Detection of Unknown Signals over Fading Channels", IEEE Transactions on Communications, Vol. 55, NO. 1, Jan. 2007.
- [17] Gardner, W.A., "Signal Interception: A Unifying Theoretical Framework for Feature Detection", IEEE Transactions on Communications n.36, pp. 897-906, Aug. 1988.
- [18] Gardner, W.A., "Measurement of Spectral Correlation", IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 34, n.5, Oct. 1986.
- [19] Roberts, R.S., W.A. Brown, H.H. Loomis Jr., "Computationally Efficient Algorithms for Cyclic Spectral Analysis", IEEE Signal Processing Magazine, Apr. 1991.
- [20] J. Mitola III, "Software radios-survey, critical evaluation and future directions", Telesystems Conference, pp. 13--15, May. 1992.
- [21] R.I. Lackey, D. W. Upmal, "SpeakEasy: The Military Software Radio", IEEE Communications Magazine, Vol. 33, New York, pp. 5-6-61, May. 1995.
- [22] <http://www.globalsecurity.org/military/systems/ground/jtrs.htm> Último acceso el 6-11-2009.
- [23] <http://www.janes.com/articles/Janes-Military-Communications/AN-USC-61-Digital-Modular-Radio-DMR-United-States.html> Último acceso el 6-11-2009.

-
- [24] <http://www.eda.europa.eu/> Último acceso el 6-11-2009.
- [25] <http://gnuradio.org/trac/wiki> Último acceso el 6-11-2009.
- [26] http://www.ettus.com/downloads/usrp_v4.pdf Último acceso el 6-11-2009.
- [27] J. Mitola III, "Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio", PhD thesis, KTH Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden, 2000.
- [28] National Telecommunications and Information Administration, on FCC ET Docket No. 03-108: "Facilitating Opportunities for Flexible, Efficient and Reliable Spectrum Use Employing Cognitive Radio Technologies", Feb. 2005.
- [29] IEEE USA, "Improving Spectrum Usage through Cognitive Radio Technology", IEEE USA Position, Nov. 2003.
- [30] IEEE 1900.1 Group, Draft Document, "Standard Definitions and Concepts for Spectrum Managment and Advanced Radio System Technologies", Jun. 2006.
- [31] FCC, "Notice of Proposed Rulemaking (NPRM 03 322): Facilitating Opportunities for Flexible, Effiecient and Reliable Spectrum agile Radio Technoligies" ET Docket No. 03 108, Dec. 2003.
- [32] J. Neel, R. Gilles, "The Role of the Game Theory in the Analysis of Software Radio Networks", Proc. Software Defined radio Forum Technical Conference and Product Exhibition (SDR'02), vol. 2, pp. NP-3-02, San Diego, California, USA, Nov. 2002.
- [33] T. Weiss, F. Jondral, "Spectrum Pooling: An Innovative Strategy for the Enhancement of Spectrum Efficiency", IEEE Communications Magazine, 42: S8-S14, Mar. 2004.
- [34] F. Capar, I. Martoyo, T. Weiss, F. Jondral, "Comparison of Bandwidth Utilization for Controlle and Uncontrolled Channel Assignment in a Spectrum Poolong System", Proc. Of the IEEE 55th Vehicular Technology Conference VTC Spring 2002, pp. 1069-1073, Birmingham (AL), 2002.
- [35] D. Cabric, S. M. Mishra, D. Willkomm, R. Brodersen, A. Wolisz, "A Cognitive Radio Approach for Usage of Virtual Unlicensed Spectrum", Proc. 14th IST mobile and Wireless Communications Summit, June 2005.

-
- [36] S. M. Mishra, D. Cabric, C. Chang, D. Willkomm, B. Schewick, A. Wolisz, R. Brodersen, "A Real Time Cognitive Radio Testbed for Physical and Link Layer Experiments", Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 562-567, Nov. 2005.
- [37] Nautilus Project Website. Disponible en <http://www.cs.ucsb.edu/~htzheng/cognitive/nautilus.html> Último acceso el 6-11-2009.
- [38] H. Zheng, L. Cao, "Collaboration and Fairness in opportunistic Spectrum Access", in Proc. IEEE ICC 2005, vol. 5, pp. 3132-3136, May. 2005.
- [39] L. Cao, H. Zheng, "Distributed Spectrum Allocation via Local Bargaining" in Proc. IEEE Sensor and Ad Hoc Communications and Networks (SECON) 2005, pp. 475-486, Sep. 2005.
- [40] H. Zheng, C. Peng, "Device-centric Spectrum Managment" in Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 56-65, Nov. 2005.
- [41] <http://www.adapt4.com/adapt4-products.php> Último acceso el 6-11-2009.
- [42] DARPA XG Working Group, "The XG Architectural Framework V1.0", 2003.
- [43] DARPA XG Working Group, "The XG Vision RFC", 2003.
- [44] J. Neel, "Analysis and Design of Cognitive Radio Networks and Distributed Radio Resource Managment Algorithms", PhD thesis, Virginia Tech, Blacksburg, Virginia, USA, Sep. 2006.
- [45] <http://www.openairinterface.org/projects/page1013/page1034.en.htm> Último acceso el 6-11-2009.
- [46] IEEE 802.22 Working Group, "WRAN Reference Model", Doc. Num. 22-04-0002-12-0000.
- [47] C. Cordeiro, K. Challapali, D. Birru, S. Shankar, "IEEE 802.22: the First Worldwide Wireless Standard Based on Cognitive Radios", in Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 328-337, Nov. 2005.
- [48] <http://standards.ieee.org/getieee802/download/802.11h-2003.pdf> Último acceso el 6-11-2009.
- [49] B. Fette, "Introduction to Cognitive Radio", SDR Forum Technical Conference, Nov. 2005.
- [50] <http://www.memsnet.org> Último acceso el 6-11-2009.

-
- [51] A. Sahai, N. Hoven, R. Tandra, "Some Fundamental Limits in Cognitive Radio", Allerton Conference on Communications, Control and Computing, Oct. 2004.
- [52] G. Ganesan, Y.G. Li, "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks", Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 137-143, Nov. 2005.
- [53] Gardner, W.A., A. Napolitano, L. Paura, "Cyclostationarity: Half a Century of Research". Disponible en www.elsevier.com Último acceso el 6-11-2009.
- [54] Ganesan, G., Y.G. Li, "Agility Improvement Through Cooperative Diversity in Cognitive Radio Networks", Proc. GLOBECOM, pp. 131-136, Nov. 2005.
- [55] S.M. Mishra, A. Sahai, R.W. Brodersen, "Cooperative Sensing Among Cognitive Radios", IEEE ICC06, Vol. 4, pp. 1658-1663, Jun. 2006.
- [56] S. Shankar, C. Cordeiro, K. Challapali, "Spectrum Agile Radios: Utilization and Sensing Architectures", Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 160-169, Nov. 2005.
- [57] FCC, ET Docket No 03-237, Nov. 2003.
- [58] T.X. Brown, "An Analysis of Unlicensed Device Operation in Licensed Broadcast Service Bands", Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 11-29, Nov. 2005.
- [59] B. Wild, K. Ramchandran, "Detecting Primary Receivers for Cognitive Radio Applications", Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 124-130, Nov. 2005.
- [60] Da Costa, E.L., "Detection and Identification of Cyclostationary Signals", MS Thesis, Monterrey (CA): Naval Postgraduate School, Mar. 1996.
- [61] Carter, N. J., "Implementation of Cyclic Spectral Analysis Methods", MS Thesis, Monterrey (CA): Naval Postgraduate School, Dec. 1992.
- [62] Zizanovic, G.D., W.A.Gardner, "Degrees of Cyclostationarity and Their Applications to Signal Detection and Estimation", IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 22: pp. 287-297, Apr. 1991.
- [63] April, E. "On the Implementation of the Strip Spectral Correlation Algorithm for Cyclic spectrum Estimation", Technical Note 94-2, Defence Research Establishment, Ottawa, Feb. 1994.

-
- [64] Carter, G. C., E.H. Scanell Jr., "Confidence Bounds for Magnitude-Squared Coherence Estimates", en *Coherence Estimation*, Ed. G.C. Carter y A. H. Nuttall. Scientific and Engineering Studies, Newport RI: Naval Underwater Systems Center, 1979.
- [65] Kay, S.M., "Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory", Ed. Prentice Hall, 1998.
- [66] A. Ghasemi, E.S. Sousa, "Collaborative Spectrum Sensing for Opportunistic Access in Fading Environment", Proc. IEEE DySPAN 2005, pp. 131-136, Nov. 2005.
- [67] Gardner, W. A., C.M. Spooner, "Signal Interception: Performance Advantages of Cyclic-Features Detectors", IEEE Transactions on Communications, n.40, pp. 149-159, Jan. 1992.
- [68] Gardner, W. A., "Spectral Correlation of Modulated Signals: Part I –Analog Modulation", IEEE Transactions on Communications, Vol. 35, n.6, pp. 584-594, Jun. 1987.
- [69] Gardner, W. A., "Spectral Correlation of Modulated Signals: Part II –Digital Modulation", IEEE Transactions on Communications, Vol. 35, n.6, pp. 584-594, Jun. 1987.
- [70] Chen, H.S., Gao, W., Daut, D.G., "Spectrum Sensing Using Cyclostationary Properties and Application to IEEE 802.22 WRAN", GLOBECOM 2007, pp. 3133-3138, Nov. 2007.
- [71] <http://pnt.gov/public/docs/2004/gpsgalileoagreement.pdf> Último acceso 6-11-2009.
- [72] Galileo Open Service, Signal in Space Interface Control Document. © 2008 European Space Agency / European GNSS Supervisory Authority.
- [73] Hein, G.W., J.A. Ávila.Rodríguez, S. Wallner et al., "MBOC: the new optimized spreading modulation recommended for Galileo L1 OS and GPS L1C", in Proceedings of the IEEE/ION Position, Localization and Navigation Symposium (PLANS'06), pp. 883-892, San Diego, CA, USA, Apr. 06. Disponible en <http://forschung.unibw.de/papers/vzxd16yzotvouk1mzzrxa1uucwrgfe.pdf>. Último acceso 6-11-2009.
- [74] GPS-Galileo Working Group A MBOC Recommendations, "Recommendations on L1 OS/L1C Optimization", Mar. 2006. Disponible en <http://www.galileoju.com/page3.cfm> Último acceso 6-11-2009.