



**Identificación de los componentes espectrales de la señal de radio emitida
por la línea de hidrógeno de la Vía Láctea.**

Cruz Pantoja, Darling Micaela

Departamento de Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones

Carrera de Telecomunicaciones

Trabajo de integración curricular, previo a la obtención de título de Ingeniera en
Telecomunicaciones

MSc. Lara Mina Marco Fernando

Sangolquí, 13 de febrero de 2026



Cruz_Darling_Compilatio

3%
Textos sospechosos



< 1% Similitudes
 0 % similitudes entre comillas
 0 % entre las fuentes mencionadas
0% Idiomas no reconocidos
2% Textos potencialmente generados por la IA

Nombre del documento: Cruz_Darling_Compilatio.pdf
 ID del documento: 7e5875b8a7aaf9d2c459ee58f18582054cd1f5
 Tamaño del documento original: 2,27 MB

Depositante: MARCO FERNANDO LARA MINA
 Fecha de depósito: 13/2/2026
 Tipo de carga: interface
 fecha de fin de análisis: 13/2/2026

Número de palabras: 16.890
 Número de caracteres: 105.722

Ubicación de las similitudes en el documento:



Fuentes con similitudes fortuitas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	ociopedia.org Los avances tecnológicos que revolucionan la astronomía https://ociopedia.org/los-avances-tecnologicos-que-revolucionan-la-astronomia/	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (13 palabras)
2	Documento de otro usuario #62c452 Viene de de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (12 palabras)
3	132.248.9.195 Calculo de interferencia en enlace de microondas terrestres en M... http://132.248.9.195/pdtestdf/0349436/index.html	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (10 palabras)
4	leerciencia.net Efecto Doppler. Aplicaciones, fórmulas y ejercicios https://leerciencia.net/efecto-doppler/	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (10 palabras)
5	Documento de otro usuario #a14649 Viene de de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (10 palabras)

.....

MSc. Lara Mina Marco Fernando

Director

C.C: 1715140115



Departamento de Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones

Carrera de Telecomunicaciones

Certificación

Certifico que el trabajo de integración curricular: **“Identificación de los componentes espectrales de la señal de radio emitida por la línea de hidrógeno de la Vía Láctea.”** fue realizado por la señorita **Cruz Pantoja, Darling Micaela**, el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además fue revisado y analizada en su totalidad por la herramienta de prevención y/o verificación de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Sangolquí, 13 de febrero de 2026

.....

MSc. Lara Mina Marco Fernando

Director

C.C: 1715140115



Departamento de Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones

Carrera de Telecomunicaciones

Responsabilidad de Autoría

Yo **Cruz Pantoja, Darling Micaela**, con cédula de ciudadanía n° 1719159350 declaro que el contenido, ideas y criterios del trabajo de integración curricular: **Identificación de los componentes espectrales de la señal de radio emitida por la línea de hidrógeno de la Vía Láctea**, es de mi autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Sangolquí, 13 de febrero de 2026

.....

Cruz Pantoja, Darling Micaela

C.C.: 1719159350



Departamento de Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones

Carrera de Telecomunicaciones

Autorización de Publicación

Yo **Cruz Pantoja, Darling Micaela**, con cédula de ciudadanía n°1719159350 autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de integración curricular: **Identificación de los componentes espectrales de la señal de radio emitida por la línea de hidrógeno de la Vía Láctea** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi responsabilidad.

Sangolquí, 13 de febrero de 2026

.....

Cruz Pantoja, Darling Micaela

C.C.: 1719159350

Dedicatoria

Dedico esta tesis a Dios, por darme sabiduría, fortaleza y valentía para culminar esta etapa de mi vida.

A la memoria de mi abuelito Manuel Pantoja, quien sigue acompañándome cada día, espero que, desde el cielo, se sienta orgulloso de mí.

Dedico este logro a mi abuelita querida, la señora Guadalupe a quien amo, por enseñarme la palabra de Dios y darme refugio en los versículos cuando mi corazón se llenaba de angustia.

A mi mami, Viviana Pantoja, por motivarnos siempre a salir adelante y por remar sola el barco durante muchos años. Hoy compartimos los remos y este logro también es tuyo; sin ti, no estaría donde estoy.

A mis hermanas: Karelis, por mostrarnos el camino a seguir y ser un gran ejemplo; Travelina, por darme su mano cuando tenía miedo, brindarme calma en los momentos difíciles y por sus deliciosas recetas; y a mi hermanita Roma, por su ayuda incondicional y por recordarme que debo seguir adelante, porque alguien sigue mis pasos.

A Jhon, alias Tocarra, qué fortuna haberme sentado detrás de ti aquel día. Gracias por recordarme siempre que podía lograrlo, por ser mi ancla y brindarme tu apoyo incondicional.

A mi bebé Gordontua Rafael, mi pequeño compañero de vida y a todos mis gatitos Enana, Susy, Pucca, y los que cuida mi abuelito: Sansón, Nene, Cuysita, Voldy, Washington Cruz y Blanquito por regalarme tantas alegrías.

Cruz Pantoja, Darling Micaela

Agradecimiento

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a toda mi familia, cuyo amor, apoyo y paciencia me han sostenido. Sin ustedes, este logro no habría sido posible. Gracias por acompañarme en esta aventura de la vida, brindándome aliento y esperanza en cada paso.

Agradezco a mi tutor, MSc. Fernando Lara, por su guía, paciencia y conocimiento brindado. Su acompañamiento me permitió la realización de este estudio y crecer tanto académica como personalmente, inspirándome a dar siempre lo mejor de mí, ahora ya somos amigos.

Cruz Pantoja, Darling Micaela

Índice de Contenidos

Certificación	3
Responsabilidad de Autoría	4
Autorización de Publicación	5
Dedicatoria.....	6
Agradecimiento	7
Resumen	15
Capítulo I	17
Introducción	17
Antecedentes y Estado del Arte	19
Motivación del Proyecto	21
Justificación e Importancia	22
Alcance del Proyecto	22
Objetivos.....	24
Objetivo General:	24
Objetivos Específicos:.....	24
Capítulo II	24
Marco Teórico.....	24
El hidrógeno en el medio interestelar	24
Estructura hiperfina del hidrógeno neutro	25
Transición spin-flip y emisión de la línea de hidrógeno	25
La línea de hidrógeno de 21 cm	26
Relación entre Telecomunicaciones y Radioastronomía	27
Dominio del Tiempo.....	28
Dominio de la Frecuencia	28

Dominio Tiempo-Frecuencia.....	29
Densidad espectral de potencia	29
Efecto Doppler.....	30
Métodos de estimación espectral	30
Estimación Espectral No Paramétrica: Métodos Directo e Indirecto	31
Método Directo	32
Método Indirecto.....	32
Estimación Espectral Paramétrica: AR y MUSIC	33
Modelo AR	34
Algoritmo MUSIC.....	34
Estimación Espectral No Paramétrica: CWT y Superlets	35
Método CWT	35
Superlets	36
Capítulo III	37
Metodología	37
Señales de Radiotelescopio	37
Metodología	38
Estructura general	38
Etapa 1: Preprocesamiento y Acondicionamiento	39
Lectura de archivos IQ	39
Reconstrucción de Señal Analítica (I/Q)	40
Conversión de Frecuencia.....	40
La segmentación temporal (Ventaneo y Solapamiento).....	41
Etapa 2: Representaciones Tiempo-Frecuencia	42
Método Directo	42
Método Indirecto.....	44

	10
Modelo AR	47
Algoritmo MUSIC.....	50
Método CWT	52
ASLT	56
Etapa 3: Post-Procesamiento y Detección	58
Arquitectura Modular del Sistema.....	59
Métricas de detección y Energía.....	59
Métrica de Diferencia de potencia	59
Métrica de Desempeño Promedio	60
Capítulo IV	61
Análisis y discusión de los resultados	61
Configuración de las Pruebas y Selección de Datos.....	61
Caracterización Cualitativa de las Representaciones.....	62
Resultado del Método Directo	62
Resultado del Método Indirecto	63
Resultado del Modelo paramétrico AR	65
Resultado Método paramétrico MUSIC	66
Resultado Método no paramétrico CWT	68
Resultado Superlet.....	69
Análisis de Sensibilidad y Estabilidad	71
Sensibilidad de detección diferencia de potencia pico-fondo	71
Estabilidad.....	74
Síntesis Comparativa de Resultados.....	76
Capítulo V	78
Conclusiones	78
Recomendaciones	80

Trabajos Futuros.....	80
Referencias Bibliográficas.....	81
Anexos.....	85
Apéndice.....	94
Apéndice: Enlace del código fuente	94

Índice de Tablas

Tabla 1 Especificaciones Técnicas y Resultado Óptimo	37
Tabla 2 Comparativa de métricas de desempeño para cada representación tiempo-frecuencia	77

Índice de Figuras

Figura 1 Representación de la estructura hiperfina del átomo de hidrógeno y la transición de espín de 21 cm.	25
Figura 2 <i>Diagrama de Flujo del Algoritmo de Detección y Caracterización de Señales</i>	39
Figura 3 <i>Diagrama de bloques para el Método Directo</i>	42
Figura 4 Diagrama de bloques Método Indirecto.....	44
Figura 5 Diagrama de Flujo: Método AR	47
Figura 6 Diagrama de bloques del algoritmo MUSIC.....	50
Figura 7 Diagrama de Flujo para CWT.....	53
Figura 8 Diagrama de Flujo para la Transformada Superlet (ASLT).....	56
Figura 9 Estructura Modular del Sistema con las técnicas de estimación espectral	59
Figura 10 Selección del archivo IQ con distintos tamaños y segmento temporal que será analizado	61
Figura 11 Representación Método Directo espectrograma para diferentes longitudes de ventana	62
Figura 12 Representación espectral mediante correlograma y ventaneo tipo Blackman-Tukey para diferentes configuraciones	63
Figura 13 Representación tiempo-frecuencia del Modelo AR para diferentes configuraciones de ventana.....	65
Figura 14 Representación de MUSIC (Subespacios)	66
Figura 15 Representación para el Escalograma de la CWT	68
Figura 16 Representación de SALT	69
Figura 17 Comparativa de Representaciones Tiempo-Frecuencia	70
Figura 18 Comparativa de los Perfiles Espectrales	93
Figura 19 Comparación de la diferencia de potencia media entre los distintos estimadores espectrales.	71

Figura 20 Análisis de varianza y estabilidad en la detección de la línea de hidrógeno	74
Figura 21 Comparativa de la desviación estándar entre los distintos estimadores espectrales para la detección de la línea de hidrógeno.....	75

Resumen

La línea del hidrógeno neutro (HI) es una línea espectral en el campo de la radioastronomía que se genera debido a una transición hiperfina en el estado del átomo de hidrógeno como resultado se da la frecuencia de 1420 MHz. Su detección es necesaria para comprender la dinámica y estructura de la Vía Láctea, permite mirar regiones ocultas por el polvo interestelar y estudiar el movimiento del gas interestelar mediante el efecto Doppler.

Sin embargo, debido a su baja potencia es difícil de detectar por el ruido térmico e interferencias de radiofrecuencia generadas por sistemas de comunicaciones terrestres y satelitales, por lo que se requiere procesamiento de señales.

Para su detección este estudio utiliza diversas técnicas de estimación espectral en el dominio tiempo-frecuencia para superar las limitaciones de estimadores clásicos como la fuga espectral y la baja resolución en entornos con alta relación señal-ruido.

Este estudio demuestra la utilización de diversas técnicas espectrales como métodos directos como la Transformada de Fourier de Tiempo Corto (STFT), métodos indirectos basados en el correlograma y el teorema de Wiener-Khinchin, métodos paramétricos con el modelo Autorregresivo (AR) y el algoritmo MUSIC, así como representaciones tiempo-frecuencia como la Transformada Continua de Wavelet (CWT) y Superlets.

Tras evaluar el desempeño con métricas se determinó que el modelo Autorregresivo es la técnica más eficaz para la detección de la línea de hidrogeno utilizada en radioastronomía y telecomunicaciones.

Palabras Clave: Radioastronomía, Línea de hidrógeno neutro, Técnicas de estimación espectral, Dominio tiempo-frecuencia

Abstract

The neutral hydrogen (HI) line is a spectral line in the field of radio astronomy generated by a hyperfine transition in the hydrogen atom, resulting in a frequency of 1420 MHz. Its detection is necessary to understand the dynamics and structure of the Milky Way, allowing us to observe regions hidden by interstellar dust and study the motion of interstellar gas through the Doppler effect.

However, due to its low power, it is difficult to detect because of thermal noise and radio frequency interference generated by terrestrial and satellite communication systems, thus requiring signal processing.

This study uses various time-frequency domain estimation techniques to overcome the limitations of classical estimators, such as spectral leakage and low resolution in environments with a high signal-to-noise ratio.

This study demonstrates the use of various spectral techniques, including direct methods such as the Short Time Fourier Transform (STFT), indirect methods based on the correlogram and the Wiener-Khinchin theorem, parametric methods with the Autoregressive (AR) model and the MUSIC algorithm, and time-frequency representations such as the Continuous Wavelet Transform (CWT) and Superlets.

After evaluating performance with metrics, it was determined that the Autoregressive model is the most effective technique for detecting the hydrogen line used in radio astronomy and telecommunications.

Keywords: Radio astronomy, Neutral hydrogen line, Spectral estimation techniques, Time-frequency domain.

Capítulo I

Introducción

La radioastronomía es una rama de la astronomía que estudia el universo a partir de la detección y el análisis de las ondas de radio, como la línea del hidrógeno neutro (HI). Sin embargo, no se limita solo al estudio de esta línea espectral, ya que también estudia cualquier cuerpo o fenómeno astronómico que emite ondas de radio, como los pulsares en la banda de 100 MHz a 8500 MHz (Lorimer & Kramer, 2005). Los pulsares, al ser estrellas de neutrones magnetizadas que rotan rápidamente, provocan radiación electromagnética de origen no térmico. Dicha radiación es continua y pulsada en varias frecuencias al mismo tiempo, por lo que, no se relaciona con las líneas espectrales discretas como la del hidrógeno neutro (Galadí Enríquez, 2005).

La línea del hidrógeno neutro es una línea espectral en el campo de la radioastronomía que se usa para estudiar cómo se distribuye el hidrógeno neutro en el universo. Esta emisión atraviesa el polvo interestelar a diferencia de la luz visible, lo que permite observar regiones ocultas de las galaxias, que no se visualizan con telescopios ópticos. Además, en las regiones donde hay mayor concentración de hidrógeno se identifica como sitios potenciales para formación estelar ya que es un material a partir del que se originan las estrellas (Mesinger, 2019; Rohlfs et al., 2009).

Dicha línea permite el análisis de las nubes de hidrógeno, la estructura y la rotación de las galaxias, determinar la velocidad de rotación con el uso del efecto Doppler y analizar fenómenos astronómicos que emitan ondas de radio como las líneas espectrales. Esta línea se observa con ayuda de radiotelescopios y se usa en diversos campos como la astronomía, la cosmología y el procesamiento digital de señales en análisis espectral. La línea de hidrogeno al tener una frecuencia de 1420 MHz muy precisa, también se utiliza como punto de referencia para calibración de equipos e instrumentos de radioastronomía (McClure-Griffiths et al., 2023).

A pesar de ello, la detección de esta línea resulta compleja por ser extremadamente débil, por el ruido térmico de fondo y por interferencias de radiofrecuencia (RFI, del inglés Radio Frequency Interference) generadas por sistemas de comunicaciones tanto terrestres como satelitales. Por tal motivo, se requiere un software de procesamiento de señales para extraer la información útil (Giménez-Cordellat et al., 2024).

En este trabajo se realizó la implementación y evaluación de diversas representaciones tiempo-frecuencia aplicadas a señales en fase y cuadratura (IQ, del inglés In-phase and Quadrature) reales, con el objetivo de analizar y comparar el desempeño de distintas técnicas de estimación espectral en la detección de la línea de hidrógeno a 21 cm.

Entre las técnicas consideradas, se incluyó el método de estimación espectral directa basado en la Transformada de Fourier (TF, del inglés Fourier Transform). Asimismo, se consideró la estimación espectral indirecta mediante el correlograma, el cual se basa en el cálculo previo de la función de autocorrelación de la señal, con fundamento en el teorema de Wiener-Khinchin (Gardner, 1987; Marple, 2019).

Además, se analizó la estimación espectral paramétrica mediante el modelo autorregresivo (AR, del inglés *Autoregressive*), con el uso del método de Yule-Walker, así como el algoritmo de clasificación de múltiples señales (MUSIC, del inglés *Multiple Signal Classification*), basado en la descomposición de subespacios de señal y ruido a partir de la matriz de autocorrelación (Marple, 2019).

Por otra parte, se empleó representaciones tiempo-frecuencia como la Transformada Continua de Wavelet (CWT, del inglés Continuous Wavelet Transform), la cual permite una descomposición de la señal con resolución variable al adaptar su ventana de observación según la frecuencia (Mallat, 2008). Complementariamente, se aplicó la representación Superlets basado en conjuntos de wavelets con distinta resolución (Moca et al., 2021).

De este modo, en este estudio con la implementación de métricas se busca determinar cuál es la técnica con mejor desempeño y generar una base para futuros trabajos.

A diferencia de los métodos tradicionales de estimación espectral, este trabajo contiene representaciones tiempo-frecuencia, lo que permite identificar el comportamiento no estacionario de la señal HI. Esta metodología permite identificar la línea de hidrogeno aun con existencia del ruido térmico y RFI de fondo lo que contribuye a la implementación de soluciones de bajo costo (COTS, del inglés *Commercial Off-The-Shelf*) sin la necesidad de emplear equipos especializados para procesamiento de señales. En función de los mencionado existen varios trabajos donde se estudia la línea de hidrogeno tanto desde la perspectiva de la radioastronomía como desde la ingeniería en telecomunicaciones para procesamiento de señales.

Antecedentes y Estado del Arte

Desde su predicción en 1944 por Van de Hulst y su confirmación en 1951 por Harold Ewen y Edward Purcell de la Universidad de Harvard, la línea de 21 cm transformó el estudio del medio interestelar. Mediante el uso de una antena de diseño sencillo y un receptor de radio sintonizado a la frecuencia de 1420 MHz se detectó la transición hiperfina del hidrógeno neutro y se estableció esta línea como una herramienta para el desarrollo de la radioastronomía. Se demostró que un procesamiento de señales optimizado permite identificar emisiones astronómicas aun con recursos limitados (Stephan, 1999).

En el trabajo (Lara et al., 2025) los autores implementaron métodos de estimación espectral clásicos (Bartlett, Welch y Correlograma) y paramétricos (Burg y Yule-Walker) para la detección de la línea de hidrógeno neutro (1420 MHz). Se concluye que el mejor resultado fue el método del correlograma por su capacidad de mantener un balance entre la resolución espectral y atenuación del ruido con 7.62 dB más fuerte que el ruido de fondo. Los autores con el objetivo de extender este estudio para trabajos futuros mencionan que es necesario realizar representaciones tiempo-frecuencia para evitar el compromiso entre estabilidad y varianza.

El trabajo de los autores (Saenz Villela & Castrejón Parga, 2020) habla sobre el diseño y construcción de un radiotelescopio para detectar la línea de hidrógeno neutro. Se concluye

que la detección de la línea con un radiotelescopio COTS, aunque es viable es sensible por el diseño, ya que sus medidas están basadas en prototipos por lo que cualquier modificación mínima afecta altamente la calidad de la señal. Aunque se logró la detección de la línea de hidrogeno con el uso de promedio del espectro, su trabajo no aplica técnicas de tiempo-frecuencia como Superlets.

De manera complementaria, los autores (Giménez-Cordellat et al., 2024) implementaron un radiotelescopio funcional y accesible COTS, compuesto por una antena de bocina piramidal de aluminio y un receptor de Radio Definido por Software (SDR, del inglés Software Defined Radio) de tipo RTL-SDR. Se concluyo su funcionalidad en una cámara anecoica con un coeficiente de reflexión S_{11} de -11.63 dB a 1420 MHz por lo que se cumple con los requisitos técnicos para la captura de señales cósmicas débiles. Este logro sirve como punto de partida para no solo usar la técnica de promediado espectral IF Average que asume que la señal es estacionaria sino implementar métodos de estimación espectral CWT y Superlets estas técnicas permiten aislar y cernir RFI sin sacrificar la información temporal y revelar la naturaleza no estacionaria de la señal en tiempo real.

En el trabajo (Ahmad Hariz et al., 2025), los autores realizaron un análisis estadístico de la estabilidad espectral, el cual evidenció que incluso los sitios con bajo nivel promedio de ruido presentaron RFI transitorias, ocultas en cinco ubicaciones del Centro de Astronomía de Borneo (PAB, del malayo Pusat Astronomi Borneo). El mejor sitio identificado fue Tengah_PDG, al presentar el nivel medio de potencia más bajo. Si bien este estudio demostró la utilidad de las técnicas estadísticas, se propone la implementación de representaciones tiempo-frecuencia, como la CWT y Superlets, las cuales permiten visualizar y suprimir dichas ráfagas transitorias y superan la capacidad de detección de los métodos puramente estocásticos, incluso en entornos afectados por intermitencias que la estadística clasificaría como no aptos.

En el trabajo de (Kaushal et al., 2025) se presentan diversas técnicas para proteger la radioastronomía frente a interferencias en tiempo real mediante el uso de: filtros digitales,

arreglos de compuertas programables (FPGAs, del inglés Field Programmable Gate Arrays), el uso de unidades de procesamiento de gráficos (GPUs, del inglés Graphics Processing Units) y los procesadores digitales de señales (DSPs, del inglés Digital Signal Processors) con el objetivo de eliminar el ruido antes de que contamine las observaciones astronómicas. Se concluye que estas herramientas, aunque permiten recuperar datos, generan un aumento en la temperatura del sistema y una pérdida de sensibilidad estadística. Asimismo, señalan que, sin la implementación de estas tecnologías, los radiotelescopios del futuro serán incapaces de operar de manera eficiente recalcan que esta tecnología debe estar ligada por una colaboración entre la comunidad astronómica y las entidades reguladoras de telecomunicaciones para proteger el espectro radioeléctrico. Por lo que métodos de análisis tiempo-frecuencia, como la CWT y Superlets, constituyen una alternativa para suprimir dichas interferencias y centrarse en la señal deseada.

Motivación del Proyecto

La línea de hidrogeno permite observar regiones ocultas de la galaxia con su frecuencia estable de 1420 MHz, ayuda a dar seguimiento a la estructura espiral de la vía láctea y regiones inaccesibles por los telescopios ópticos. Sin embargo, su captación presenta un desafío por la extrema debilidad de la señal.

Por lo que, para su detección este estudio utiliza diversas técnicas de estimación espectral como directa con el método de Welch implementado mediante la STFT, la estimación espectral indirecta basada en la función de autocorrelación y el correlograma con el teorema de Wiener-Khinchin-Einstein (Gardner, 1987), así como la estimación espectral paramétrica se implementa el modelo AR donde se asume que el valor actual de la señal depende de sus valores pasados más un error. De igual forma se utiliza el algoritmo MUSIC fundamentado en la descomposición de subespacios de señal y ruido. Adicionalmente, se emplean representaciones tiempo-frecuencia como la CWT y Superlets para superar las limitaciones de resolución temporal y frecuencial.

Se implementa estas representaciones tiempo-frecuencia para complementar las limitaciones de hardware con software accesible COTS, y así superar barreras económicas que limitan el estudio de la línea. Además, con la implementación de métricas se busca determinar cuál es el método más eficaz, para servir como guía para futuros trabajos que busquen analizar y estudiar esta línea, tanto en el campo de la radioastronomía como en el procesamiento de señales en telecomunicaciones.

Justificación e Importancia

La línea de hidrógeno de 21 cm se usa para estudiar cómo se distribuye el hidrógeno neutro en el universo, esta línea atraviesa el polvo interestelar a diferencia de la luz visible lo que permite observar regiones ocultas de las galaxias que no se observan con telescopios ópticos. Además, permite determinar la velocidad de rotación de las galaxias con el uso del efecto Doppler ya que si el gas se acerca significa que son frecuencias mayores y si el gas se aleja significa que la frecuencia disminuye. Esta información se utiliza para construir curvas de rotación galáctica y medir la velocidad de las estrellas según su distancia al centro de una galaxia, lo cual permite el estudio de la dinámica galáctica. En las regiones donde hay mayor concentración de hidrógeno son sitios potenciales para formación estelar, por lo que la línea de 21 cm permite identificar y analizar estas zonas a pesar de estar escondidas por polvo interestelar. Esta línea se observa con ayuda de radiotelescopios y se usa en diversos campos como la astronomía, la astrofísica del medio interestelar, la cosmología y el procesamiento digital de señales (análisis espectral). Al tener una frecuencia de 1420 MHz muy precisa también se utiliza como punto de referencia para calibración de equipos e instrumentos de radioastronomía.

Alcance del Proyecto

Este trabajo consiste en implementar y evaluar distintas técnicas de estimación espectral en tiempo-frecuencia en señales reales, captadas por el radiotelescopio del Observatorio

Astronómico de Quito ubicado en el parque La Alameda, Quito-Ecuador, perteneciente al centro de investigación de la Escuela Politécnica Nacional (Lara et al., 2025).

El objetivo es detectar y analizar la línea del hidrógeno neutro con frecuencia de 1420 MHz mediante la utilización de señales I/Q obtenidas por un sistema basado en hardware comercial COTS. Esta detección es un desafío porque la señal es extremadamente débil y se encuentra afectada por ruido térmico de fondo, RFI dadas por sistemas de comunicaciones tanto terrestres como satelitales, entre otros. Para solucionar esta problemática y detectar esta línea se requiere software de procesamiento de señales.

Este estudio se realizó con la implementación de representaciones tiempo-frecuencia basados en métodos directos, indirectos, paramétricos y no paramétricos con el objetivo de superar el compromiso entre la estabilidad y la resolución común en técnicas de estimación espectral tradicionales.

El estudio utiliza la estimación espectral directa fundamentada en la STFT, la estimación indirecta a través del correlograma, el cual se basa en la función de autocorrelación según el teorema de Wiener-Khinchin (Gardner, 1987; Marple, 2019). Asimismo, la estimación paramétrica mediante el modelo AR a través del método de Yule-Walker, de igual manera el algoritmo MUSIC, el cual utiliza la descomposición de subespacios de señal y ruido a partir de la matriz de autocorrelación (Marple, 2019).

También se emplea representaciones tiempo-frecuencia como la CWT por su ventana de observación en función de la frecuencia (Mallat, 2008) y Superlets, la cual combina conjuntos de wavelets con distintas resoluciones para optimizar el resultado (Moca et al., 2021).

Para determinar que método es más eficaz se implementó métricas para la detección de la señal de hidrogeno aun en presencia de ruido térmico y RFI. El alcance de este estudio se limita al procesamiento digital de señales y establece una base para futuras aplicaciones en radioastronomía y telecomunicaciones de bajo costo.

Objetivos

Objetivo General:

Identificar las componentes espectrales de la señal de radio emitida por la línea de hidrógeno de la Vía Láctea.

Objetivos Específicos:

- Analizar y definir características de señales de radiotelescopios.
- Adquirir señales de radiotelescopio en el Observatorio Astronómico de Quito.
- Analizar espectralmente la señal de radiotelescopio en la banda de 1420 MHz.
- Analizar en el dominio tiempo-frecuencia la señal de radiotelescopio en la banda de 1420 MHz.
- Evaluar las diferentes técnicas de estimación espectral.

Capítulo II

Marco Teórico

En este capítulo se describen las bases teóricas usadas en este estudio para evaluar distintas representaciones tiempo-frecuencia sobre la línea de hidrógeno neutro en 1420 MHz.

El hidrógeno en el medio interestelar

El hidrógeno en regiones interestelares se encuentra en tres fases distintas y forma nubes de gas que dan origen a estrellas según el estado del gas y las condiciones físicas del entorno. Se encuentra en forma molecular H_2 , ionizada (HII) y neutra por lo que se dice que el hidrógeno es un elemento abundante del universo. En cuanto a su comportamiento el gas cambia según el ambiente; el estado molecular H_2 es la unión de dos átomos de hidrógeno para formar una molécula predomina en regiones frías y densas de la región interestelar, el hidrógeno ionizado HII surge por la pérdida de un electrón por causa de la radiación intensa de estrellas muy calientes. Mientras que el hidrógeno neutro se produce cuando el gas se aleja de

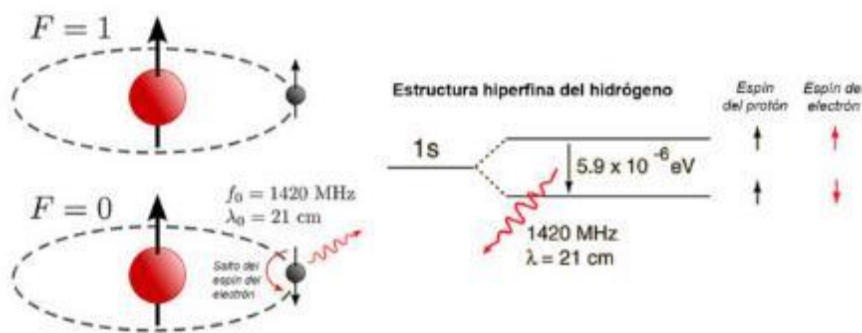
dichas fuentes estelares y por la baja la radiación, el electrón se une nuevamente al protón, recobrándose con el átomo su neutralidad (Burke & Graham-Smith, 2019).

Estructura hiperfina del hidrógeno neutro

Debido a la diferencia de energía se da la existencia de la estructura hiperfina, el protón y electrón tienen una propiedad llamada espín donde según su orientación hay dos configuraciones energéticas paralela y antiparalela. La configuración paralela ocurre donde el espín del protón y el espín del electrón están en el mismo sentido, perteneciente al estado de mayor energía. Desde ese estado el átomo da una transición hacia el estado de menor energía donde los espines están antiparalelos (Rohlfs et al., 2009). En la *Figura 1* se muestra las dos posibles orientaciones: paralela y antiparalela.

Figura 1

Representación de la estructura hiperfina del átomo de hidrógeno y la transición de espín de 21 cm.



Nota. Tomado de (Cultura Científica, 2017)

Transición spin-flip y emisión de la línea de hidrógeno

El spin-flip es un cambio en la orientación de los espines, el átomo al pasar del estado de mayor energía al de menor energía libera la energía sobrante en forma de radiación electromagnética. La diferencia de energía entre estos dos niveles es muy pequeña, lo que corresponde a la emisión de un fotón de longitud de onda cercana a 21 cm (Rohlfs et al., 2009).

Como resultado de esta diferencia energética, la frecuencia de la señal emitida está dada por la Ec. (1)

$$f = 1.420405751768 \times 10^9 \text{ Hz} \quad (1)$$

La relación entre la frecuencia y la longitud de onda se describe mediante la Ec. (2)

$$\lambda = \frac{c}{f}, \quad (2)$$

donde:

- c es la velocidad de la luz

$$c \approx 2.99792458 \times 10^8 \frac{m}{s} \quad (3)$$

A partir de esta relación, se sustituyen los valores para obtener la longitud de onda

$$\lambda = \frac{(2.99 \times 10^8)}{(1.420 \times 10^9)} = 0.21 \text{ m} \quad (4)$$

Para la conversión a centímetros, resulta en un valor aproximado de

$$\lambda \approx 21.11 \text{ cm} \approx 21 \text{ cm} \quad (5)$$

La línea de hidrógeno de 21 cm

La línea de 21 cm proviene de la transición hiperfina del átomo de hidrógeno neutro que está en el medio interestelar y es una herramienta para el estudio y dinámica del movimiento del gas en la vía láctea. La señal emitida es muy débil, por lo que la potencia recibida por el radiotelescopio es muy pequeña. En escenarios reales esta potencia al ser tan baja es casi igual al ruido del propio equipo, es decir es comparada con el ruido térmico que genera el sistema de recepción y está afectada por RFI dada de sistemas de comunicación ya sea terrestres o satelitales. Por este motivo se debe aplicar técnicas de análisis espectral en alta resolución para la mitigación de interferencias, estas técnicas deben ser capaces de identificar picos estrechos incluso al estar sumergidos en el ruido (Rohlfs et al., 2009).

Esta línea de 21 cm es una señal electromagnética que por su naturaleza en el rango de radiofrecuencias atraviesa el polvo interestelar, esto permite observar regiones ocultas de la Vía Láctea que no se podían detectar mediante observación óptica. Por ello para su detección

se requiere el uso de radiotelescopios con antenas sensibles y sistemas de procesamiento de señales capaces de detectar señales extremadamente débiles (Burke & Graham-Smith, 2019).

Relación entre Telecomunicaciones y Radioastronomía

La radioastronomía y las telecomunicaciones se relacionan porque ambos campos tienen principios como transmisión, recepción y análisis de señales electromagnéticas. Por ejemplo, en las telecomunicaciones las antenas reciben señales de estaciones base o satélites y estas son señales moduladas como: modulación de amplitud (AM, del inglés Amplitude Modulation), modulación de frecuencia (FM, del inglés Frequency Modulation) y modulación de amplitud en cuadratura (QAM, del inglés Quadrature Amplitude Modulation), afectadas por ruido térmico o RFI con el objetivo de decodificar datos, mientras que en radioastronomía, se reciben señales provenientes del espacio originadas en estrellas, nubes de gas y otros objetos astronómicos las cuales son muy débiles y están afectadas principalmente por ruido térmico, con la finalidad de extraer información física como la velocidad o la distribución del gas (Rohlfs et al., 2009).

En los dos escenarios se emplean técnicas comunes en el área de telecomunicaciones, tales como el muestreo de señales en fase y cuadratura, el análisis espectral mediante transformadas rápidas de Fourier (FFT, del inglés Fast Fourier Transform), el filtrado y el análisis en frecuencia (Burke & Graham-Smith, 2019).

Debido a que las señales astronómicas presentan niveles de potencia muy bajos y se encuentran afectadas por interferencias, la radioastronomía constituye un escenario adecuado para la aplicación y evaluación de técnicas de procesamiento de señales que comparten fundamentos con las telecomunicaciones (Rohlfs et al., 2009).

Las telecomunicaciones permiten la exploración y estudio del espacio mediante la transmisión de datos entre satélites, sondas espaciales, telescopios y otros sistemas, el cual permite que, junto con los conceptos de la radioastronomía se pueda observar cuerpos y

fenómenos astronómicos como pulsares, líneas espectrales presentes en galaxias, entre otros (Burke & Graham-Smith, 2019).

Dominio del Tiempo

Esta representación temporal analiza la forma de onda tal como llega al receptor, por lo que, se dice que está en su estado puro, en este dominio se analiza la evolución de la señal no estacionaria por naturaleza según su cronología, por lo que se describe como una función continua o discreta de la amplitud respecto al tiempo. Es útil para detectar pulsos transitorios rápidos o medir la potencia total recibida por un radiotelescopio (Condon & Ransom, 2016). Sin embargo, este dominio no permite identificar frecuencias o componentes espectrales por lo que la línea de 21 cm, no se distingue del ruido térmico o RFI de la ciudad, porque todas las frecuencias están superpuestas en una sola traza de voltaje (Oppenheim et al., 1999).

Dominio de la Frecuencia

Este análisis espectral permite separar, identificar y medir señales que en el dominio del tiempo no se distinguen por el ruido térmico del receptor, interferencias tanto terrestres como satelitales, entre otros. La línea de hidrógeno al ser una señal débil permanece oculta bajo el piso de ruido cuando se analiza la amplitud de la señal en el tiempo, por esta razón para su análisis se requiere pasar del dominio del tiempo a la frecuencia con la ayuda de la FFT. Esta herramienta permite tomar una señal que varía en el tiempo para descomponerla en sus componentes espectrales, lo que permite que la señal se muestre como un pico de potencia en una frecuencia específica (Cohen, 1995; Welch, 1967).

El dominio en frecuencia permite detectar la señal de hidrógeno, filtrar interferencias en la banda de interés es decir que deja pasar solo un rango pequeño de frecuencias alrededor de 1420 MHz (Rohlfs et al., 2009), permite medir la potencia de la señal recibida, estudiar el movimiento del gas, el desplazamiento Doppler de la frecuencia y mapear la estructura de la galaxia (Condon & Ransom, 2016), ya que el hidrógeno es un elemento abundante y se localiza

en los brazos espirales o en nubes de gas interestelar por lo que su detección y mapeo permiten determinar dónde hay materia en la galaxia.

Dominio Tiempo-Frecuencia

Este análisis conjunto permite estudiar las señales para apreciar como varia la frecuencia a lo largo del tiempo, es apropiada para casos como señales no estacionarias cuyas propiedades estadísticas varían temporalmente (Cohen, 1995). A diferencia de los análisis en tiempo o en frecuencia, este análisis conjunto permite mostrar los instantes en que aparecen frecuencias de interés y con que intensidad son capaces de presentarse a lo largo del tiempo, se aplican distintas herramientas de estudio como la STFT (Boashash, 2003), espectrogramas y la Transformada Wavelet (WT, del inglés Wavelet Transform) (Mallat, 2008), las cuales aportan una facilidad para la detección de señales, cambios transitorios y distintos eventos que se presenten en la señal.

Densidad espectral de potencia

Para cuantificar la distribución de la energía de la señal captada por el radiotelescopio en el espectro de frecuencias, se utiliza la densidad espectral de potencia (PSD, del inglés Power Spectral Density). Esta herramienta no mide solo frecuencia, sino que mide como se distribuye la potencia de la señal de radio a través de todo el espectro lo que ayuda a identificar en qué frecuencias específicas se encuentra una señal y saber cuánta potencia tiene cada una (Oppenheim & Schafer, 2010).

El hidrógeno neutro al emitir la frecuencia de 1420 MHz viene mezclado con ruido térmico e interferencias y al ser una señal muy débil no se identifica directamente en el dominio del tiempo, donde el radiotelescopio detecta como ruido aleatorio. Al utilizar la PSD primero se debe tomar la señal para pasarla al dominio de la frecuencia de esta forma se sabe la distribución de potencia en cada componente espectral (Condon & Ransom, 2016). La presencia de la línea de hidrógeno se observa como un pico estrecho cerca a la frecuencia de 1420 MHz, mientras que las demás frecuencias corresponden principalmente a ruido. De esta

manera la PSD permite diferenciar dónde hay solo ruido y dónde aparece el pico de potencia asociado a la emisión del hidrógeno neutro.

Efecto Doppler

Es el cambio en la frecuencia o longitud de onda de una señal al momento que existe movimiento entre la fuente transmisora y el receptor (Burke & Graham-Smith, 2019; Rohlfs et al., 2009). Si la fuente y el receptor se acercan, la frecuencia aumenta y el sonido es más agudo, mientras que si se alejan la frecuencia disminuye y el sonido es grave. Este fenómeno ocurre en distintos tipos de ondas como las ondas sonoras, ondas de radio y ondas electromagnéticas como la luz. En radioastronomía este efecto se manifiesta en el análisis de líneas espectrales como la del hidrógeno neutro que emite radiación en la frecuencia 1420 MHz, esta emisión aparece en el espectro como una línea definida alrededor de dicha frecuencia (Rohlfs et al., 2009).

Si la fuente emisora estuviera completamente en reposo respecto al receptor, la línea espectral se observaría exactamente en su frecuencia de reposo. Sin embargo, el gas interestelar se encuentra en movimiento por lo que la línea aparece desplazada respecto a dicha frecuencia. Al momento que la línea se acerca al observador, esta se encuentra desplazada hacia frecuencias mayores, mientras que si la fuente se aleja es desplazada hacia frecuencias menores, por lo que este desplazamiento en frecuencia es lo que se denomina desplazamiento Doppler de la línea espectral y se relaciona el corrimiento observado con la velocidad radial de la fuente astronómica para saber que tan rápido una fuente se mueve hacia la tierra o se aleja de esta (Burke & Graham-Smith, 2019; Rohlfs et al., 2009).

Métodos de estimación espectral

La línea de hidrógeno neutro tiene características estocásticas o aleatorias porque no proviene de una fuente única y constante, sino que proviene de fluctuaciones estadísticas en la densidad, temperatura y estado de ionización del gas de hidrógeno distribuido en el universo (Draine, 2011).

Aunque la señal de la línea de hidrógeno es considerada estacionaria en sentido amplio (WSS, del inglés Wide-Sense Stationary) durante intervalos de observación finitos, esta condición se ve afectada por factores como el movimiento relativo entre la fuente y el observador, la rotación de la tierra y la presencia de RFI, lo que introduce variaciones en el tiempo. Además, la señal es no estacionaria porque tiene frecuencia y amplitud que varían con el tiempo y la distancia debido a la expansión del universo (Rohlfs et al., 2009). Su última característica es que tiene baja relación señal-ruido porque es muy débil comparada con otras fuentes de radio (ITU-R, 2003). Por lo que para su análisis requiere técnicas avanzadas de estimación espectral para detectar componentes espectrales débiles y separarlas del ruido y de interferencias para dejar solo la señal de interés.

El objetivo de la estimación espectral es determinar cómo se distribuye la potencia de una señal en el dominio de la frecuencia, este proceso se describe mediante la PSD (Stoica & Moses, 2005; Welch, 1967). La PSD para la radioastronomía, se constituye como una herramienta para identificar líneas espectrales asociadas a fenómenos físicos específicos, como el caso de la emisión del hidrógeno neutro (Mesinger, 2019).

Este trabajo utiliza representaciones tiempo-frecuencia basados en métodos directos, indirectos, paramétricos y no paramétrico cada uno con la capacidad de detección, resolución y discriminación entre señales astronómicas y perturbaciones o interferencias RFI.

Estimación Espectral No Paramétrica: Métodos Directo e Indirecto

Los métodos clásicos de estimación espectral se caracterizan por el análisis directo de los datos medidos y no requerir un modelo matemático previo de la señal analizada, ya que calculan la PSD directamente a partir de las muestras disponibles. Estos métodos se dividen en directos que obtienen el espectro mediante la TF de la señal y los indirectos que primero realizan la función de autocorrelación en el dominio del tiempo para después calcular la TF y obtener la PSD (Cohen, 1995; Stoica & Moses, 2005).

Método Directo

El método de Welch es una mejora del método de Bartlett para la estimación de la PSD, mientras que Bartlett divide la señal en segmentos que no están superpuestos y no emplea funciones ventana, el método de Welch incluye solapamiento entre segmentos y aplica el uso de ventanas lo que ayuda a reducir la varianza y las fugas espectrales en la estimación del espectro (Welch, 1967; Stoica & Moses, 2005).

En este método la señal se divide en varios segmentos que se superponen normalmente al 50% para obtener un mayor número de segmentos a partir de la misma señal. De esta manera al aumentar el número de segmentos y por tanto el número de promedios, se logra tener una menor varianza del ruido en la PSD (Welch, 1967). A cada segmento se multiplica con una función ventana como por ejemplo la ventana de Hamming antes de calcular su espectro.

Este proceso de ventaneo logra suavizar los bordes de los segmentos y reduce las fugas espectrales a cada segmento. Los espectros obtenidos de todos los segmentos se promedian para generar la PSD final. El promediado permite mejorar la relación señal-ruido (SNR, del inglés Signal-to-Noise Ratio) del espectro estimado, y hace más visible el pico espectral asociado a la emisión del hidrógeno a 1420 MHz por lo que se obtiene el resultado de un espectro más suave, estable y menos propenso a fluctuaciones aleatorias del ruido que genera picos falsos (Cohen, 1995).

Como desventaja este método de Welch pierde resolución espectral debido a que los segmentos son más cortos que la señal original completa y al aplicar las ventanas produce que se ensanchen ligeramente los picos espectrales, lo que reduce la precisión en la estimación exacta de las frecuencias (Stoica & Moses, 2005).

Método Indirecto

Es un método indirecto de estimación espectral basado en el teorema de Wiener-Khinchin-Einstein (Gardner, 1987), el cual establece que la PSD de un proceso estocástico

estacionario es la TF de la función de autocorrelación de la señal y viceversa, es decir que si se conoce como una señal se correlaciona consigo misma en el tiempo, es posible determinar cómo se distribuye su energía en el dominio de la frecuencia (Papoulis & Pillai, 2002).

En el método de Blackman–Tukey primero se realiza la función de autocorrelación de la señal en el dominio del tiempo para después aplicar la TF a dicha función y así obtener la PSD. La autocorrelación es comparar la señal consigo misma desplazada en el tiempo, de esta manera si se relacionan hay estructura de la señal, mientras que si no hay similitud es ruido, este método ayuda a reducir la varianza de la estimación espectral mediante el truncamiento el cual consiste en descartar los extremos de la autocorrelación donde los datos son insuficientes para garantizar una medición precisa. Al eliminar estas zonas con mayor incertidumbre y aplicar un suavizado, se obtiene un espectro más estable (Blackman & Tukey, 1958).

Con una señal no periódica y extremadamente débil como la emisión de la línea de hidrógeno neutro al desplazarla en el dominio del tiempo existe similitud lo que genera picos en la autocorrelación y esas repeticiones temporales contienen la información de la frecuencia. Lo que no sucede con el ruido porque no posee un patrón repetitivo, ni correlación temporal y sus contribuciones tienden a disminuir significativamente en la función de autocorrelación. De esta manera, al aplicar la TF a la autocorrelación de la señal, conocida como correlograma (Stoica & Moses, 2005), se obtiene la PSD en la que el ruido de fondo se atenúa y se mantiene una resolución espectral adecuada, lo que convierte a este método en una herramienta útil (Draine, 2011).

Estimación Espectral Paramétrica: AR y MUSIC

A diferencia de los métodos clásicos que calculan la PSD directamente de los datos, en el análisis paramétrico se postula la existencia de un modelo matemático descrito por un número finito de parámetros para la generación de la señal (Bayas Paredes, 1984). En este enfoque, la señal se modela como un proceso autorregresivo como el modelo AR o como una suma de senoidales inmersas en ruido como sucede en el algoritmo MUSIC. Estas técnicas

asumen una estructura estadística para la señal porque consideran que esta contiene un número limitado de componentes en frecuencia, lo que es útil para separar líneas estrechas en presencia de ruido (Stoica & Moses, 2005).

Modelo AR

Es una técnica de estimación espectral que se diferencia de los métodos clásicos porque en lugar de transformar los datos directamente, este modelo asume que la señal tiene una estructura temporal y que el valor actual depende de los resultados anteriores por lo que la PSD se obtiene directamente, en lugar de usar la TF (Proakis & Manolakis, 1996). Al concentrar la información espectral en un número menor de parámetros el modelo permite una mayor resolución espectral, incluso en conjuntos de datos cortos, donde otros métodos como Welch o Blackman-Tukey pierden precisión (Kay, 1988).

Este modelo facilita la detección de la línea de hidrógeno neutro que tiene una emisión de extrema debilidad y con frecuencia de 1420 MHz (Burke & Graham-Smith, 2019), porque actúa como un filtro para identificar los picos espectrales y separarlos de RFI. Sin embargo, este método depende del orden del modelo, porque un orden bajo genera curvas suaves que omiten detalles, mientras que un orden alto da picos falsos al interpretar el ruido como información real de la señal. Por lo tanto, el éxito de la estimación requiere un equilibrio preciso que capture la esencia de la señal sin distorsionar su información original (Box et al., 2016).

Algoritmo MUSIC

Es una técnica de estimación espectral paramétrica que tiene como objetivo identificar y separar varias componentes de señal presentes al mismo tiempo en un conjunto de datos. Este algoritmo como dice su nombre clasificación de múltiples señales permite identificar qué parte de la información observada corresponde a señales reales y cuáles no (Schmidt, 1986).

En comparación con los métodos clásicos que obtienen la información en frecuencia directamente a partir de la TF de los datos temporales o de su función de autocorrelación, este algoritmo paramétrico supone que la señal está compuesta por un número finito de componentes

sinusoidales inmersas en ruido para después construir la matriz de autocorrelación de la señal y realiza un análisis de autovalores y autovectores (Yao, 2019).

Este proceso permite dividir el espacio vectorial en dos subespacios, el subespacio de señal que contiene la información útil asociada a las frecuencias reales que se quiere encontrar y el subespacio de ruido que contiene todo lo que no es señal como el ruido térmico del receptor y RFI, de esta manera las frecuencias de interés se manifiestan en el pseudo-espectro MUSIC como picos finos y definidos.

Por esta razón, esta técnica sirve para aplicaciones de radioastronomía en la detección de la línea de hidrógeno, la cual se encuentra inmersa en ruido y presenta variaciones espectrales sutiles asociadas a efectos físicos como el desplazamiento Doppler (Burke & Graham-Smith, 2019).

Estimación Espectral No Paramétrica: CWT y Superlets

Las técnicas de estimación paramétricas como AR y MUSIC se fundamentan en la suposición de un modelo matemático que describe cómo se comporta la señal, para determinar sus parámetros. Sin embargo, el objetivo de este estudio no es modelar la señal sino analizar sus componentes espectrales a lo largo de la observación. Por este motivo, se aplican métodos no paramétricos, estas técnicas no asumen un modelo previo de la señal, sino que operan directamente sobre los datos observados dentro de este enfoque se encuentran la CWT (Addison, 2017) y Superlets (Moca et al., 2021), estas técnicas permiten mejorar la resolución tiempo-frecuencia.

Método CWT

Es una técnica no paramétrica de análisis tiempo-frecuencia que descompone una señal en versiones escaladas y desplazadas de una función base denominada *wavelet madre*. La función wavelet es una pequeña onda de duración finita y energía localizada, que con la propiedad de escalabilidad permite analizar distintas bandas de frecuencia y con el traslado

permite identificar el instante en el que dichas componentes aparecen en la señal (Boggiatto, 2020; Pachori, 2024).

La CWT realiza la descomposición de la señal mediante la correlación con versiones escaladas y desplazadas o trasladadas de la wavelet madre, lo que ayuda a obtener una representación simultánea en tiempo y frecuencia. Mientras que la STFT utiliza una ventana de longitud fija, la CWT utiliza ventanas de tamaño variable, las escalas de tamaño pequeño se asocian con altas frecuencias y una elevada resolución temporal, mientras que las escalas grandes corresponden a bajas frecuencias y una mayor resolución espectral. La CWT muestra el resultado en una representación bidimensional, conocida como escalograma, que muestra cómo la energía de la señal se distribuye en el plano tiempo-frecuencia (Akujuobi, 2022; Pachori, 2024).

Entre las ventajas de la CWT es que permite analizar señales no estacionarias, detectar transitorios, variaciones espectrales (Chiann et al., 2024), permite estudiar señales débiles inmersas en ruido como la línea de hidrogeno sin requerir un modelo previo de la señal. No obstante, posee un mayor costo computacional en comparación con los métodos basados en la FFT.

Superlets

La Transformada Superlets o SLT (del inglés Superlet Transform) es un algoritmo que combina varias wavelets con diferentes anchos de banda o números de ciclos y una misma frecuencia para lograr una concentración de energía óptima y superar las limitaciones de resolución tiempo-frecuencia de la CWT. Superlets agrupa ondas donde las más cortas ayudan a conocer la localización exacta en el tiempo, mientras que las más largas con mayor número de ciclos, ayudan con la resolución en el eje de las frecuencias lo que da como resultado una representación nítida, comparada como una imagen de alta definición (Moca et al., 2021).

Una evolución de Superlets es la Transformada Superlet Adaptativa (ASLT, del inglés Adaptive Superlet Transform), donde su orden aumenta de acuerdo con la frecuencia para

compensar el ensanchamiento natural y tener una resolución óptima en todo el espectro analizado. De esta manera la ASLT identifica eventos transitorios rápidos y los armónicos con una mejor nitidez comparado a los métodos clásicos.

Con respecto a la línea de hidrógeno neutro esta técnica permite la separación de picos adyacentes en el espectro donde los métodos tradicionales unen o quedan ocultas bajo el ruido térmico (Moca et al., 2021) de los datos del radiotelescopio. Su desventaja es su carga computacional, pues el procesamiento de múltiples wavelets por cada punto de frecuencia requiere más recursos de hardware.

Capítulo III

Metodología

En este capítulo se presenta la metodología utilizada para la implementación y evaluación de diversas representaciones tiempo-frecuencia aplicadas a señales IQ, con el objetivo de mejorar la detección de la línea de hidrógeno a 21 cm.

Señales de Radiotelescopio

Este estudio parte de los resultados obtenidos por (Lara et al., 2025) donde los autores evaluaron distintas técnicas de estimación espectral tanto clásicas como paramétricas para la detección de la emisión de radio emitida por la línea de hidrógeno. Debido a la naturaleza débil de esta señal y a la presencia de ruido de fondo, los autores desarrollaron un sistema de radiotelescopio COTS diseñado para maximizar la ganancia y minimizar el impacto del ruido de fondo. En la *Tabla 1* se presentan las características principales del hardware para la adquisición de señales IQ del radio telescopio.

Tabla 1

Especificaciones Técnicas y Resultado Óptimo

Categoría	Descripción
Radiotelescopio	Antena parabólica de 2.5 m y Receptor Signal Hound BB60C

Acondicionamiento de la Señal	3 etapas: amplificador, filtro y amplificador con filtro pasa banda 1400 MHz a 1450 MHz
Lugar	Observatorio Astronómico de Quito, Quito, Ecuador
Fecha	Mes de noviembre, entre las 11:00 y las 13:00.
Resultado	Correlograma con una diferencia de 7.62 dB sobre el ruido (ventana de 128).

Metodología

En la siguiente sección se presenta la implementación computacional y los fundamentos matemáticos necesarios para la detección de la línea hidrógeno neutro a partir de los archivos IQ adquiridos. Se detalla el flujo de trabajo en el cual se comprende las etapas de preprocesamiento de señales, la adaptación del sistema para corrección de frecuencia y el análisis comparativo de distintas técnicas de estimación espectral.

Dicho análisis incluye métodos directos e indirectos, así como enfoques paramétricos y no paramétricos. Asimismo, se implementaron métricas para evaluar la detección a lo largo del tiempo de tal manera que cada método cuenta con una implementación particular y diferenciada.

Estructura general

La metodología de este trabajo propuso varios flujos de procesamiento modulares que se aplicaron de manera independiente para la detección y el posterior análisis espectral comparativo. Se presenta tres etapas secuenciales:

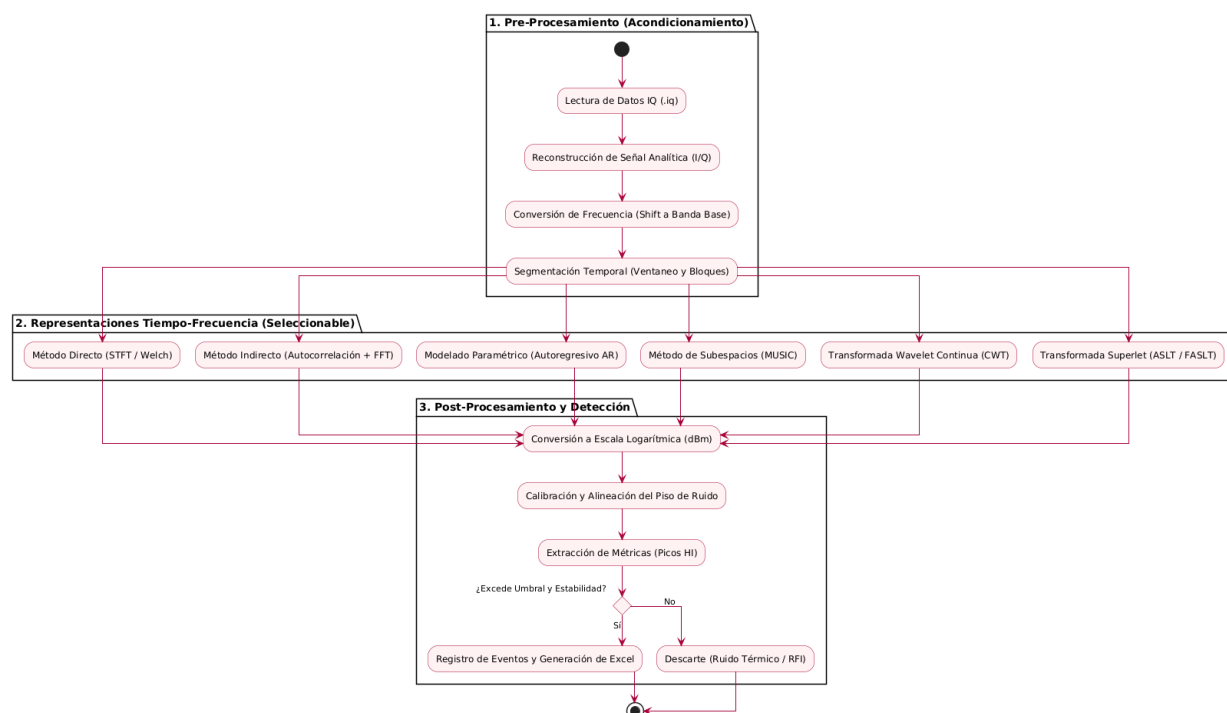
Acondicionamiento de Señal: Se ingreso los datos IQ previamente adquiridos por el radiotelescopio, los cuales se mantuvieron sin modificación de sus características originales, para realizar el preprocesamiento y la reconstrucción compleja de la señal de hidrógeno.

Representaciones tiempo - frecuencia: Se implementaron varias técnicas de estimación espectral en el dominio tiempo-frecuencia, cada método se configuro de manera independiente para evaluar su capacidad de detección de la línea de hidrógeno.

Posprocesamiento y Métricas: En esta etapa se establecen los indicadores para diferenciar las señales astronómicas de las interferencias y se analizaron los resultados para conocer qué técnica ofrece mejor rendimiento. Se presenta el diagrama de flujo general de la metodología implementada en la *Figura 2*

Figura 2

Diagrama de Flujo del Algoritmo de Detección y Caracterización de Señales



En la *Figura 2*, se detallan las especificaciones técnicas de cada etapa mencionada, para comprender la metodología implementada.

Etapla 1: Preprocesamiento y Acondicionamiento

Lectura de archivos IQ

Los datos de entrada corresponden a archivos binarios en formato IQ que fueron adquiridos por el radiotelescopio. Los datos fueron almacenados originalmente en un vector de datos de enteros de 16 bits y contienen la información de fase y cuadratura de la señal recibida, los datos ingresados se utilizaron, sin modificar sus características originales.

Se implemento una estrategia de lectura debido a la alta densidad de la información y para la carga completa del archivo en la memoria RAM, porque procesar toda la secuencia I/Q en una sola matriz provocaría un desbordamiento de memoria y el sistema se paralizaría, esta estrategia de lectura por flujo (streaming), define un puntero de lectura que extrae los datos de manera progresiva desde el disco duro, lo que ayuda a analizar archivos de gran duración.

Reconstrucción de Señal Analítica (I/Q)

Los datos IQ se extrajeron en pares de muestras para la reconstrucción de la señal compleja en el dominio del tiempo $x[n]$. De esta manera cada muestra está compuesta por una componente en fase $I[n]$ y cuadratura $Q[n]$, en donde su expresión se encuentra de la siguiente manera como se muestra en la Ec. (6):

$$x[n] = I[n] + jQ[n] , \quad (6)$$

donde:

- $x[n]$: Es la señal compleja reconstruida en el dominio del tiempo discreto.
- $I[n]$: Es la componente en fase de la señal, corresponde la parte real.
- $Q[n]$: Es la componente en cuadratura de la señal, corresponde la parte imaginaria.

Esta representación compleja se requiere para el análisis espectral y para una buena aplicación de la transformada en frecuencia.

Conversión de Frecuencia

Dado que la línea de hidrógeno tiene desviaciones y no siempre se encuentra en la frecuencia central debido al efecto Doppler o pequeñas variaciones del oscilador local, se implementó un algoritmo de desplazamiento de frecuencia (FS, del inglés Frequency Shift).

Esta conversión en frecuencia consiste en multiplicar la señal de entrada adquirida por una exponencial compleja para modificar su ubicación en el dominio de la frecuencia, como se muestra en la Ec. (7):

$$x_{shift}[n] = x[n] * e^{-j*2*\pi*f_{shift}*t}, \quad (7)$$

donde:

- $x[n]$: Es la señal de entrada que capturo el radiotelescopio en el dominio del tiempo discreto.
- $e^{-j*2*\pi*f_{shift}*t}$: Es una exponencial compleja que funciona como un oscilador local, al multiplicar la señal genera un desplazamiento que altera su posición espectral.
- $x_{shift}[n]$: Es la señal resultante, ahora centrada en la frecuencia de interés.
- f_{shift} : Es la frecuencia de desplazamiento.

La heterodinación en el espectro de la señal permite alinear la región de interés con el centro de la banda de procesamiento para que pueda analizarse adecuadamente antes de aplicar el filtrado.

La segmentación temporal (Ventaneo y Solapamiento)

A diferencia de un análisis total del archivo ingresado, esta metodología permitió a la señal adquirida dividir en bloques en el dominio del tiempo de tal manera que estos tengan una longitud finita de pares de muestras. Esta segmentación permitió realizar un análisis efectivo de manera local sin saturar el sistema y facilito la detección de eventos transitorios.

Para mantener la consistencia entre las distintas técnicas de estimación espectral utilizadas (directo, indirecto, paramétrico y no paramétrico), se definió una longitud fija de un bloque de 5000 muestras.

Para mitigar la pérdida de información en los bordes de cada segmento, se implementó una técnica de ventana deslizante con solapamiento de 50%, este proceso garantiza la integridad de la señal, ya que ayuda a que la "cola" del primer bloque sea la "cabeza" del segundo, después de procesar las 5000 muestras del primer bloque, el puntero que realiza la

lectura en el archivo no va hasta la muestra 5001, sino que vuelve y toma los datos a partir de la muestra 2501.

Este conjunto de bloques sería la "Matriz de bloques", que es el "paquete" de datos que queda listo para ser analizado. Este proceso se realiza en todo el sistema, lo que ayuda a que cada técnica de estimación espectral tenga la misma secuencia de datos, para que cualquier diferencia en los resultados sea por la eficiencia matemática de la técnica y no por variaciones en la entrada.

Etapa 2: Representaciones Tiempo-Frecuencia

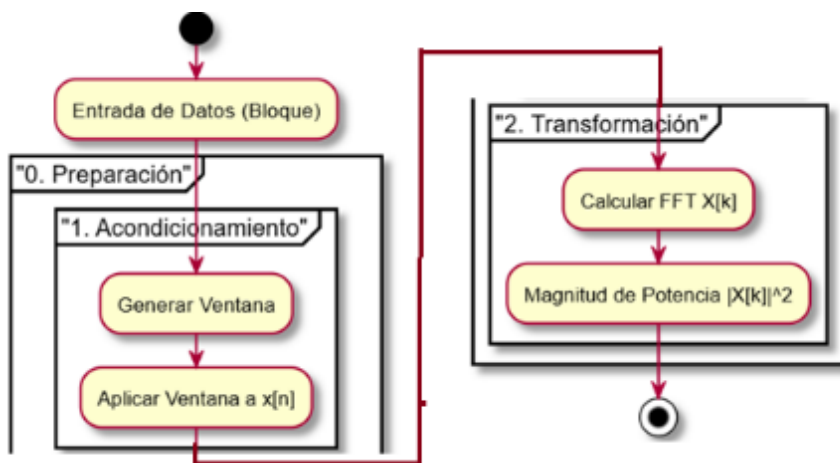
En esta sección se presentaron las distintas técnicas para la estimación de la PSD de la señal de hidrogeno neutro. Para cada método se detalló el procedimiento utilizado, de tal manera que los resultados obtenidos pudieran compararse entre sí. A continuación, se presenta la descripción individual de cada técnica de estimación espectral.

Método Directo

Este método se llama directo porque estima la PSD mediante el análisis inmediato de las muestras temporales de la señal, este transforma los datos directamente al dominio de la frecuencia mediante la TF. El procedimiento de este método se detalla en la *Figura 3*:

Figura 3

Diagrama de bloques para el Método Directo



Se observa en la *Figura 3* cómo se inicia con la entrada de datos, en este bloque el sistema recibe la señal digital, la cual se organiza en bloques de muestras finitas para realizar el análisis respectivo. Después en la fase de preparación y acondicionamiento se ajusta las propiedades físicas de la señal primero se genera la ventana, se emplea una ventana Blackman para bloques de 128 muestras, ya que hace que los lóbulos laterales reduzcan la dispersión espectral. Para segmentos de 1024 muestras, se utiliza una ventana Flat-top lo que garantiza la precisión en la amplitud de los picos detectados.

En la siguiente fase se aplica la FFT para convertir los datos del dominio temporal al frecuencial para cada segmento ventaneado y se aplica la Ec. (8):

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] * \omega[n] * e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}, \quad (8)$$

donde:

- $x[n]$: Representa la señal discreta en el dominio del tiempo.
- $\omega[n]$: Es la función ventana aplicada a la señal, la cual permitió reducir los efectos de fuga espectral.
- N : Es el número total de muestras del segmento de señal donde se hará el análisis espectral.
- n : Es el índice de tiempo discreto, el cual varió desde 0 hasta $N-1$
- k : Es el índice de frecuencia discreta, asociado a cada componente espectral de la señal.
- $e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}$: Es el núcleo exponencial complejo encargado de proyectar la señal desde el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia.
- $x[k]$: Es el resultado de la transformada, que representan el espectro complejo de la señal para cada valor de k .

El periodograma se lo consigue al momento de elevar la magnitud $x[k]$ obtenida al cuadrado, el cual da como resultado la PSD en una escala logarítmica (dBm) para posteriormente aplicar un factor de calibración. Este ajuste permite conseguir niveles cercanos a valores reales, corregir las ganancias o pérdidas del sistema de medición y comparar valores relativos en unidades físicas con otros radiotelescopios.

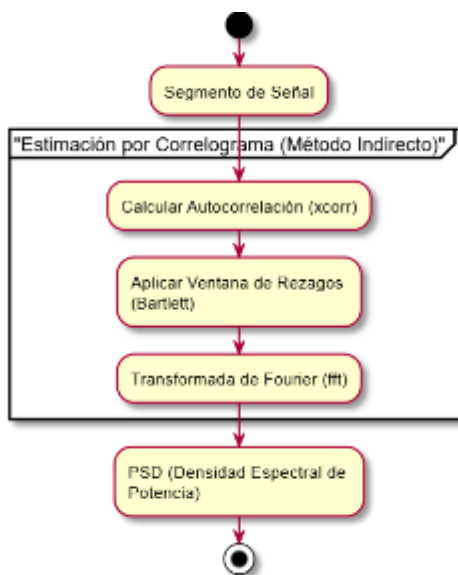
Método Indirecto

Este algoritmo se fundamenta en el teorema de Wiener-Khinchin-Einstein (Gardner, 1987) el cual postula que la PSD de un proceso estacionario es la TF de su función de autocorrelación. La implementación práctica de este teorema se realiza mediante el método de Blackman-Tukey que obtiene la PSD mediante el truncamiento y ventaneo de la función de autocorrelación de una señal con el objetivo de reducir la varianza del ruido en el espectro, este procedimiento introduce una etapa de procesamiento estadístico con retardo (lag domain) antes de aplicar la TF y obtener el espectro.

El procesamiento para la obtención de la PSD mediante el método indirecto se detalla en la *Figura 4*.

Figura 4

Diagrama de bloques Método Indirecto



En la *Figura 4* se muestra el diagrama de bloques donde se inicia con la estimación de correlación, etapa en la cual se prepara la base estadística de la señal, aquí el algoritmo segmenta la señal y el bloque analítico $x[n]$ de longitud N se divide en segmentos temporales lo que da un mejor manejo de los datos, para después realizar la autocorrelación sobre el bloque.

Para este caso se realiza el cálculo de autocorrelación de manera sesgada (forma en que se normaliza el cálculo respecto al número de muestras procesadas), ya que al tomar el bloque previamente segmentado de la señal analítica $x[n]$ de longitud N , este se aplica solo a dicho bloque k en el algoritmo y esto se limita a un retardo máximo $M=300$, para el cual se usa la Ec. (9):

$$R_{xx}[m] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-m-1} x[n+m]x^*[n], \quad (9)$$

donde:

- $R_{xx}[m]$: Es la función de autocorrelación, mide la correlación de la señal consigo misma en diferentes instantes.
- N : Es el número total de muestras del bloque segmentado.
- $x[n+m]$: Es la muestra de la señal desplazada m posiciones en el tiempo.
- $x^*[n]$: Es el complejo conjugado de la muestra original, necesario para garantizar un número real-
- m : Es el desplazamiento, representa la distancia en el tiempo entre dos muestras que se comparan

Donde el valor de m se seleccionó frente al valor de las muestras utilizadas para el bloque k , represento una relación de 6%, lo que cumple con el criterio de diseño de la regla Blackman-Tukey donde $M \ll N$, para asegurar reducir la varianza de ruido y conseguir un espectro mucho más limpio.

Después se aplica una ventana de Bartlett sobre la autocorrelación calculada, para suavizar la secuencia en el dominio del tiempo, asegura que se eviten lóbulos espectrales falsos y suavizar la estimación. Esta ventana se aplica sobre la autocorrelación R_{xx} calculada. Esta Ec. (10) detallada en la página 913 de (Proakis & Manolakis, 1996) permite ponderar los retardos para reducir las discontinuidades en los bordes de la secuencia. La ventana de Bartlett se define de la siguiente manera:

$$\omega_B[m] = \begin{cases} 1 - \frac{|m|}{M}, & m \ll M \\ 0, & \text{para otros casos} \end{cases}, \quad (10)$$

donde:

- $1 - \frac{|m|}{M}$: Es el factor de atenuación, suaviza los bordes de la secuencia.
- M : Es el retardo máximo permitido (límite de la ventana).

De esta manera, la autocorrelación ventaneada resulta en:

$$R_w[n] = R_{xx}[m] * \omega_B[m] \quad (11)$$

En la siguiente fase se convierte esta función de autocorrelación al dominio de la frecuencia mediante la FFT lo que permite obtener la magnitud de potencia de la señal, se aplica la FFT sobre la secuencia $R_w[m]$. Se obtiene la PSD cuando se extrae la parte real de la transformación, dado que la autocorrelación es par real. Como se muestra en la Ec. (12):

$$S(k) = \text{Re}\{FFT(R_w[m])\}, \quad (12)$$

donde:

- $S(k)$: Es la PSD calculada para el índice de frecuencia k.
- $FFT(R_w[m])$: Representa la FFT aplicada a la autocorrelación, el cual cumple con el teorema de Wiener-Khinchin.
- $\text{Re}\{\dots\}$: Es el encargado de extraer la parte real del resultado, la parte imaginaria resultante de la FFT se considera ruido numérico

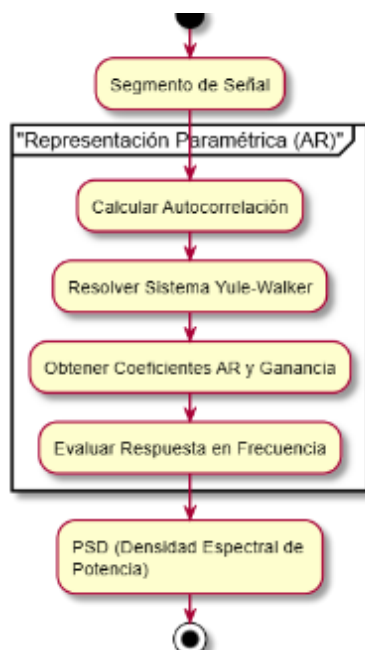
Finalmente, los valores de potencia pasan a (dB) y se les aplica un offset de calibración para compensar las variaciones en la ganancia del sistema de adquisición y las pérdidas del hardware. Este proceso ayuda a generar una salida en (dBm) que refleja la intensidad de la línea de hidrógeno detectada.

Modelo AR

A diferencia de los métodos clásicos, este modelo prescinde del análisis directo de los datos mediante la TF. En su lugar, este modelo considera la señal como el resultado de un proceso, donde ruido blanco atraviesa un sistema lineal. De esta manera la resolución del espectro depende de encontrar los parámetros del filtro digital, con la capacidad de replicar el comportamiento de la señal $x[n]$. Como se detalla en el diagrama de la *Figura 5*, este flujo se basa en el modelado estadístico.

Figura 5

Diagrama de Flujo: Método AR



Como se observa en la *Figura 5* el proceso inicia con la segmentación de la señal en bloques k temporales, de longitud finita para asegurar un análisis efectivo. Después para cada bloque, se ajusta un modelo de orden “P con el objetivo de capturar la envolvente espectral de

la línea de hidrogeno, en este caso cuenta con un orden " $P = 20$ ". El modelo matemático se lo representa mediante una combinación de muestras pasadas más un término de error, como menciona la Ec. (13):

$$x[n] = - \sum_{k=1}^p a_k x[n-k] + e[n], \quad (13)$$

donde:

- $x[n]$: Es la muestra actual de la señal analítica en el dominio del tiempo.
- a_k : Son los coeficientes del filtro o parámetros autorregresivos que el algoritmo debe encontrar para la descripción de la señal.
- $x[n-k]$: Representa el historial inmediato o las muestras anteriores de la señal.
- $e[n]$: Es el ruido blanco gaussiano.

El algoritmo busca la minimización del error entre la estimación calculada y la señal real $x[n]$ a partir de su historial inmediato el cual depende del orden " P ", a mayor orden este tendrá un conjunto más extenso a analizar.

Después el sistema ajusta el modelo AR mediante el método de Yule-Walker. Este procedimiento utiliza el cálculo de la matriz de correlación, para obtener los coeficientes óptimos que describen el comportamiento de la señal analítica. El sistema resuelve ecuaciones deterministas en lugar de iterar termino a término hasta encontrar el correcto. Para el cual, se realiza la autocorrelación de cada bloque k , donde los valores que se obtienen de este resultado se los organiza en la matriz de Toeplitz simétrica (R) para ser invertida y el vector de retardo (r) como se muestra en la Ec. (14):

$$R = \begin{bmatrix} r_{xx}(0) & \dots & r_{xx}(P-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ r_{xx}(P-1) & \dots & r_{xx}(0) \end{bmatrix}, \quad r = \begin{bmatrix} r_{xx}(1) \\ \dots \\ r_{xx}(P) \end{bmatrix} \quad (14)$$

La inversión de la matriz R permite hallar el vector de parámetros a , el cual garantiza una solución óptima para cada bloque de datos mediante la Ec. (15):

$$a = -R^{-1} * r \quad (15)$$

El cálculo de los parámetros de la Ec. (15) es la solución estándar de las ecuaciones de Yule-Walker, al invertir la matriz de correlación y multiplicarla por el vector de retardo, se obtienen los coeficientes a_k que permiten minimizar el error cuadrático medio de la predicción.

La Ec. (16) integra los componentes de la Ec. (14) en una única operación algebraica para hallar el vector de coeficientes a .

$$\begin{bmatrix} a_1 \\ \dots \\ a_{20} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} r_{xx}(0) & \dots & r_{xx}(P-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ r_{xx}(P-1) & \dots & r_{xx}(0) \end{bmatrix}^{-1} * \begin{bmatrix} r_{xx}(1) \\ \dots \\ r_{xx}(P) \end{bmatrix} \quad (16)$$

En la Ec. (16) se observa una representación matricial para la resolución del sistema de Yule-Walker, donde en el lado izquierdo se encuentra el vector de coeficientes a hasta un orden de 20 muestras. En el centro de la expresión se encuentra la matriz de Toeplitz (R) que está conformada por los valores de la función de autocorrelación r_{xx} la cual tiene una estructura simétrica con las diagonales idénticas y un exponente -1 que nos indica la necesidad de la inversión para despejar los parámetros. Finalmente, en el lado derecho se observa el vector de retardo r que contiene las autocorrelaciones desplazadas y las cuales indican la correlación entre la muestra actual y sus versiones retrasadas para garantizar una solución óptima en cada bloque de datos.

Una vez obtenidos los parámetros, se determina la precisión del modelo mediante la varianza del error de predicción σ_p^2 calculada mediante la Ec. (17):

$$\sigma_p^2 = r_{xx}(0) + \sum_{k=1}^p a_k r_{xx}(k) , \quad (17)$$

donde:

- $r_{xx}(0)$: Es la energía total de la señal capturada.
- $\sum_{k=1}^p a_k r_{xx}(k)$: Es la energía que el modelo logra predecir.

Y se garantiza la solución óptima para ese bloque de datos. Una vez que el sistema obtiene los parámetros, el algoritmo procede a calcular la PSD con el uso de la siguiente Ec. (18):

$$P_{AR}(f) = \frac{\sigma_p^2}{|1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j2\pi f k}|^2} \quad (18)$$

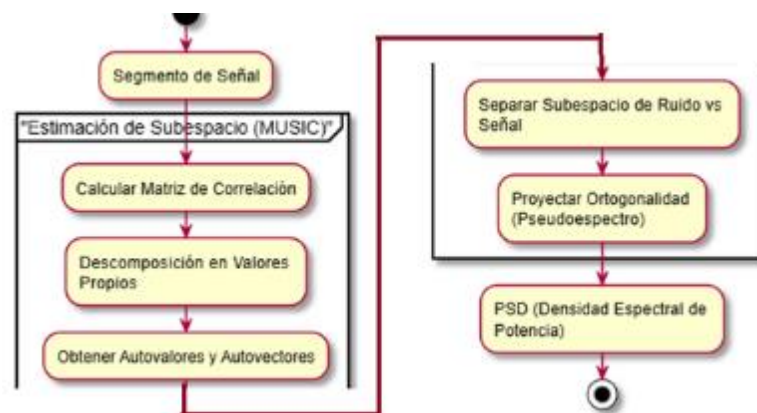
En dicha fórmula la respuesta del filtro inverso es representada por el denominador y permite identificar magnitudes de potencia que contienen más resolución espectral. Cuando este valor tiende a cero debido a los polos del sistema, se obtienen picos espectrales definidos incluso cuando los segmentos de datos son cortos. Finalmente, en la última fase el sistema convierte los resultados a una escala logarítmica (dB) y aplica un *offset* de calibración para obtener la salida final en dBm.

Algoritmo MUSIC

Para superar la limitación de resolución frecuencial dada por la longitud de la ventana temporal en los métodos basados en FFT, se implementa el algoritmo MUSIC. Este algoritmo de subespacios permite distinguir frecuencias muy cercanas entre sí, mediante un análisis de la estructura geométrica de la señal. El flujo de procesamiento se detalla en Figura 6.

Figura 6

Diagrama de bloques del algoritmo MUSIC



En la *Figura 6* se observa la primera fase, que consiste en la extracción de un bloque de datos de la señal original, para después calcular la matriz de correlación. Este algoritmo MUSIC estima la matriz de autocorrelación (R_{xx}) de la señal y realizar su descomposición en valores y vectores propios con el uso de la Ec. (19):

$$R_{xx} = E[xx^H] = \sum_{i=1}^M \lambda_i v_i v_i^H, \quad (19)$$

donde:

- λ_i : Son los valores propios (autovalores) de la matriz.
- v_i : Son los vectores propios (autovectores) asociados.

Para la obtención de los autovalores y autovectores el algoritmo MUSIC separa estos vectores en dos subespacios ortogonales. El primero es el subespacio de señal (U_s) que corresponde a los p valores propios de mayor magnitud y el segundo es el subespacio de ruido (U_n) que corresponde a los $M-p$, valores propios restantes donde M es el orden de la matriz. Los valores del subespacio de ruido resultan ortogonales a los vectores de la señal.

Una vez obtenidos los subespacios señal (U_s) y (U_n), el subespacio de señal ayuda aislar los componentes de hidrogeno, mientras el subespacio de ruido es la referencia de nulidad porque el vector de dirección de la señal es ortogonal a (U_n). Y solo se requiere (U_n) para generar los picos en el pseudo-espectro.

El algoritmo busca los picos espectrales a través de la evaluación de la ortogonalidad máxima, es decir localiza los puntos donde la proyección sobre el ruido es mínima. La función de estimación se define matemáticamente en la Ec. (20):

$$P_{MUSIC} = \frac{1}{a^H(f)U_n U_n^H a(f)}, \quad (20)$$

donde:

- $a(f)$: Es el vector de dirección para la frecuencia f .
- U_n : Es la matriz de vectores del espacio de ruido.

- H: Representa la transpuesta hermítica o transpuesta conjugada.

Un parámetro para tomar en cuenta es la dimensión del subespacio de señal (p). En este estudio, se busca aislar la línea de emisión del hidrógeno neutro, se configura un orden de modelo reducido y esto fuerza al algoritmo a concentrar la energía de la detección, en el pico más prominente para descartar fluctuaciones menores del ruido de fondo.

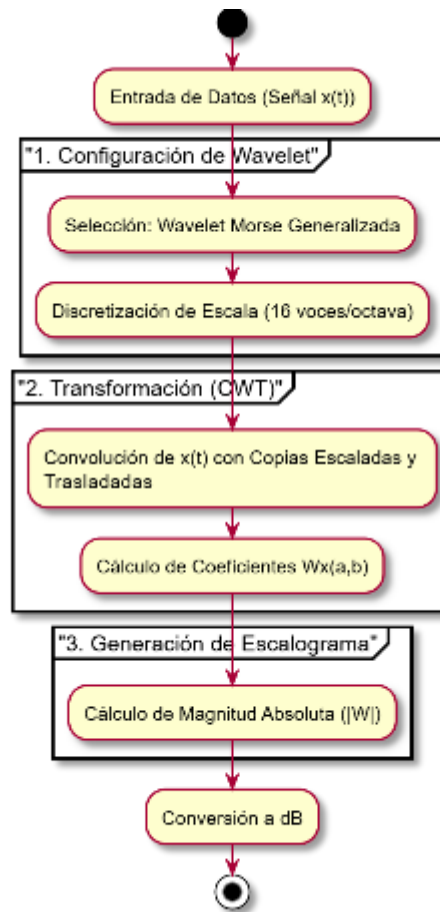
La magnitud $P_{MUSIC}(f)$ obtenida no representa una densidad espectral de potencia física, sino una medida de prominencia estadística. Por lo que los resultados se presentan en una escala logarítmica normalizada con la Ec. (21) obtenida de (Lara et al., 2025).

$$S_{MUSIC}(f)_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{MUSIC}(f)}{\max(P_{MUSIC})} \right) \quad (21)$$

Las gráficas resultantes se denominan pseudo-espectros, no indican la potencia de la señal en dBm, sino la certeza del algoritmo sobre la existencia de una componente espectral en una frecuencia exacta (f_0).

Método CWT

Este método presenta un cambio, comparado con los métodos anteriormente vistos, los cuales asumen estacionariedad en la señal, la CWT trabaja de forma que realiza un análisis conjunto en el dominio del tiempo y la frecuencia. Esta característica permite descomponer la señal con el uso de “paquetes de onda”, con una duración finita, lo cual otorga la capacidad de diferenciar entre la emisión continua del hidrógeno neutro y las RFI. Este proceso se desarrolla de acuerdo con las etapas descritas en la *Figura 7*.

Figura 7*Diagrama de Flujo para CWT*

En la *Figura 7* para la preparación de la señal y selección de la wavelet el procedimiento inicia con la conversión de los datos de entrada en una señal analítica. Para realizar la descomposición de la señal $x(t)$, se selecciona una función wavelet de naturaleza analítica, debido a que las señales reales de radioastronomía carecen de componentes de frecuencia negativa. Esta elección asegura una energía nula en frecuencias negativas y permite el análisis efectivo de la amplitud y fase instantánea de señales moduladas sin efectos de aliasing.

La wavelet de Morse Generalizada se define en el dominio de la frecuencia como se indica en la Ec. (22) obtenida de (Lilly & Olhede, 2012):

$$\Psi_{\beta,\gamma}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{\beta,\gamma}(t) e^{-i\omega t} dt = U(\omega) a_{\beta,\gamma} \omega^{\beta} e^{-\omega^{\gamma}}, \quad (22)$$

donde:

- $\Psi_{\beta,\gamma}(\omega)$: Es la función wavelet en el dominio de la frecuencia angular (ω).
- $U(\omega)$: Es la función escalón unitario, asegura que la wavelet sea analítica, lo que significa que es 0 para frecuencias negativas ($\omega < 0$).
- $a_{\beta,\gamma}$: Es una constante de normalización, asegura que la wavelet tenga una energía unitaria, lo que permite comparaciones válidas entre diferentes escalas.
- ω^β : En bajas frecuencias es el encargado de controlar el comportamiento de la wavelet y el parámetro β afecta decaimiento de la wavelet cerca de la frecuencia central.
- $e^{-\omega^\gamma}$: Controla el comportamiento en altas frecuencias.
- γ : Es un parámetro que define la simetría de la envolvente, afecta la caída de la cola de alta frecuencia.

Los parámetros establecidos en (Lilly & Olhede, 2012) establece que ($\gamma = 3, \beta = 20$) aseguran un equilibrio adecuado, entre la representación tanto temporal, como en la resolución en frecuencia, por lo que el sistema actúa como un filtro pasa banda adaptable.

El algoritmo determina los coeficientes $W_\psi(t, s)$, mediante la convolución de la señal de entrada con versiones escaladas s y trasladadas t de la función madre, como se indica en la Ec. (23) de (Lilly & Olhede, 2012):

$$W_\psi(t, s) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \frac{1}{s^n} \psi^* \left(\frac{\tau - t}{s} \right) d\tau, \quad (23)$$

donde:

- $W_\psi(t, s)$: Es el resultado de la transformación que da información sobre la variabilidad de la señal localizada en tiempo y frecuencia.

- s (Escala): Es el parámetro que dilata o comprime la wavelet, donde las escalas grandes corresponden a bajas frecuencias (cambios lentos) y escalas pequeñas a altas frecuencias.
- t (Tiempo): Es el parámetro de traslación que mueve la wavelet a lo largo de la señal.
- ψ^* : Es el conjugado complejo de la función wavelet madre.
- $x(\tau)$: Es la señal de entrada que se analiza.
- $\frac{1}{s^n}$: Es un factor de normalización donde se destaca dos opciones:
- $n = 1$: Normalización de amplitud (conserva los valores pico, vista como operaciones paso banda).
- $n = 1/2$: Normalización de energía (conserva la energía de la señal, vista como proyecciones).

En la implementación computacional, el parámetro de escala “s” se discretiza con una alta densidad de 16 voces por octava. Se destaca que esta configuración ayuda a analizar señal con una resolución de frecuencia muy corta, y de esta manera maximiza la precisión en la localización de la frecuencia central de la línea de hidrógeno.

Para la magnitud absoluta, ya que la CWT es una transformación lineal que cumple la condición de admisibilidad ($C_\psi < \infty$), se garantiza la conservación de la energía total de la señal por medio del teorema de Parseval para wavelets. Este teorema establece que la energía total calculada en el dominio del tiempo es idéntica a la energía total que esta distribuida en el plano tiempo-frecuencia.

Por lo tanto, el cuadrado de la magnitud de los coeficientes representa una densidad de energía física real, en el cual se obtiene el escalograma o Espectro de Potencia Wavelet (WPS, del inglés Wavelet Power Spectrum) mediante la Ec. (24) de (Torrence & Compo, 1998).

$$P_{CWT}(t, f) = 20 \log_{10}(|W_x(t, f)|), \quad (24)$$

donde:

- $P_{CWT}(t, f)$: Es la densidad de potencia en el plano tiempo-frecuencia expresada en escala logarítmica.
- $|W_x(t, f)|$: Es la magnitud de los coeficientes obtenidos para una coordenada específica de tiempo y frecuencia.

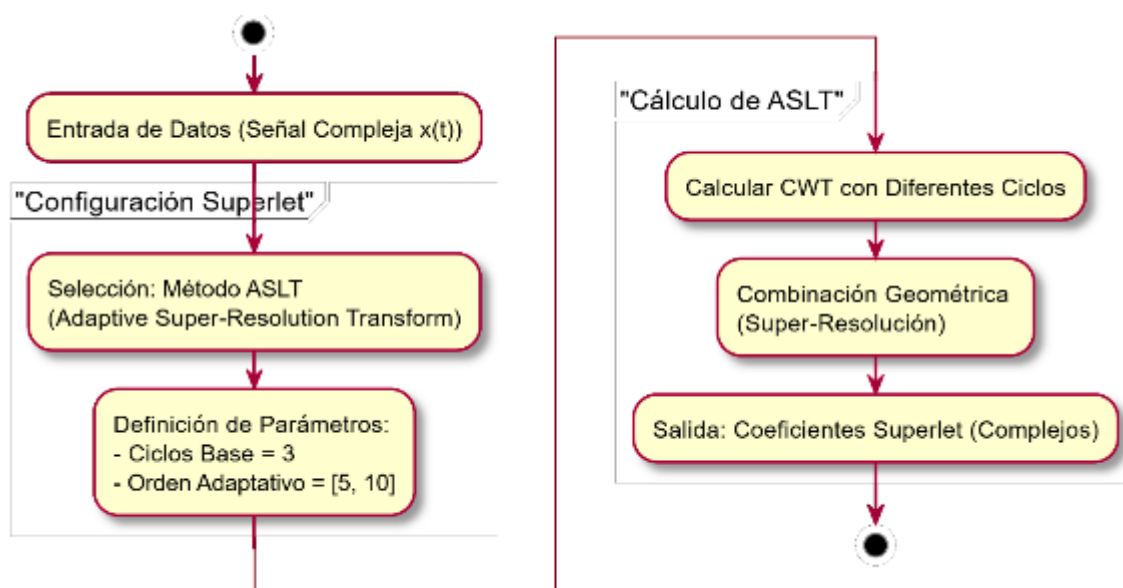
Como resultado del método CWT se obtiene un escalograma, el cual representa la distribución de energía en el dominio de tiempo-frecuencia.

ASLT

Para superar las limitaciones que plantea el principio de incertidumbre de Gabor-Heisenberg, el cual establece que existe un compromiso inverso entre la resolución temporal y la frecuencial. Si se desea una alta precisión para localizar cuándo ocurre un evento en el tiempo, se debe sacrificar la resolución en el dominio de la frecuencia, y viceversa. En la *Figura 8* presentada a continuación se observa el diagrama de flujo.

Figura 8

Diagrama de Flujo para la Transformada Superlet (ASLT)



En el método CWT convencional, se emplea una única función wavelet de ancho fijo para cada escala para analizar el bloque k de la señal, mientras que en la técnica Superlet se integra múltiples wavelets con diferentes anchos de banda para analizar un mismo segmento de la señal.

El método ASLT genera un conjunto de espectros con el uso de wavelets, con un número de ciclos base creciente $(c_1, c_2, \dots, c_n)$. La representación final se obtiene con el cálculo de la media geométrica de los espectrogramas con la Ec. (25) de (Moca et al., 2021).

$$SLT(s, f) = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n |W_{ci}(t, f)|^2}, \quad (25)$$

donde:

- $SLT(s, f)$: Representa la distribución de tiempo-frecuencia
- $\prod_{i=1}^n$: Indica la multiplicación de los espectros de potencia de cada wavelet dentro del conjunto.
- $|W_{ci}(t, f)|^2$: Es el espectro de potencia de una sola wavelet individual con un número de ciclos específico, lo que permite captar detalles distintos de la señal.
- $\sqrt[n]{\dots}$: Es la raíz enésima según la cantidad de wavelets utilizadas n , completa el cálculo de la media geométrica.

En este estudio la implementación de la variante adaptativa ASLT, hace que el orden de la Superlet (la cantidad de wavelets combinadas) varíe dinámicamente según la frecuencia, lo que optimiza la resolución en todo el espectro analizado. Este proceso permite una mejor representación espectral, elimina la redundancia y revela estructuras finas que son borrosas y que no brindan información en un espectrograma convencional.

Se definieron los siguientes parámetros para detectar la línea de hidrogeno neutro,

primero ciclos base ($baseCycles = 3$) este valor define una resolución temporal mínima, una wavelet de solo 3 ciclos ayuda a capturar eventos extremadamente cortos como el caso del hidrogeno.

El siguiente parámetro es el orden de la Superlet, el rango de utilización fue de 5 a 10, los cuales definen el rango de "agudeza" del algoritmo, al cual realiza una combinación desde 5 hasta 30 wavelets diferentes para cada punto a analizar. Y por último el número de ciclos para cada wavelet se define como la Ec. (26):

$$c_i = c_{min} + \frac{(i - 1) * (c_{max} - c_{min})}{N - 1}, \quad (26)$$

donde:

- c_i : Es el número de ciclos específico para la wavelet número i del conjunto.
- c_{min} : Representa los ciclos base, define la resolución temporal mínima para capturar eventos muy cortos.
- c_{max} : Es el límite máximo de ciclos, define la resolución de frecuencia ayuda a separar señales muy cercanas.
- i : Es el índice de la wavelet actual dentro de los productos (va desde 1 hasta N).
- N : Es el número total de wavelets que forman el conjunto de la Superlet.

En N al dar un orden mayor, el algoritmo integra wavelets con más número de ciclos, lo que permite separar con precisión señales muy cercanas en frecuencia y mejora la selectividad.

Finalmente, la magnitud resultante se transforma en escala logarítmica con un *offset* para obtener la densidad de potencia en dBm, y así el sistema identifica los picos de potencia máxima de la línea de hidrógeno neutro.

Etapas 3: Post-Procesamiento y Detección

Tras la obtención de la distribución de potencia en escala logarítmica (dBm) mediante las representaciones tiempo-frecuencia, se procede a la fase de evaluación. En esta fase final

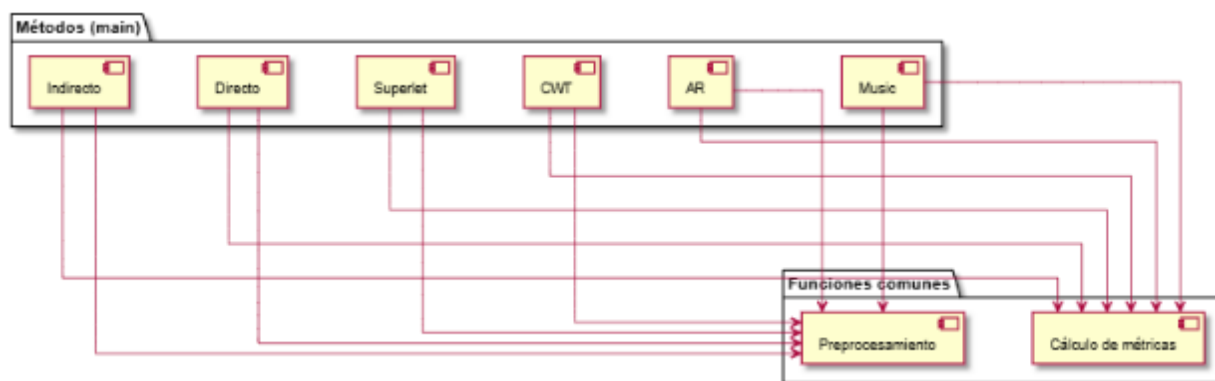
se compara las distintas representaciones tiempo-frecuencia utilizadas para la detección de la línea de hidrógeno basadas en métodos directos, indirectos, paramétricos y no paramétricos.

Arquitectura Modular del Sistema

La implementación computacional se basa en una estructura de bloques independientes para cada representación, mientras que las funciones de preprocesamiento y cálculo de métricas son compartidas. De esta manera, esta estructura garantiza modularidad, reproducibilidad del proceso y la coherencia en la comparación de datos entre técnicas. La arquitectura mencionada se observa en la *Figura 9*:

Figura 9

Estructura Modular del Sistema con las técnicas de estimación espectral



En la *Figura 9* se observa como el sistema opera bajo un flujo de procesamiento donde cada método es de manera autónoma.

Métricas de detección y Energía

La evaluación, se realiza mediante métricas, para determinar cuál de las técnicas brinda un mejor compromiso entre la capacidad de detección de señales débiles entre interferencias y la fidelidad de conservación de la potencia real de la señal astronómica.

Métrica de Diferencia de potencia

La diferencia de potencia individual $Diff_i$ es la diferencia entre la amplitud del pico máximo de cada técnica y el nivel de potencia del ruido térmico de fondo, de esta manera

permite aislar la contribución energética de la línea de hidrogeno de 21 cm respecto al ruido del receptor u otras RFI terrestres o satelitales, y se define como la Ec. (27):

$$Diff_i = P_{max\ i} - P_{noise\ i} \quad (10)$$

donde:

- $Diff_i$: Es la diferencia individual, representa la excedencia de potencia de la señal de hidrogeno respecto al ruido térmico en la ventana i.
- $P_{max\ i}$: Es la amplitud del pico máximo, es el valor de potencia más alto dentro del ancho de banda de interés, representa la posible detección de la línea de hidrógeno neutro.
- $P_{noise\ i}$: Es el nivel de potencia del ruido térmico de fondo, se estima mediante el promedio de las regiones del espectro, donde no hay presencia de la señal de interés, lo que permite aislar la línea de hidrogeno del ruido térmico del receptor y las RFI externas.

Métrica de Desempeño Promedio

Cada técnica de estimación espectral se ejecuta de manera independiente para garantizar la integridad de los datos. Para cada método se calculan las métricas descritas por ventana, se considera únicamente aquellas donde se verifica la estabilidad temporal $T=1$. El desempeño final se obtiene mediante el promedio de las métricas válidas. Como muestra la Ec. (28), empleada para este fin:

$$\overline{Diff} = \frac{1}{N_{sa}} \sum_{i=1}^{N_{sa}} Diff_i \quad (28)$$

donde:

- $\overline{Diff}$: Es la potencia media de la señal, este valor permite realizar el análisis comparativo entre las representaciones tiempo-frecuencia.

- N_{sa} : Es el número de muestras, es el total de ventanas procesadas, el sistema solo considera las que verifica estabilidad temporal $T=1$.
- $\sum_{i=1}^{N_{sa}} Diff_i$: Es la sumatoria, representa la suma de todas las diferencias individuales calculadas previamente.

La comparación entre métodos se realiza en función de estos valores promedio, se identifica la técnica que presenta una mayor capacidad de detección de la línea de hidrógeno.

Capítulo IV

Análisis y discusión de los resultados

En este capítulo se detallan los hallazgos derivados de la evaluación de las seis representaciones tiempo-frecuencia, implementadas en este estudio para la detección de la línea del hidrógeno neutro en la frecuencia central de 1420 MHz.

El análisis contiene los siguientes apartados, Caracterización Cualitativa de las Representaciones, Análisis de Sensibilidad y Estabilidad, para así verificar la fidelidad de los datos.

Configuración de las Pruebas y Selección de Datos

Para las pruebas de las seis representaciones tiempo-frecuencia se utilizó el archivo llamado "IQC_REC_Milk2025-02-12_11h49m44s_1.iq". Del archivo, cuya duración total fue de 12,5 segundos, se seleccionó un segmento de 1,00 segundo, que se encuentra entre 1 s y 2 s, para su análisis.

Figura 10

Selección del archivo IQ con distintos tamaños y segmento temporal que será analizado

```
--- Archivos encontrados ---
1: IQREC_Milk2025-02-12_11h31m34s_1.iq (286.10 MB)
2: IQREC_Milk2025-02-12_11h32m05s_1.iq (286.10 MB)
3: IQREC_Milk2025-02-12_11h32m56s_1.iq (286.10 MB)
4: IQREC_Milk2025-02-12_11h39m03s_1.iq (286.10 MB)
5: IQREC_Milk2025-02-12_11h41m26s_1.iq (95.37 MB)
6: IQREC_Milk2025-02-12_11h43m07s_1.iq (47.68 MB)
7: IQREC_Milk2025-02-12_11h49m44s_1.iq (47.68 MB)
```

Selecciona el número del archivo: 7

En la *Figura 10* se muestra la ventana de comandos donde se encuentra la selección del archivo, su duración total y el intervalo temporal definido para su análisis.

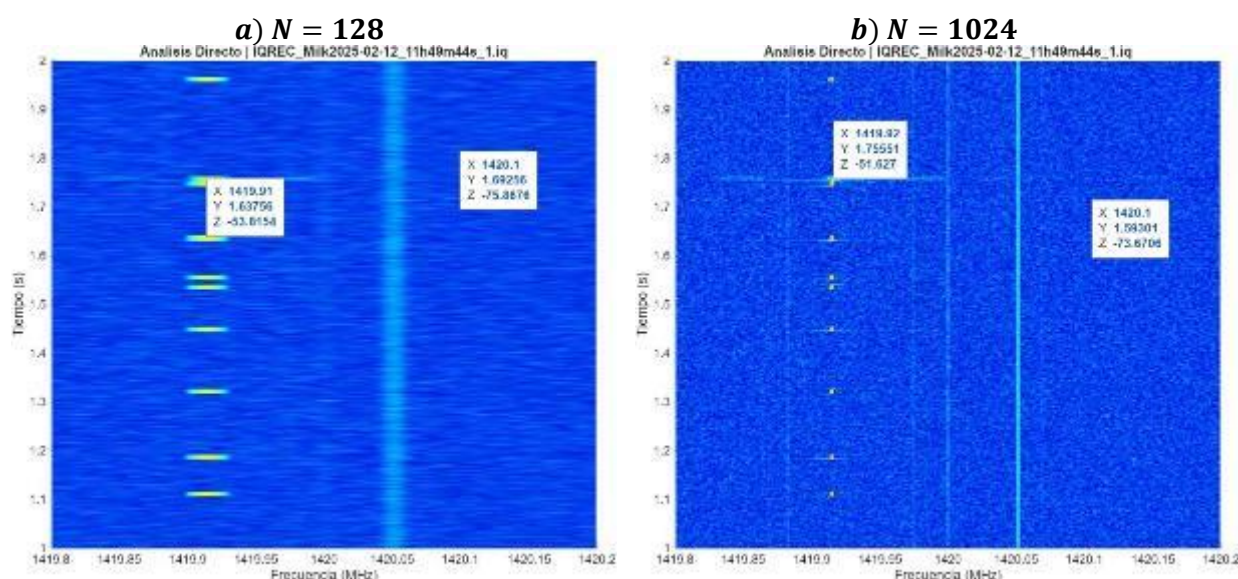
Caracterización Cualitativa de las Representaciones

En esta etapa se evalúa la nitidez y la definición gráfica de cada modelo a través de las distintas representaciones tiempo-frecuencia obtenidas.

Resultado del Método Directo

Figura 11

Representación Método Directo espectrograma para diferentes longitudes de ventana



En la *Figura 11* se presentan las representaciones tiempo-frecuencia obtenidas mediante el Método Directo (STFT) para las dos configuraciones de ventana: *a)* ($N = 128$) y *b)* ($N = 1024$).

En estas dos representaciones *a* y *b*, se identifica la línea del hidrógeno como la componente localizada en el lado izquierdo del espectrograma, mientras que la estructura vertical observada hacia la derecha del espectrograma, no corresponde a la señal de interés y esta es asociada a interferencia o a un componente no astronómico del sistema de adquisición, ya que tiene estabilidad en el tiempo, es definida, se mantiene constante en la misma frecuencia y tiene una amplitud significativamente mayor que la señal astronómica de interés.

Los resultados muestran una mejor calidad, de la estimación espectral al aumentar el tamaño de la ventana empleada. Al usar la ventana *b)* ($N = 1024$), se presenta mayor definición espectral de la línea de hidrógeno y mejor contraste respecto al ruido de fondo con una sensibilidad media de ($\mu = 23.08 \text{ dB}$), con desviación estándar mayor de ($\sigma = 3.84 \text{ dB}$) debido a la cantidad de muestras por segmento, lo que aumenta la ganancia de procesamiento y permite que la señal de interés se distinga en el dominio tiempo-frecuencia.

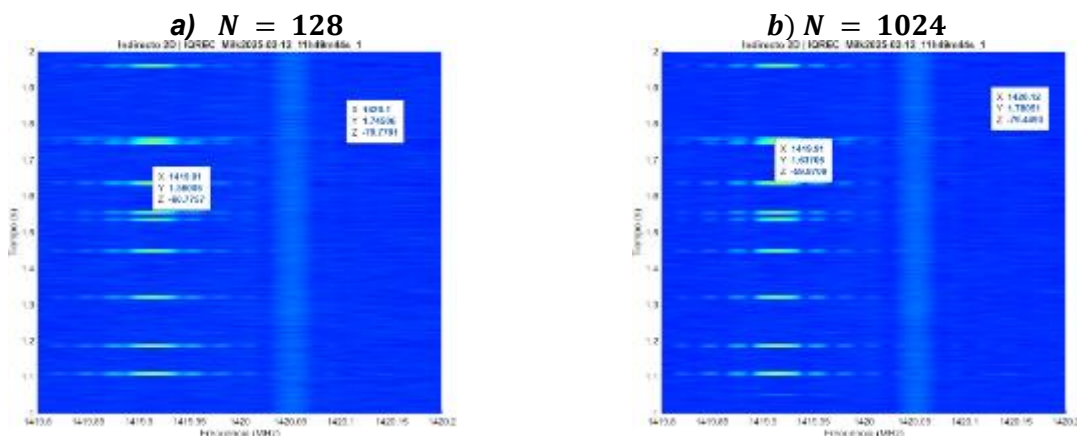
Mientras que al momento de aplicar una ventana corta de ($N = 128$), se consigue una sensibilidad de ($\mu = 16.65 \text{ dB}$), con desviación estándar menor de ($\sigma = 2.40 \text{ dB}$), en este caso, el excesivo ancho del canal espectral y la mayor influencia del ruido térmico adyacente, provocan que la potencia de la fuente de hidrógeno disminuya en el intervalo de la señal de interés, esto provoca que la señal se muestre débil respecto al ruido y apenas distinguible.

Estos resultados evidencian que, para el caso del método directo, el uso de ventanas de mayor longitud ayuda a mejorar la detección de la línea de hidrógeno al aumentar la resolución espectral y también la estabilidad de la estimación, mientras que para ventanas cortas limitan la visibilidad de la señal de hidrógeno inmersa en ruido.

Resultado del Método Indirecto

Figura 12

Representación espectral mediante correlograma y ventaneo tipo Blackman-Tukey para diferentes configuraciones



En la *Figura 12* se muestra las representaciones espectrales obtenidas mediante el método indirecto de Blackman–Tukey, el cual se fundamenta en el teorema de Wiener–Khinchin para las dos configuraciones de longitud de ventana: la configuración a ($N = 128$) y la configuración b ($N = 1024$).

Para la implementación de la ventana corta ($N = 128$) el ventaneo aplicado sobre la función de autocorrelación permite un suavizado eficaz del Correlograma. Este proceso actúa como un filtro que reduce una gran cantidad de varianza del ruido térmica y favorece la detección de la línea de hidrogeno. Se consiguió un valor medio de ($\mu = 20.62 \text{ dB}$) con desviación estándar menor de ($\sigma = 4.35 \text{ dB}$), lo que indica una buena detección robusta, aunque la interpretación de los resultados indica una ligera degradación por la varianza.

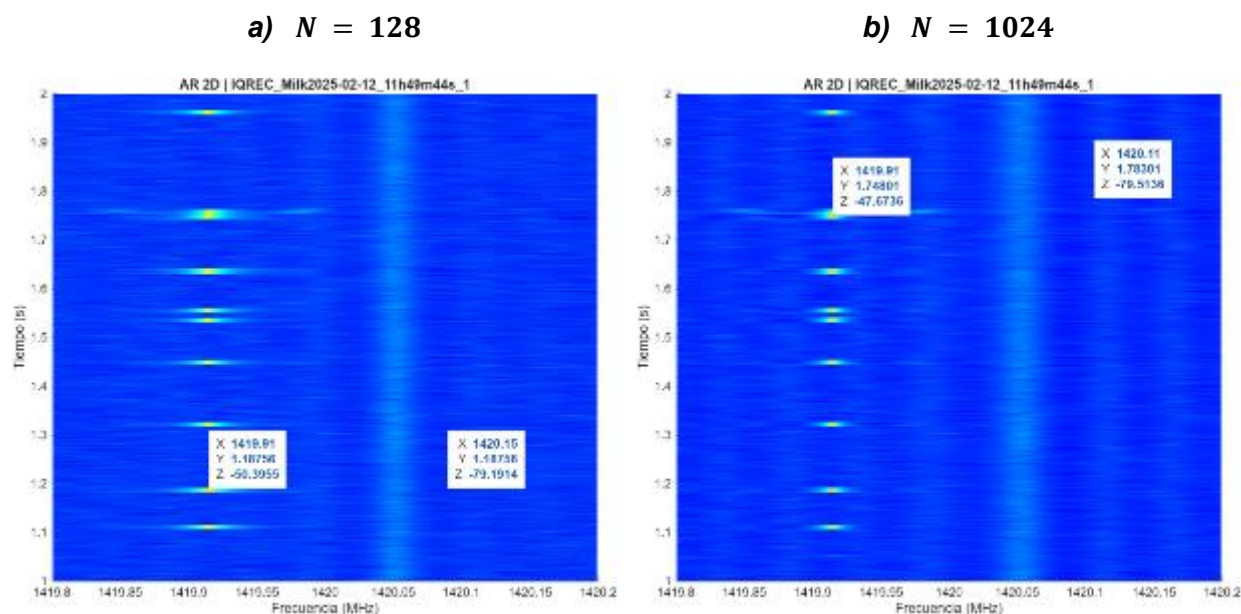
En comparación con la configuración b) ($N = 1024$), la FFT muestra que al exceder el tamaño de resolución se reintroduce ruido y provoca la aparición de inestabilidades espectrales. Como resultado, la detección de la línea de hidrogeno se vuelve poco confiable y da un valor de una media de ($\mu = 17.94 \text{ dB}$) con desviación estándar mayor de ($\sigma = 5.65 \text{ dB}$), la cifra mas alta de la *Tabla 2*.

Los resultados muestran que, en el método indirecto, la longitud de la ventana N importa, porque controla el compromiso entre suavizado del espectro y detalle frecuencial, por lo que configuraciones con ventanas más cortas con menor número de muestras por segmento como la configuración a, ofrecen un mejor desempeño para la detección de señales astronómicas débiles inmersas en ruido como la línea de hidrogeno neutro, ya que al aumentar N la señal de interés se degrada frente al ruido.

Resultado del Modelo paramétrico AR

Figura 13

Representación tiempo-frecuencia del Modelo AR para diferentes configuraciones de ventana



En la *Figura 13* se presentan las representaciones tiempo-frecuencia obtenidas mediante el modelo AR, para dos configuraciones de longitud de ventana a) ($N = 128$) y b) ($N = 1024$).

Se observa que con la configuración a ($N = 128$) la línea horizontal del hidrogeno neutro, se percibe "más ancha" porque el modelo no tiene suficiente resolución para definir los bordes con precisión, aunque el fondo permanece muy limpio y oscuro, lo que resalta la presencia de la señal de hidrogeno, en contraste con los métodos convencionales que presentan un fondo espectral mucho más granulado. Bajo esta configuración, se obtuvo una sensibilidad media ($\mu = 23.39 \text{ dB}$) con desviación estándar menor de ($\sigma = 2.49 \text{ dB}$) lo que indica que es un estimador estable.

Al momento de aumentar el tamaño en la configuración b con ($N = 1024$), se logra que la línea de hidrógeno se observe mucho más fina y estilizada, esto ayuda a localizar la frecuencia exacta con menor margen de error y presenta una mayor definición, de esta manera

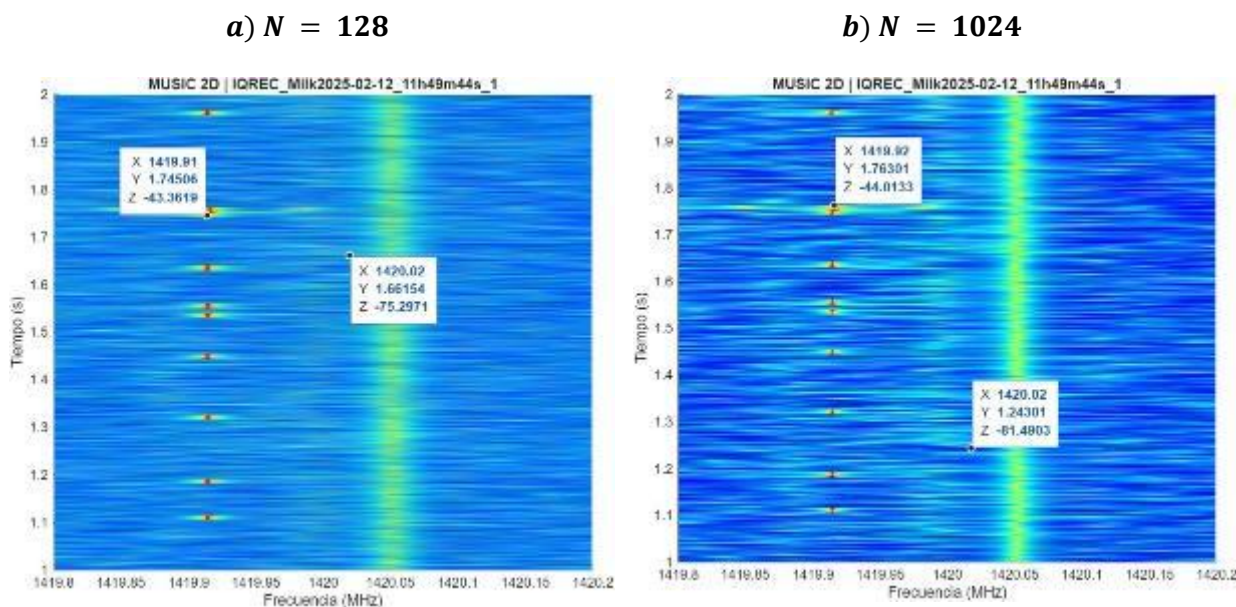
se logra confinar la potencia de la señal en una región muy estrecha del espectro, lo cual maximiza detección de la línea y demuestra una localización frecuencial estable, se consiguió un valor medio de ($\mu = 29.65 \text{ dB}$) con estabilidad de ($\sigma = 3.53 \text{ dB}$).

El algoritmo AR genera un contraste suave, lo que permite identificar la línea de hidrógeno como una señal que mantiene su energía constante sobre el ruido de fondo, estable ante las fluctuaciones. Dicha representación, permite apreciar la capacidad del modelo para descartar las variaciones que existen, lo cual respalda su posición como el estimador más estable de ($\sigma = 2.49 \text{ dB}$) con ventana de ($N = 128$), a pesar de que la franja visualmente se muestra más ancha, debido a la menor resolución frecuencial.

Resultado Método paramétrico MUSIC

Figura 14

Representación de MUSIC (Subespacios)



En la *Figura 14* se observa la detección de la línea de hidrógeno, mediante el método de subespacio MUSIC, en el cual se muestra la separabilidad de la señal de interés respecto al ruido de fondo. Se observa que existe incremento en el ruido, de igual manera al momento de aumentar la resolución en la configuración b de ($N = 1024$), se alcanza un valor promedio de

($\mu = 34.81 \text{ dB}$) con desviación estándar menor de ($\sigma = 6.45 \text{ dB}$), este valor alto de desviación indica inestabilidad y supera ampliamente al resto de las técnicas presentadas.

Al proyectar matemáticamente el ruido al espacio nulo, en la configuración b, el algoritmo logra picos de amplitud (6.11 – 48.83), como se muestra en la *Tabla 2*, lo que maximiza su potencial para localizar frecuencias.

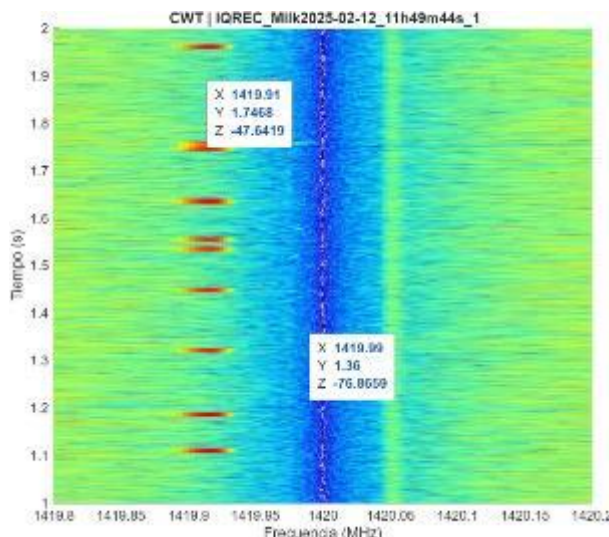
Sin embargo, se presenta inestabilidad por la alta desviación estándar ($\sigma \approx 6.45 \text{ dB}$), la cual alerta sobre la posible tendencia del algoritmo a detecciones incorrectas. Este método de subespacio tiende a interpretar fluctuaciones aleatorias del ruido como señales reales, lo que genera falsos positivos donde no debería haberlas. Por lo que este método MUSIC, a pesar de que ofrece una mayor detección teórica, su inestabilidad práctica lo hace un estimador riesgoso.

En comparación, la configuración a ($N = 128$), alcanza un valor promedio de ($\mu = 31.32 \text{ dB}$) con desviación estándar menor de ($\sigma = 5.48 \text{ dB}$), aunque la desviación estándar es más estable, en este algoritmo la configuración b es mejor porque a pesar de su alta varianza de ($\sigma = 6.45 \text{ dB}$). El propósito de este algoritmo es maximizar la resolución y la sensibilidad para detectar componentes que otros métodos no toman en cuenta, por lo que ($N = 128$), a ($N = 1024$), la sensibilidad aumenta de ($\sigma = 6.45 \text{ dB}$) con rango de (6.11 – 48.83 dB), lo que permite obtener picos más agudos y mejor definición espectral.

Resultado Método no paramétrico CWT

Figura 15

Representación para el Escalograma de la CWT



En la *Figura 15*, se observa la representación de la CWT que destaca por la solidez y continuidad de la detección. Comparada a otros métodos, la CWT logra identificar una traza mucho más clara, que mantiene la integridad de su relación con la energía a lo largo del tiempo, sin fragmentarse a lo largo del dominio de la frecuencia.

La estabilidad que presenta se respalda con la diferenciación promedio obtenida de ($\mu = 27.08 \text{ dB}$) y una baja varianza de ($\sigma = 3.46 \text{ dB}$). Estos valores confirman la presencia de la fuente astronómica, lo que posiciona a la wavelet de Morse como una herramienta robusta frente al ruido térmico que tiene el sistema. Según los datos de la *Tabla 2*, *el método CWT con* ($\mu = 27.08 \text{ dB}$), *tiene una mejor detección comparada al método directo con* ($\mu = 23.08 \text{ dB}$), *ambas comparaciones tienen baja desviación estándar.*

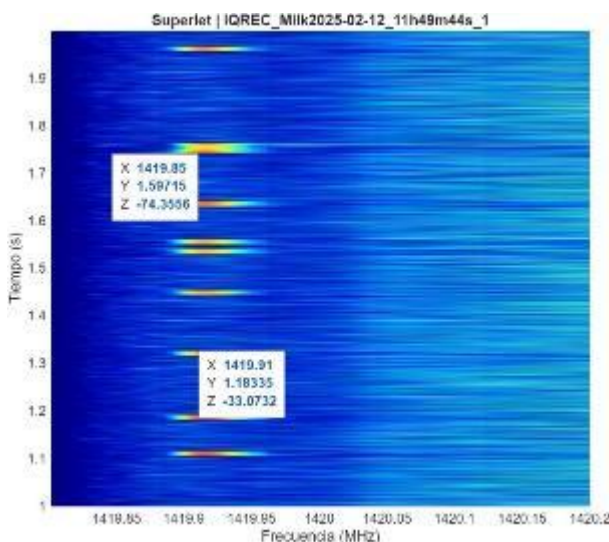
Si bien los contornos de la señal exhiben una suavidad y un ensanchamiento espectral, el cual sacrifica la precisión frecuencial, esta cualidad garantiza una representación libre de falsos positivos, por lo que se consigue una fiabilidad temporal sobre la resolución espectral

extrema, lo que permite una distinción correcta entre la línea de hidrogeno neutro y las interferencias RFI.

Resultado Superlet

Figura 16

Representación de SALT



En la *Figura 16* se observa la implementación de la transformada Superlet, esta técnica se diferencia de la CWT por su capacidad para ofrecer una resolución tiempo-frecuencia con buena definición. El escalograma muestra una clara línea de hidrógeno como una traza delgada con un valor de diferencia promedio de ($\mu = 20.68 \text{ dB}$). Esta precisión permite una distinción clara de la señal frente a la borrosidad perimetral observada en otros métodos.

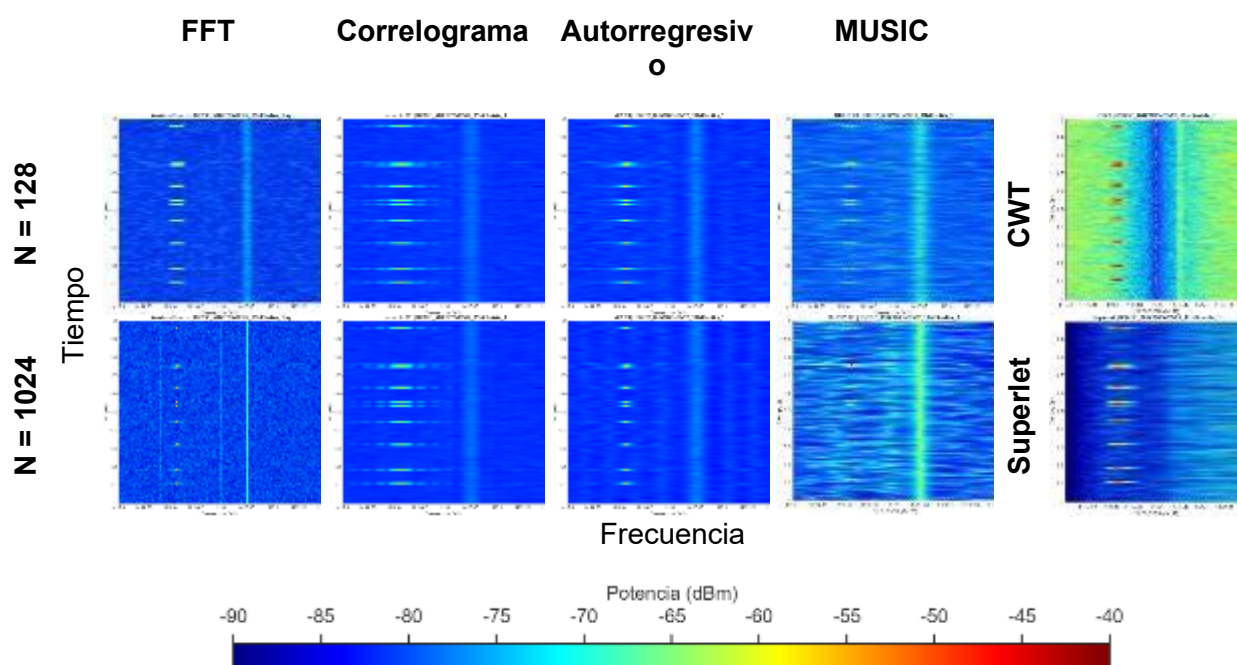
Mientras que otros métodos suavizan las fluctuaciones del ruido para ofrecer una imagen más lisa y uniforme, la Superlet captura el ruido de fondo de forma granular. Debido a esta alta sensibilidad a los detalles, el algoritmo no filtra el fondo térmico, sino que lo fragmenta en estructuras pequeñas, la cual se refleja en una desviación de ($\sigma = 4.33 \text{ dB}$), como se observa

en la *Tabla 2*, un valor elevado, comparado al método AR de ($\sigma = 2.49 \text{ dB}$) pero menor que el algoritmo MUSIC de ($\sigma = 6.45 \text{ dB}$) y el método indirecto de ($\sigma = 5.65 \text{ dB}$).

Estos resultados confirman la capacidad del algoritmo Superlet para la detección de RFI, al no suavizar el espectro, este algoritmo permite identificar anomalías o señales extrañas que otros métodos omiten. Por lo que Superlets es una herramienta de análisis estructural, eficaz para entornos donde es tan importante caracterizar el ruido y la señal como detectar la fuente astronómica en este caso la línea de hidrógeno.

Figura 17

Comparativa de Representaciones Tiempo-Frecuencia



En la *Figura 17* se representa las 6 distintas técnicas de estimación espectral, analizadas bajo diversas configuraciones de resolución. Al obtener los resultados de potencia promedio μ y estabilidad (desviación estándar) σ , se determina que el modelo autorregresivo representa la solución más balanceada porque asegura una detección clara de la línea de hidrógeno con sensibilidad de ($\mu = 29.65 \text{ dB}$) y una baja varianza de ($\sigma \approx 3.53 \text{ dB}$). Este modelo asegura una identificación de la línea de hidrogeno y mantiene el ruido de fondo en niveles bajos lo que asegura la estabilidad del método.

En paralelo, la Transformada Superlet destaca en la representación visual porque permite separar la línea de hidrógeno de señales espurias, es decir falsas o no deseadas cercanas lo cual logra una representación clara de la línea. Esta precisión logra una visualización clara de la línea de hidrogeno con una sensibilidad de ($\mu = 20.68 \text{ dB}$). A pesar, de la buena representación esto provoca que se genere un costo computacional elevado lo cual eleva la varianza ($\sigma \approx 4.33 \text{ dB}$), lo que podría interpretarse erróneamente como inestabilidad si no se considera su naturaleza de análisis fino estructural, el cual pone en primer lugar el detalle sobre el suavizado de fondo.

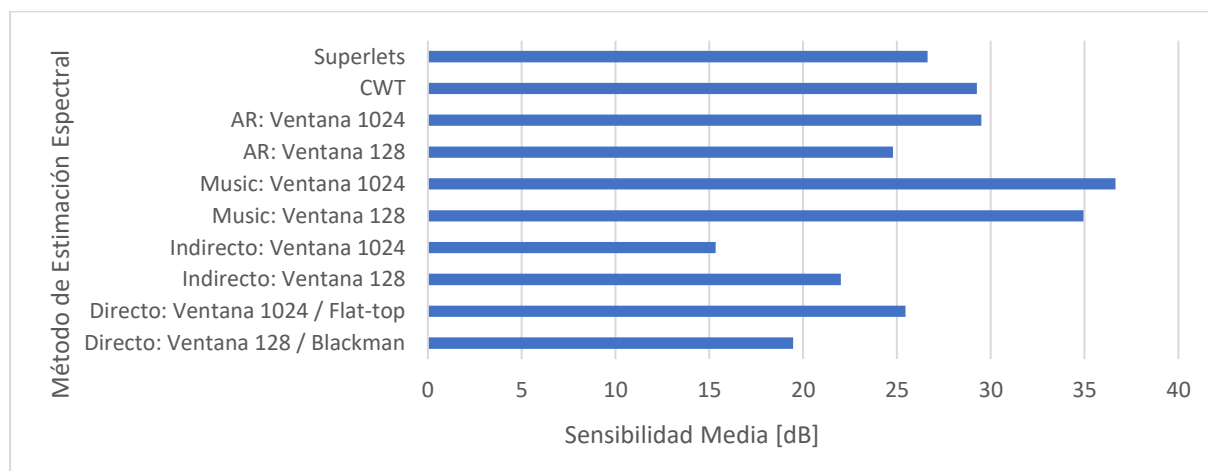
Análisis de Sensibilidad y Estabilidad

Una vez descritas las características visuales, se presenta la comparativa numérica que permite determinar la eficacia las diferentes técnicas de estimación espectral.

Sensibilidad de detección diferencia de potencia pico-fondo

Figura 18

Comparación de la diferencia de potencia media entre los distintos estimadores espectrales.



En la *Figura 18* se analiza la capacidad de cada estimador para detectar la línea del hidrógeno frente al ruido térmico, donde una mayor diferencia de potencia indica una mayor sensibilidad y una mejor capacidad de detección. Un valor en dB alto indica que la señal se muestra por encima del ruido, lo cual facilita su detección.

La representación MUSIC que es el valor medio más alto de los datos, tiene diferencia de potencia media de (36.64 dB) con orden ($N = 1024$) y (34.941 dB) con orden ($N = 128$). Si bien este resultado supera ampliamente al resto de técnicas de estimación espectral por un margen mayor a 5 dB, este resultado no representa una magnitud física real, sino la naturaleza matemática de su pseudo-espectro. En comparación con los métodos como la FFT o el Modelo AR que estiman la PSD conforme a la energía de la señal, el algoritmo MUSIC se fundamenta en la ortogonalidad de subespacios, esto provoca que cuando la señal se aleja del subespacio de ruido, el denominador de su función tienda a cero y tiende a generar picos de manera pronunciada los cuales maximizan artificialmente la distancia respecto al piso de ruido.

Por consiguiente, aunque esta representación resulta ideal para localizar la frecuencia central (f_0), sus picos resultan engañosos o generan falsos positivos al no guardar una relación lineal con el flujo energético. Esto sugiere que este método es el más robusto para resaltar picos espectrales frente al ruido.

En el método CWT se tiene una diferencia de potencia de (29.255 dB), este valor destaca por la solidez de la detección. Esta técnica identifica una traza mucho más clara que mantiene su relación con la energía a lo largo del tiempo, sin fragmentarse a lo largo de la frecuencia.

La transformada Superlet registra una diferencia de potencia de (26.630 dB) comparado con otros métodos que suavizan el espectro para reducir el ruido, Superlet conserva una alta sensibilidad a los detalles temporales y frecuenciales, Dicho efecto permite identificar anomalías o RFI que otros métodos omiten.

El comportamiento del método indirecto tiene una tendencia inversa a la del modelo AR, mientras que en el modelo AR el incremento de muestras mejora la detección, en el método indirecto el aumento de la orden ($N = 1024$), ocasiona que exista una caída en la diferencia de potencia promedio a (15.331 dB). Esta degradación ocurre porque la función de autocorrelación, al aumentar el tamaño del orden, se integra retardos temporales más extensos

que carecen de información que perjudican la relación señal-ruido. Por el contrario, la configuración de orden ($N = 128$), ofrece un desempeño de (22.014 dB), porque al usar un orden menor, se selecciona únicamente la parte más estable y con mayor energía de la autocorrelación.

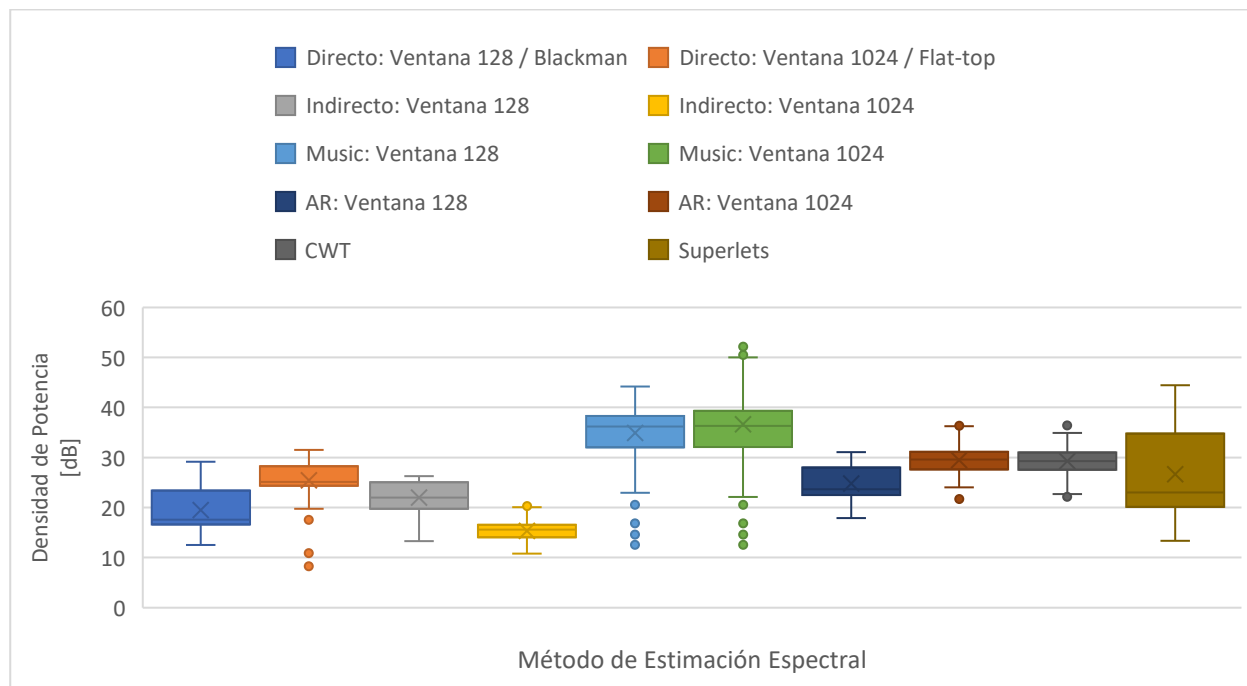
El Método Directo, muestra que la resolución espectral es directamente proporcional a la sensibilidad, donde al aumentar el tamaño de la ventana mejora la detección. En la configuración de ventana corta ($N = 128$), se obtiene una diferencia promedio de (19.472 dB), porque un mayor ancho de banda de cada canal espectral ayuda a que el ruido térmico de las frecuencias adyacentes se filtre y se combine con la señal de interés. Por el contrario, una ventana de ($N = 1024$) muestras, estrecha los canales de frecuencia y concentra la potencia de la señal, aísla el ruido, lo que da una diferencia de los (25.454 dB).

Por otro lado, el modelo AR con un orden de ($N = 1024$) muestra un gran rendimiento comparado al resto de técnicas de estimación espectral, con un valor de media de (29.492 dB), lo que significa que la señal es más potente que el ruido de fondo. Dicho valor indica la eficacia del modelo frente al ruido de fondo y logra resaltar la señal de interés, la línea de hidrógeno. Mientras que con la configuración de orden ($N = 128$), se consigue (24.792 dB), lo que confirma que el incremento en la longitud de la ventana ayuda a mejorar la capacidad del modelo, para distinguir la señal del hidrógeno frente al ruido térmico.

Estabilidad

Figura 19

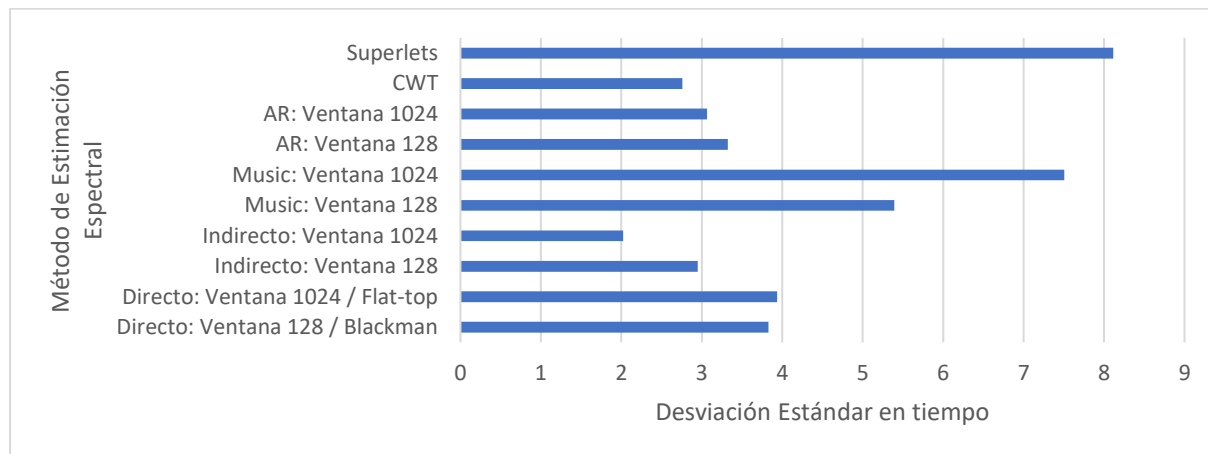
Análisis de varianza y estabilidad en la detección de la línea de hidrógeno



En la *Figura 19* el análisis de varianza y estabilidad se representa mediante diagramas de cajas, estos permiten visualizar la distribución de las mediciones de densidad de potencia para cada técnica de estimación espectral. La figura indica la dispersión entre la potencia mínima y la potencia máxima detectada por cada método de estimación espectral. Se concluye que el modelo AR es el método con más fiabilidad porque sus cajas se mantienen estables en el eje de densidad de potencia con dispersión mínima.

Figura 20

Comparativa de la desviación estándar entre los distintos estimadores espectrales para la detección de la línea de hidrógeno.



En la Figura 20, la desviación estándar σ representa la magnitud de las fluctuaciones en los resultados, se enfoca en la estabilidad de los picos máximos de la línea de hidrogeno con las fluctuaciones del ruido térmico en el dominio del tiempo, por lo que un valor reducido en esta métrica asegura una señal más confiable y reduce la presencia de falsos positivos.

Se aprecia que la representación del modelo AR, Indirecto y CWT, se encuentran con mayor estabilidad ante las alteraciones del ruido, en comparación con las demás técnicas de estimación espectral. Dicha estabilidad no se define por la altura del pico, sino que por el bajo valor que presenta la variabilidad de los picos máximos ante el ruido térmico.

Esta estabilidad reside en su capacidad para modelar la señal $x[n]$ recibida, como la salida de un filtro de polos generadores. Al ajustar los coeficientes del modelo, esta técnica logra suavizar el ruido blanco gaussiano presente entorno de la señal de interés y preserva la estructura fundamental de la señal.

El método Indirecto en la configuración a ($N = 128$) da un valor de ($\sigma = 2.947 \text{ dB}$) y en la configuración b con ($N = 1024$) da un valor de ($\sigma = 2.021 \text{ dB}$) y el método CWT da ($\sigma = 2.759 \text{ dB}$), son las desviaciones estándar más bajas del estudio.

El modelo AR se consolida como el estimador más estable, porque mantiene un control de la variabilidad en sus configuraciones, en la primera a con ($N = 128$) da ($\sigma = 3.322 \text{ dB}$) y la segunda configuración b con ($N = 1024$) da ($\sigma = 3.066 \text{ dB}$), la variabilidad se mantiene controlada por su capacidad para modelar la señal lo ofrece el mejor compromiso entre ganancia y estabilidad.

Por otro lado, para la CWT se identifica una estabilidad cercana al modelo AR con un valor de desviación estándar de ($\sigma = 2.759 \text{ dB}$). Esta consistencia se ve alterada únicamente por desviaciones mínimas respecto al promedio estadístico correspondientes a la detección de algún posible evento transitorio o de RFI.

El algoritmo MUSIC confirma su volatibilidad en la configuración a ($N = 128$) da un valor de ($\sigma = 5.393 \text{ dB}$) y en la configuración b con ($N = 1024$) da un valor de ($\sigma = 7.506 \text{ dB}$). Por su parte, la representación de Superlet tiene una desviación mayor de ($\sigma = 8.114 \text{ dB}$), consecuencia de su propia naturaleza adaptativa que ajusta dinámicamente el ancho de banda efectivo para lograr la identificación de la señal de interés. Superlets tiene variabilidad más acentuada y la aparición de valores atípicos, estos valores corresponden a momentos en los que ráfagas de RFI de corta duración atravesaron el filtro wavelet y contaminan la representación de la señal.

Síntesis Comparativa de Resultados

A continuación, se unifican las métricas calculadas para las distintas técnicas de estimación espectral, lo que facilita la selección del algoritmo adecuado para la detección de la línea de hidrógeno. En la *Tabla 2*, se presenta las métricas de sensibilidad media, y desviación estándar por cada método tiempo-frecuencia.

Tabla 2*Comparativa de métricas de desempeño para cada representación tiempo-frecuencia*

Tipo de representación	Configuración (N)	Potencia Media (μ) [dB]	Estabilidad / Desv. Est. (σ) [dB]	Rango (Min – Max) [dB]	Interpretación del resultado
Directo (STFT)	Ventana 128	16.65	2.40	2.15 – 23.48	Sensibilidad baja.
Directo (STFT)	Ventana 1024	23.08	3.84	3.55 – 27.51	Mayor sensibilidad
Indirecto (Blackman Tukey)	Ventana 128	20.62	4.35	4.18 – 26.25	Degradación por exceso de varianza.
Indirecto (BT)	Ventana 1024	17.94	5.65	5.59 – 28.27	Gran rendimiento con baja resolución.
MUSIC	Orden 128	31.32	5.48	5.13 – 39.18	Máxima detección, inestable.
MUSIC	Orden 1024	34.81	6.45	6.11 – 48.83	Máxima detección, muy alta varianza.
AR (Burg)	Orden 128	23.39	2.49	1.84 – 28.89	Máxima estabilidad.
AR (Burg)	Orden 1024	29.65	3.53	2.73 – 35.34	Mejor balance global.
CWT	Morse	27.08	3.46	2.48 – 34.76	Resolución frecuencial.
Superlets	Adaptativo	20.68	4.33	4.08 – 33.00	Análisis conjunto.

Nota. Elaboración propia a partir de los datos obtenidos mediante el procesamiento estadístico de todas las muestras recolectadas en este estudio.

Se selecciona el Modelo AR con orden ($N = 1024$), como la mejor técnica de estimación espectral. Esta decisión se fundamenta en su capacidad para ofrecer la combinación más eficiente entre sensibilidad y estabilidad. El modelo tiene una sensibilidad de (29.65 dB), lo cual asegura que la línea de hidrógeno sea claramente visible, sobre el ruido térmico y factor de estabilidad con una desviación estándar de ($\sigma = 3.53 \text{ dB}$), lo que garantiza que la señal detectada sea real y no una fluctuación del sistema.

Capítulo V

Conclusiones

Los resultados obtenidos demuestran que, si bien los métodos clásicos basados en la FFT y el método de Wiener-Khinchin con ventana de Blackman aportan una aproximación inicial válida, presentan limitaciones. La configuración del método directo FFT, con la configuración a con ventana de ($N = 128$) apenas alcanza una sensibilidad de (16.65 dB) y es el valor más bajo del estudio, lo que dificulta la distinción de la señal frente al ruido de fondo. Mientras que el método de Wiener-Khinchin (Indirecto) tiene una configuración a ($N = 128$) con sensibilidad de (20.62 dB), sufre una degradación al procurar mejorar la resolución porque su potencia cae drásticamente en la configuración b con (17.94 dB). Estos resultados muestran que ambos métodos poseen una alta sensibilidad a las fluctuaciones del fondo, lo cual compromete la fidelidad de la detección en escenarios de baja relación señal-ruido.

En cuanto al algoritmos de subespacio, el estimador MUSIC, en la configuración b muestra una potencia de detección de (34.81 dB). Este valor sugiere una buena capacidad para disminuir matemáticamente el piso de ruido y resaltar picos de frecuencia. No obstante, esta agresividad en la separación de subespacios implica una inestabilidad, al momento de presentar los resultados, porque se registra una desviación estándar de (6.45 dB). Esta alta

varianza indica que las irregularidades del ruido tienden a presentarse como posibles falsos positivos, sumado a una fluctuación extrema en la amplitud de los picos espectrales. El método MUSIC es una herramienta adecuada para la localización de frecuencias ocultas, pero poco fiable para la validación de la presencia continua de una señal en entornos dinámicos y ruidosos.

El escalograma resultante de la CWT presenta la emisión de hidrógeno como una traza clara y continua a largo del eje temporal, libre de la fragmentación en el eje frecuencial que afecta a otros estimadores. Este método destaca por su robustez, respaldada por una desviación estándar de (3.46 dB), lo que asegura una representación visual sumamente estable. Aunque este enfoque implica un ligero ensanchamiento del ancho de banda visualizado, en lugar de mostrar picos delgados que aparecen y desaparecen por el ruido, este método CWT garantiza una mancha constante y sólida en lugar de picos volátiles. Al mantener una potencia de (27.08 dB), se garantiza que la energía de la señal permanezca visible y clara frente a las perturbaciones momentáneas del medio, lo que facilita una interpretación inmediata y segura.

El Modelo AR es la técnica más adecuada por su eficacia, este método paramétrico tiene la capacidad de modelar el origen físico de la señal. Según los resultados de la *Tabla 2*, este modelo logra reconstruir la línea de hidrógeno, con una fidelidad superior que los métodos no paramétricos no igualan. Este modelo logra un equilibrio entre potencia ($\mu = 29.65 \text{ dB}$) y desviación de ($\sigma = 3.53 \text{ dB}$), lo que indica estabilidad de la señal. De este modo, el modelo supera las limitaciones de estimadores clásicos como la fuga espectral y la baja resolución en entornos con alta relación señal-ruido.

Por consiguiente, el presente estudio sobre técnicas de estimación tiempo-frecuencia concluye que el modelo AR constituye la técnica de estimación más eficaz para la identificación de la línea de hidrogeno, en la banda de 1420 MHz. Mientras que otras técnicas exhiben una

inestabilidad elevada o una sensibilidad insuficiente, esta técnica paramétrica alcanza una desviación estándar controlada.

Recomendaciones

Se recomienda implementar una estrategia de procesamiento por segmentos o bloques temporales, de esta manera en lugar de cargar y procesar la totalidad de la grabación en una sola matriz, resulta más eficiente dividir la señal en ventanas de tiempo discretas y secuenciales, lo que evita el desbordamiento de memoria y el colapso del software de análisis.

Trabajos Futuros

Se plantea la implementación de las técnicas de estimación espectral y representación tiempo-frecuencia en tiempo real, a partir de señales IQ adquiridas directamente del radiotelescopio. Dado que el presente estudio se limitó al post-procesamiento de la señal, se propone trasladar estas metodologías a lenguajes de mayor eficiencia computacional como C++ o entornos Python con aceleración por GPU. Esta migración permitiría reducir la carga en la memoria del sistema y eliminaría la necesidad de segmentar las grabaciones, lo cual facilitaría la visualización instantánea de la línea de hidrógeno durante la toma de datos en campo y también ofrecería una retroalimentación inmediata al observador.

Adicionalmente se propone una evaluación cuantitativa más exhaustiva del desempeño de cada técnica de estimación espectral, al considerar criterios como la capacidad de resolución espectral y el costo computacional asociado, para establecer comparaciones entre los métodos analizados.

Referencias Bibliográficas

- Addison, P. S. (2017). *The illustrated wavelet transform handbook: Introductory theory and applications in science, engineering, medicine, and finance* (Second edition). CRC Press, Taylor & Francis Group.
- Ahmad Hariz, B., Roslan, U., Nor Hazmin, S., Razalie, H., Nur Zulaikha Mohd, A., Sharifah Nurul Aisyah Syed, Z., Liheng, Y., & Jazeel H, A. (2025). *Frequency Assessment for Radio Astronomy in the Hydrogen Line: Statistical Investigation at Pusat Astronomi Borneo, Malaysia*. (p. 946) [Academic Report]. Kyushu University Institutional Repository. <https://doi.org/10.5109/7395625>
- Akujuobi, C. M. (2022). *Wavelets and Wavelet Transform Systems and Their Applications: A Digital Signal Processing Approach* (1st ed. 2022). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-87528-2>
- Bayas Paredes, M. (1984). *Modelos Autoregresivos de Analisis Espectral* [Tesis]. Escuela Politécnica Nacional.
- Blackman, R. B., & Tukey, J. W. (1958). The Measurement of Power Spectra from the Point of View of Communications Engineering. *Bell System Technical Journal*, 37(1), 185-282. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1958.tb03874.x>
- Boashash, B. (2003). *Time frequency signal analysis and processing: A comprehensive reference*. Elsevier.
- Boggiatto, P. (with Bruno, T., Cordero, E., Feichtinger, H. G., Nicola, F., Oliaro, A., Tabacco, A., & Vallarino, M.). (2020). *Landscapes of Time-Frequency Analysis: Atfa 2019*. Springer International Publishing AG.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time series analysis: Forecasting and control* (Fifth edition). Wiley.
- Burke, B. F., & Graham-Smith, F. (2019). *An introduction to radio astronomy* (third ed). Cambridge university press.

- Chiann, C., Souza Pinheiro, A. de, Castro Tolo, C. M., & Morettin, P. A. (Eds.). (2024). *Time series and wavelet analysis: Festschrift in honor of Pedro A. Morettin*. Springer.
- Cohen, L. (1995). *Time-Frequency Analysis*. Prentice Hall PTR.
https://books.google.com/books/about/Time_frequency_Analysis.html?id=CSKLQgAACAAJ
- Condon, J. J., & Ransom, S. J. (2016). *Essential radio astronomy*. Princeton university press.
- Cultura Científica. (2017, enero). *El hidrógeno del universo (I): La emisión del hidrógeno neutro de 21 cm*. <https://culturacientifica.com/2017/01/20/hidrogeno-universo-i-la-emision-del-hidrogeno-neutro-21-cm/>
- Draine, B. T. (2011). *Physics of the Interstellar and Intergalactic Medium*. Princeton University Press. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2011piim.book....D/abstract>
- Galadí Enríquez, D. (with Marco Soler, E., Martínez García, V. J., & Miralles Torres, J. A.). (2005). *Astronomía Fundamental* (1st ed). Universidad de València Servicio de Publicaciones.
- Gardner, W. A. (1987, octubre). Introduction to Einstein's Contribution to Time-series Analysis. *IEEE ASSP Magazine*, 4(4), 4-5.
- Giménez-Cordellat, F., Reig, C., & Navarro, E. A. (2024). Design and Implementation of a Software Defined Radio-Based Radio Telescope for Hydrogen Line Observation at 1.42 GHz. *Authorea Preprints*. <https://doi.org/10.36227/techrxiv.171018500.03457093/v1>
- ITU-R. (2003). *Recommendation ITU-R RA.769-2: Protection criteria used for radio astronomical measurements* (ITU-R RA.769-2). International Telecommunication Union (Radiocommunication Sector). https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r/rec/ra/R-REC-RA.769-2-200305-!PDF-E.pdf
- Kaushal, D. B., Thushara, G., Gregory, H., Cedric, V., & Winkel, B. (2025). *Real-time RFI Mitigation Techniques in Radio Astronomy and their Practical Limitations*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2512.01954>

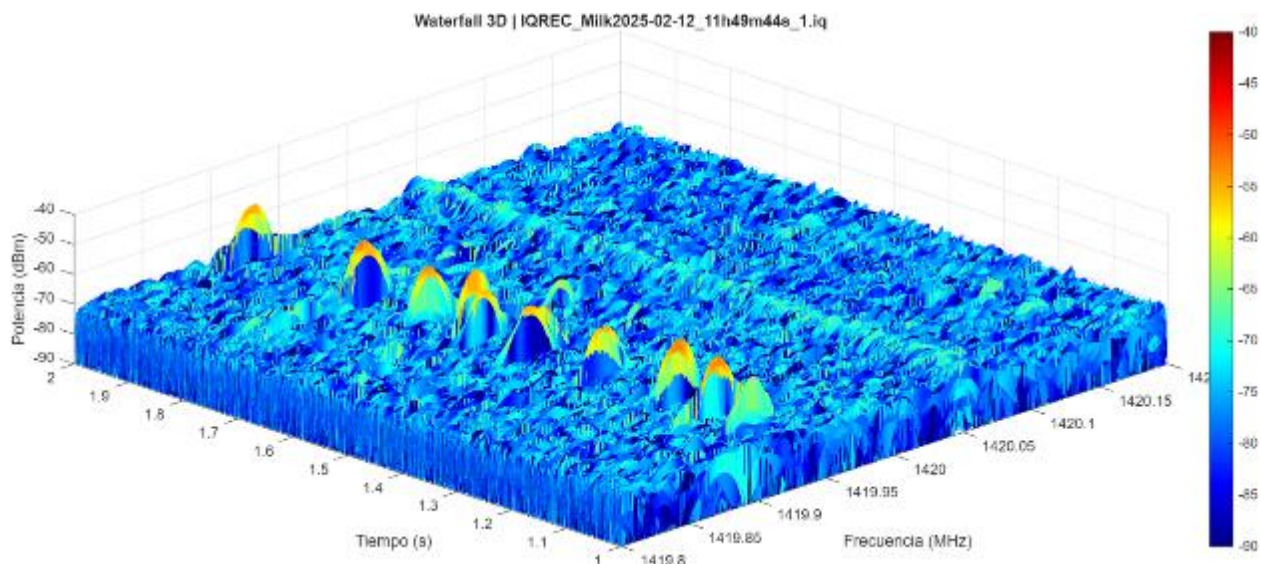
- Kay, S. M. (1988). *Modern spectral estimation: Theory and application*. Prentice Hall.
- Lara, F., Reyes, A., Altamirano, D., Mena, D., Barba Molina, H., & Lopez, E. (2025). *Spectral Estimation for Hydrogen Line Detection in the Milky Way*. Aprobado para publicación en Springer - Emerging Research in Intelligent Systems.
- Lilly, Jonathan. M., & Olhede, S. C. (2012). Generalized Morse Wavelets as a Superfamily of Analytic Wavelets. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 60(11), 6036-6041.
<https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2210890>
- Lorimer, D., & Kramer, M. (2005). *Handbook of pulsar astronomy*. Cambridge university press.
- Mallat, S. (2008). *A Wavelet Tour of Signal Processing*.
- Marple, S. L. (2019). *Digital Spectral Analysis* (Second edition). Dover Publications.
- McClure-Griffiths, N. M., Stanimirović, S., & Rybarczyk, D. R. (2023). Atomic Hydrogen in the Milky Way: A Stepping Stone in the Evolution of Galaxies. *Annual Review of Astronomy and Astrophysics*, 61(1). <https://doi.org/10.1146/annurev-astro-052920-104851>
- Mesinger, A. (Ed.). (2019). *The Cosmic 21-cm Revolution: Charting the First Billion Years of Our Universe*. IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/2514-3433/ab4a73>
- Moca, V. V., Bârzan, H., Nagy-Dăbâcan, A., & Mureșan, R. C. (2021). Time-frequency super-resolution with superlets. *Nature Communications*, 12(1), 337.
<https://doi.org/10.1038/s41467-020-20539-9>
- Oppenheim, A. V., Schafer, R. W., & Buck, J. R. (1999). *Discrete time signal processing. Hauptbd.* (2. ed). Prentice Hall.
- Pachori, R. B. (2024). *Time-frequency analysis techniques and their applications*. CRC Press.
- Papoulis, A., & Pillai, S. U. (2002). *Probability, random variables, and stochastic processes* (4. ed., internat. ed). McGraw-Hill.
- Proakis, J. G., & Manolakis, D. G. (1996). *Digital signal processing: Principles, algoritms, and applications* (3rd ed., international ed). Prentice-Hall International.

- Rohlfs, K., Hüttemeister, S., & Wilson, T. L. (2009). *Tools of radio astronomy* (fifth ed). Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-540-85122-6>
- Saenz Villela, J. M., & Castrejón Parga, K. Y. (2020). *Avances en la construcción de un radio telescopio para la línea espectral de 21cm del hidrógeno*. CATHI.
<https://cathi.uacj.mx/handle/20.500.11961/16530>
- Schmidt, R. (1986). Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 34(3), 276-280.
- Stephan, K. D. (1999). How Ewen and Purcell discovered the 21-cm interstellar hydrogen line. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 41(1), 7-17.
<https://doi.org/10.1109/74.755020>
- Stoica, P., & Moses, R. L. (2005). *Spectral Analysis of Signals*. Pearson Prentice Hall.
https://www.maths.lu.se/fileadmin/maths/personal_staff/Andreas_Jakobsson/StoicaM05.pdf
- Torrence, C., & Compo, G. P. (1998). A Practical Guide to Wavelet Analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(1), 61-78. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1998\)079%253C0061:APGTWA%253E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1998)079%253C0061:APGTWA%253E2.0.CO;2)
- Welch, P. D. (1967). The Use of Fast Fourier Transform for the Estimation of Power Spectra: A Method Based on Time Averaging Over Short, Modified Periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15(2), 70-73.
- Yao, K. (2019). *Signal processing algorithms for communication and radar systems*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108539159>

Anexos

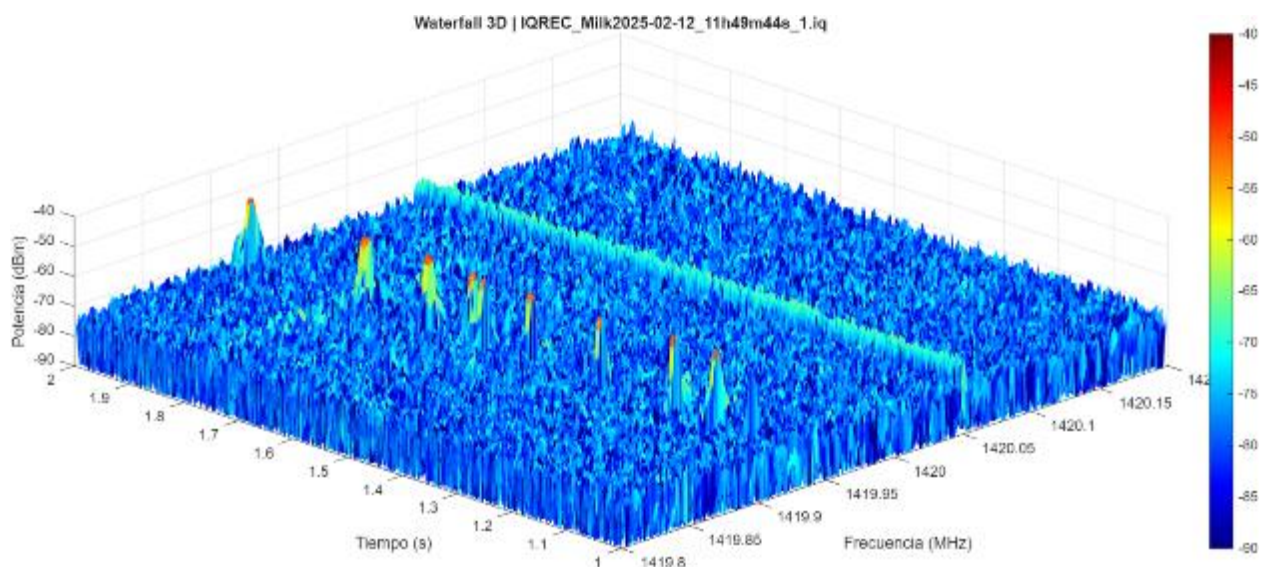
ANEXO 1

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Método Directo (FFT), con Ventana de Blackman de 128 muestras.



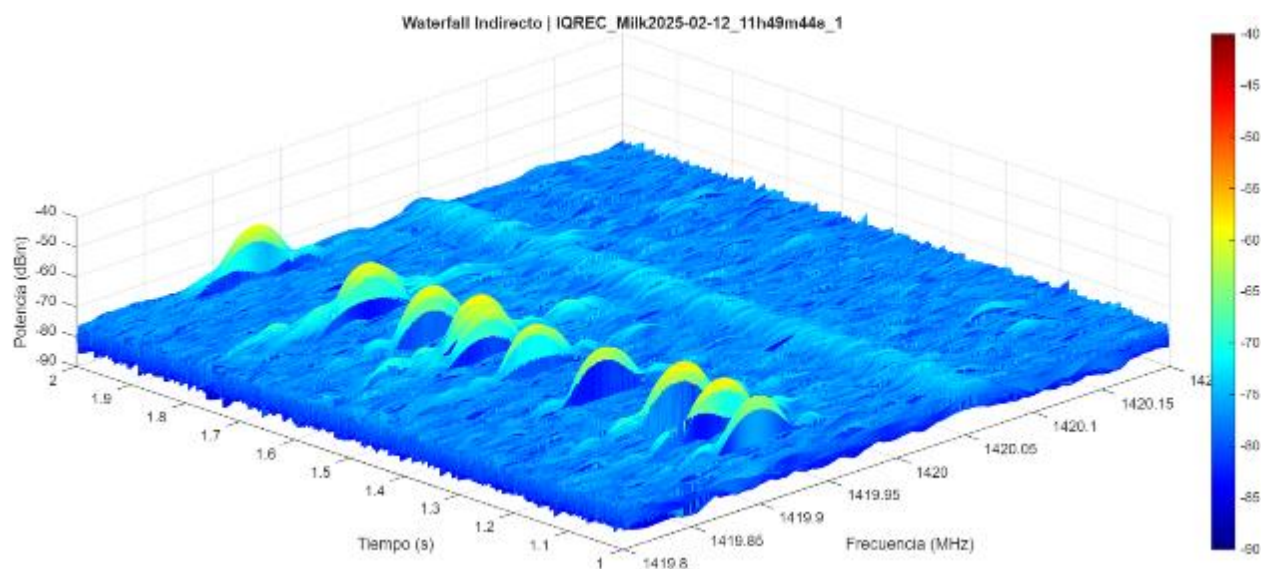
ANEXO 2

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Método Directo (FFT), con Ventana de Flat-Top de 1024 muestras.



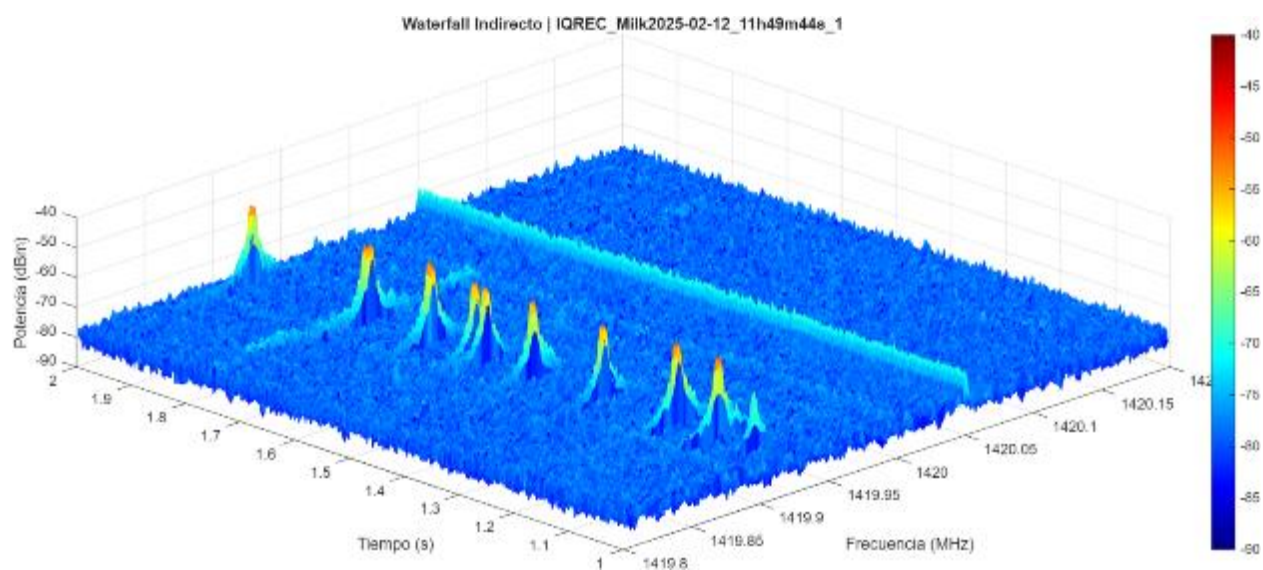
ANEXO 3

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Método de Blackman-Tukey, con Ventana de 128



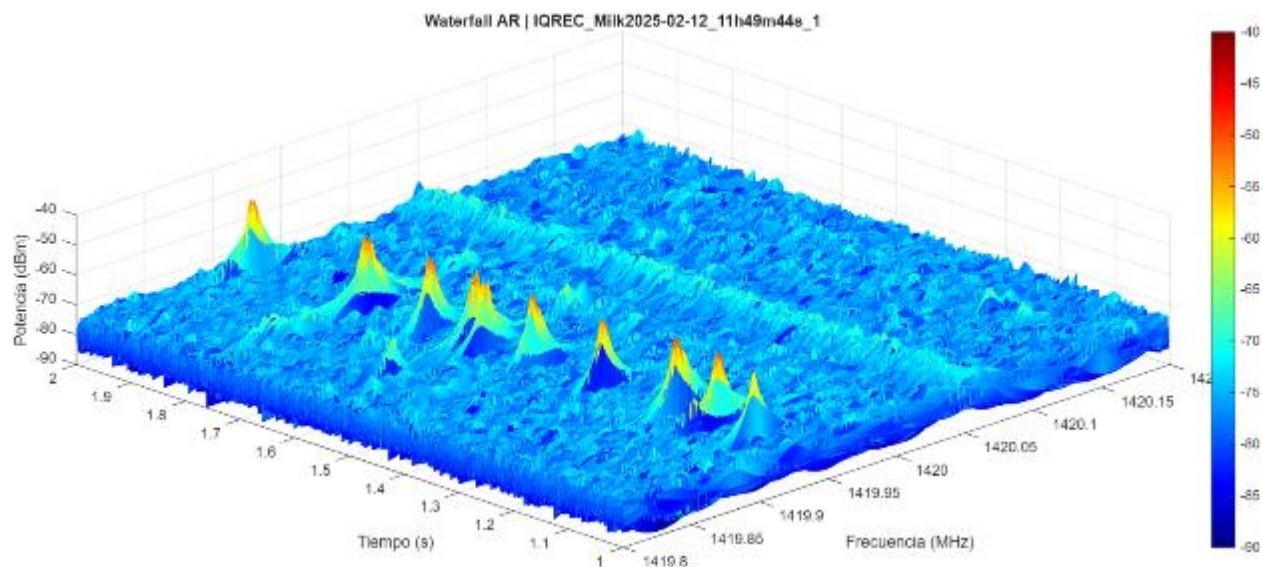
ANEXO 4

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Método de Blackman-Tukey, con Ventana de 1024



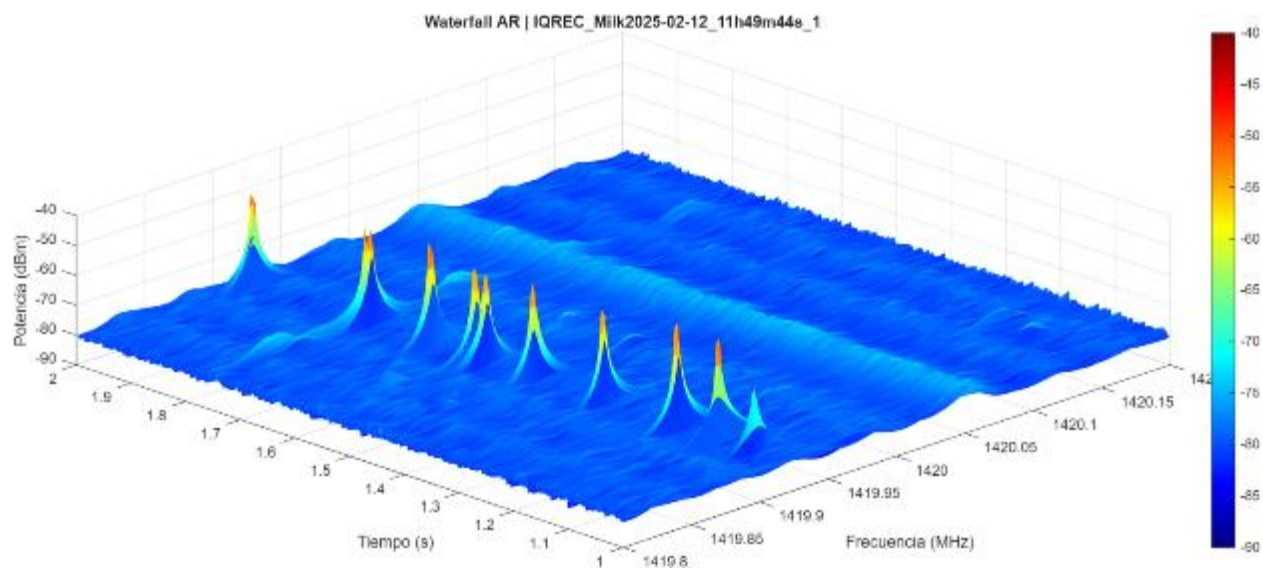
ANEXO 5

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Modelo Paramétrico Autorregresivo (Burg), con ventana de 128.



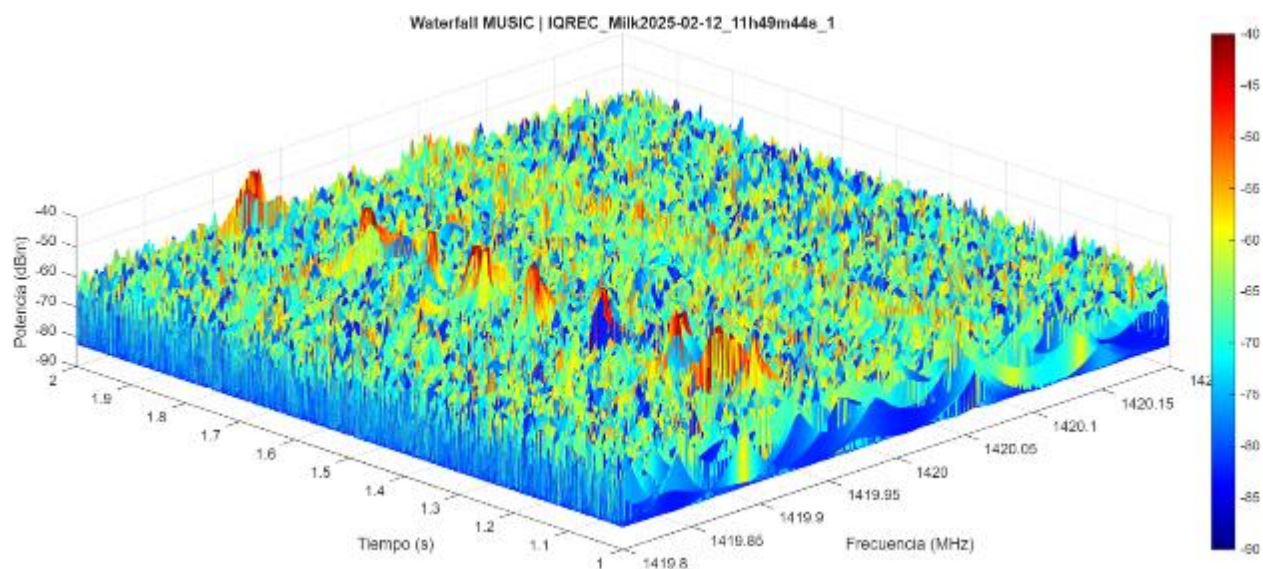
ANEXO 6

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Modelo Paramétrico Autorregresivo (Burg), con ventana de 1024.



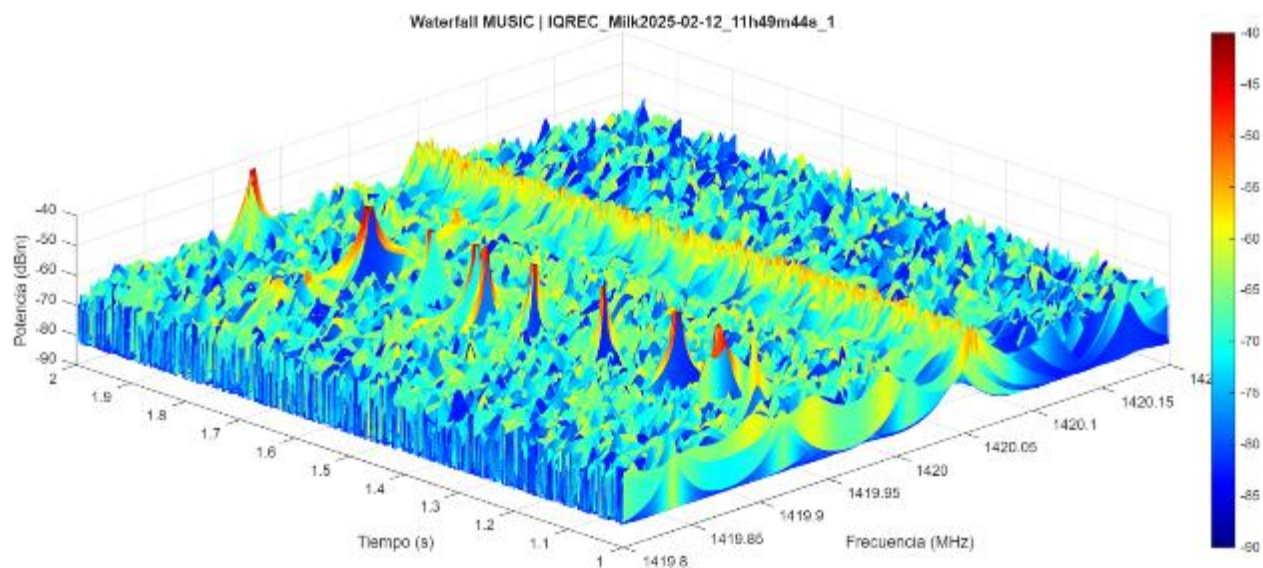
ANEXO 7

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Algoritmo MUSIC, con ventana de 128.



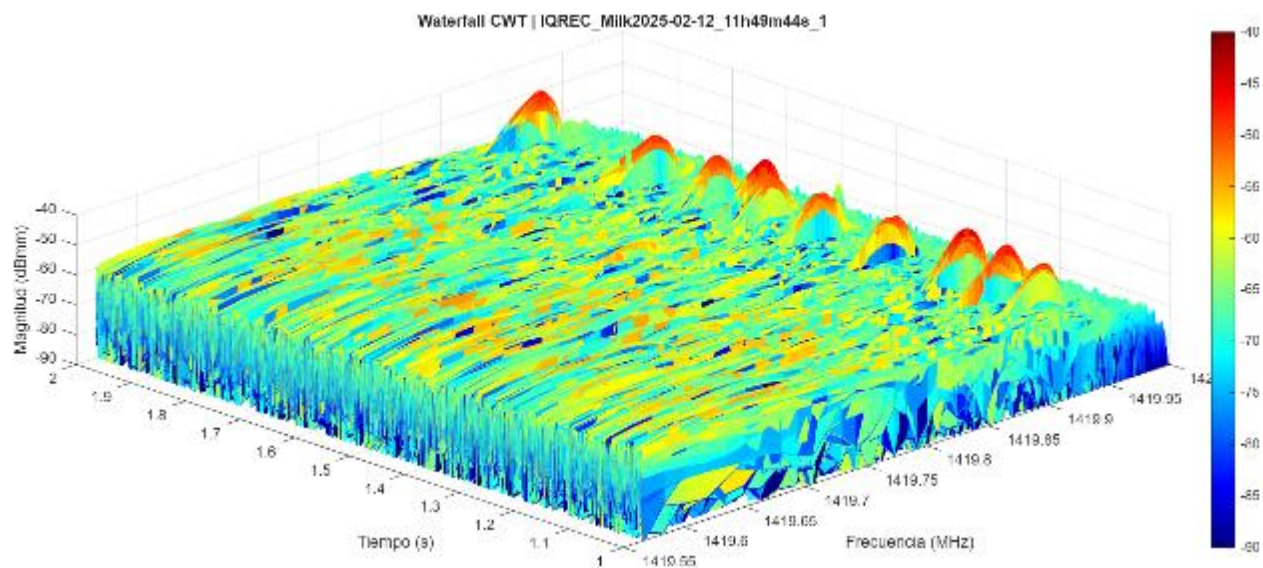
ANEXO 8

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Algoritmo MUSIC, con ventana de 1024.



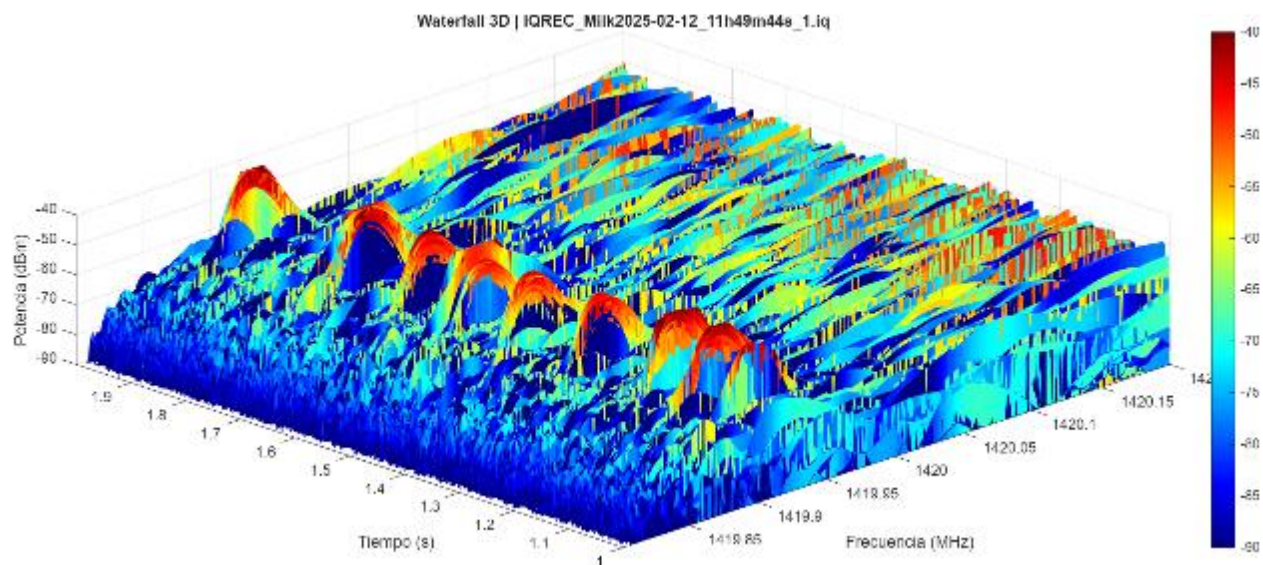
ANEXO 9

Escalograma de la Transformada Wavelet Continua



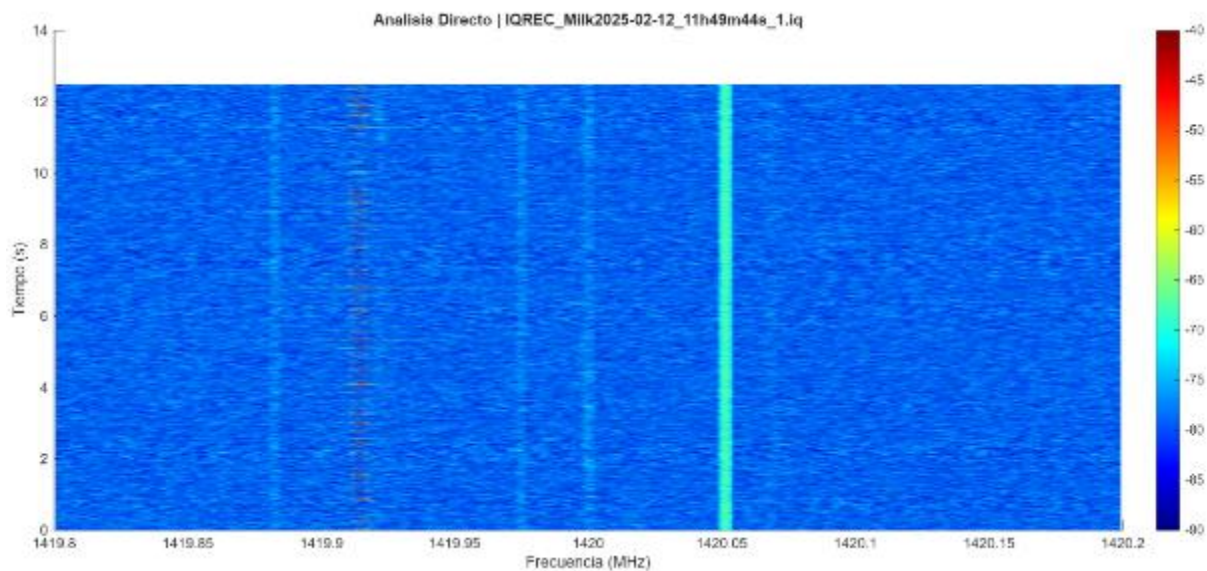
ANEXO 10

Representación de la densidad espectral de potencia mediante la transformada Superlets



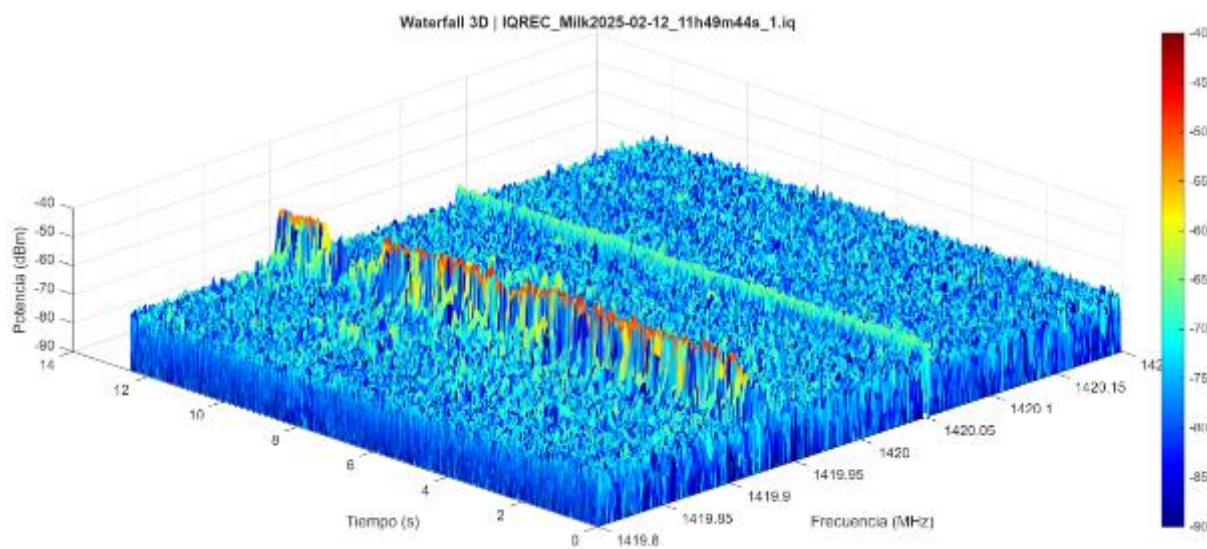
ANEXO 11

Representación Tiempo-Frecuencia de la densidad espectral de potencia del Método Directo (FFT), con Ventana de Flat-Top de 1024 muestras



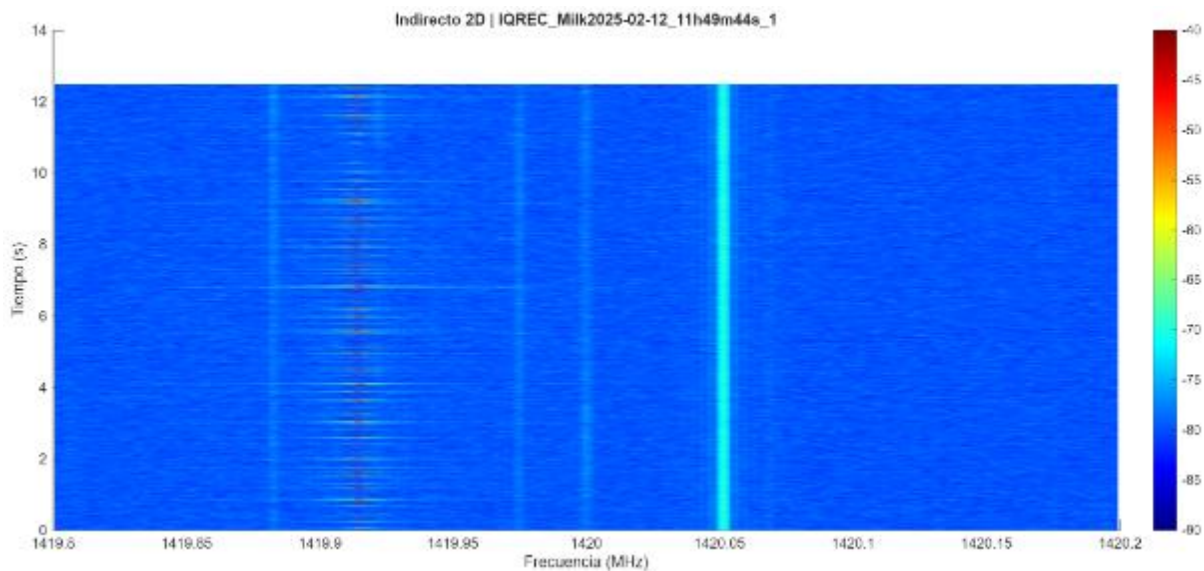
ANEXO 12

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Método Directo (FFT), con Ventana de Flat-Top de 1024 muestras.



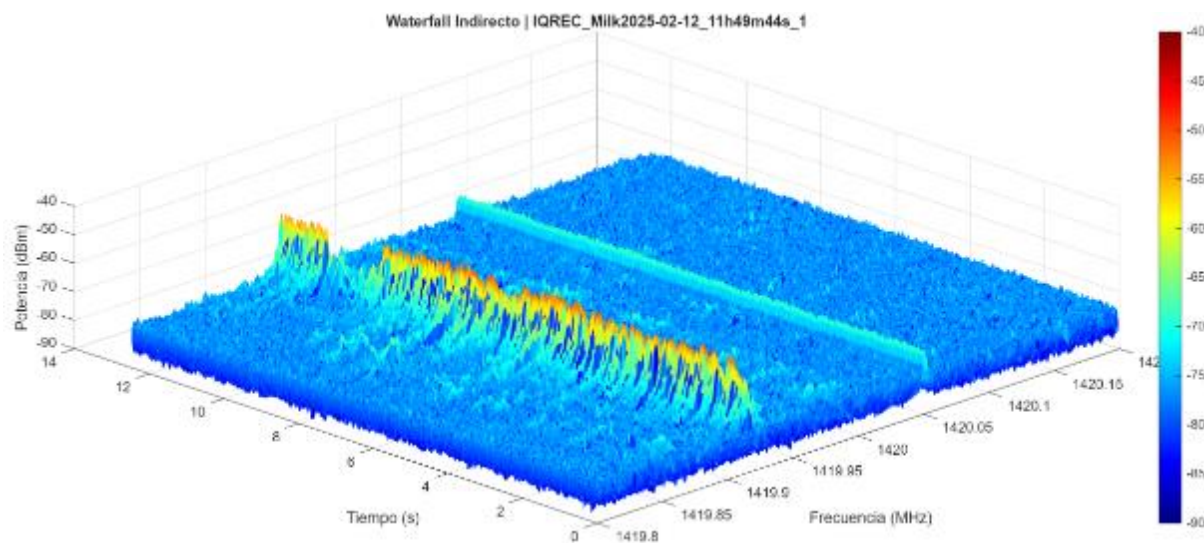
ANEXO 13

Representación Tiempo-Frecuencia de la densidad espectral de potencia del Método Indirecto (Correlograma), con Ventana de 1024 muestras en 2D



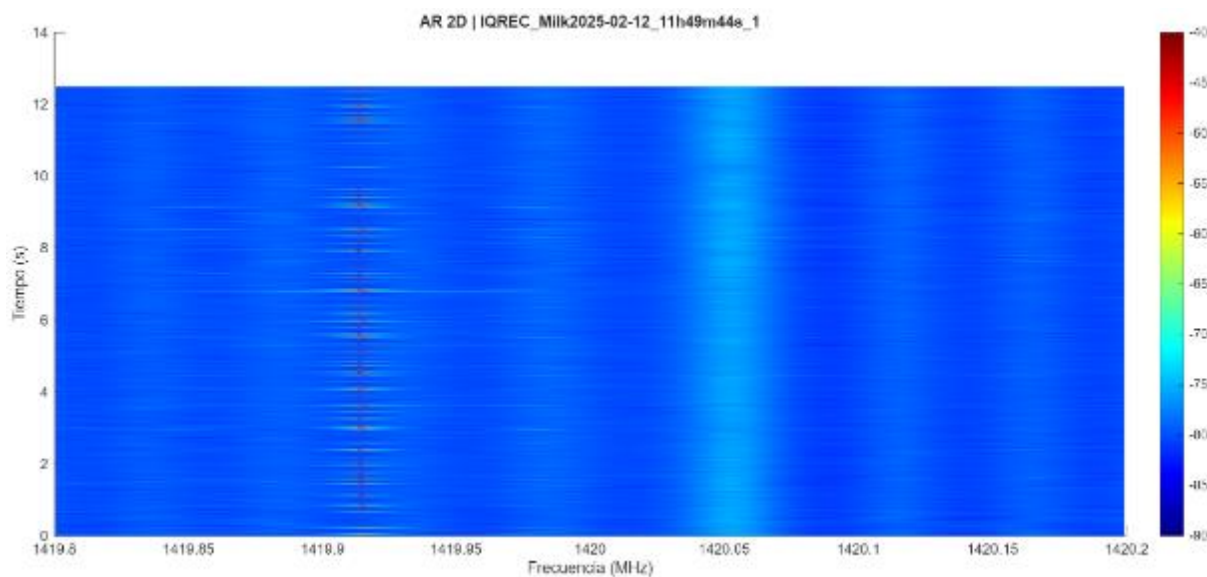
ANEXO 14

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Método Indirecto (Correlograma), con Ventana de 1024 muestras.



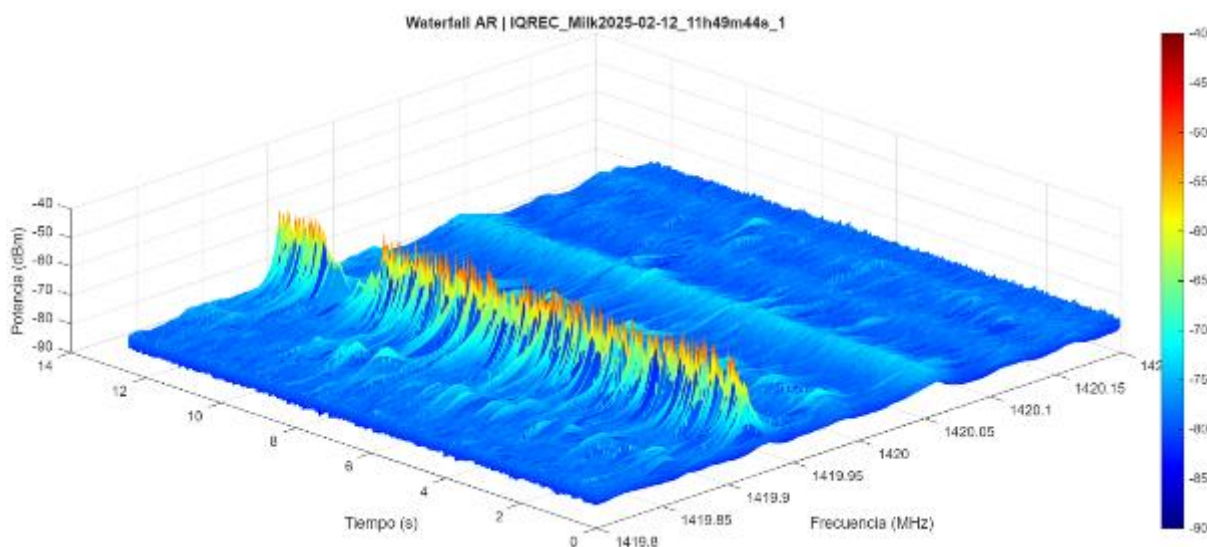
ANEXO 15

Representación Tiempo-Frecuencia de la densidad espectral de potencia del Modelo Paramétrico Autorregresivo (Burg), con ventana de 1024.



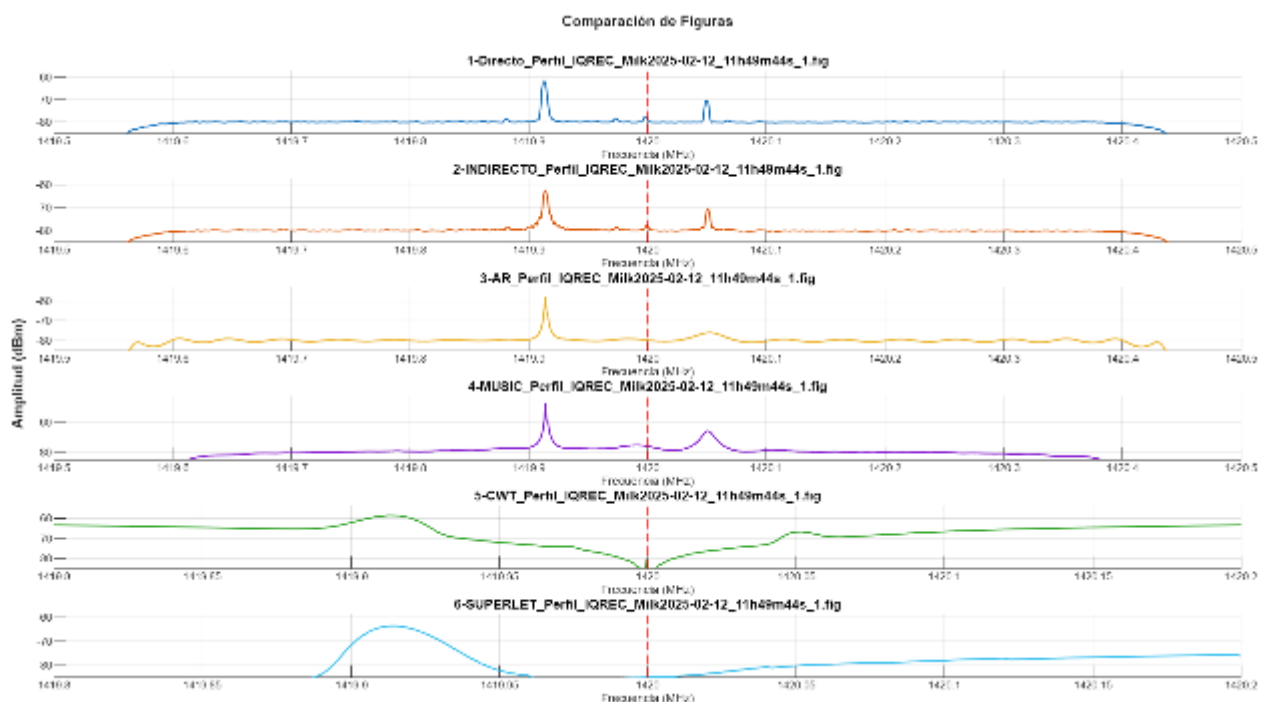
ANEXO 16

Representación de la densidad espectral de potencia mediante el Modelo Paramétrico Autorregresivo (Burg), con ventana de 1024 y vista superior.



ANEXO 17

Comparativa de los Perfiles Espectrales



Nota. Se presenta la comparativa de los perfiles espectrales, se indica la respuesta en amplitud (dBm) y la frecuencia (MHz) para cada técnica de estimación espectral implementada.

Apéndice

Apéndice: Enlace del código fuente

<https://github.com/dmcruz3/Identification-of-the-hydrogen-line-in-the-Milky-Way.git>