



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO

AP-BIB-FO-06

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

1 de 2

Neiva, Octubre 23 de 2023

Señores

CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Ciudad

El (Los) suscrito(s):

Edwin Javier Garavito Hernández, con C.C. No. 80548920,
_____, con C.C. No. _____,
_____, con C.C. No. _____,
_____, con C.C. No. _____,

Autor(es) de la tesis y/o trabajo de grado o _____

titulado Uso de Inteligencia Artificial y/o Redes Neuronales para automatizar el proceso de detección de pulsos en señales MLWD

presentado y aprobado en el año 2023 como requisito para optar al título de

Magister En Ingeniería de Petróleos;

Autorizo (amos) al CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN de la Universidad Surcolombiana para que, con fines académicos, muestre al país y el exterior la producción intelectual de la Universidad Surcolombiana, a través de la visibilidad de su contenido de la siguiente manera:

- Los usuarios puedan consultar el contenido de este trabajo de grado en los sitios web que administra la Universidad, en bases de datos, repositorio digital, catálogos y en otros sitios web, redes y sistemas de información nacionales e internacionales "open access" y en las redes de información con las cuales tenga convenio la Institución.
- Permita la consulta, la reproducción y préstamo a los usuarios interesados en el contenido de este trabajo, para todos los usos que tengan finalidad académica, ya sea en formato Cd-Rom o digital desde internet, intranet, etc., y en general para cualquier formato conocido o por conocer, dentro de los términos establecidos en la Ley 23 de 1982, Ley 44 de 1993, Decisión Andina 351 de 1993, Decreto 460 de 1995 y demás normas generales sobre la materia.
- Continúo conservando los correspondientes derechos sin modificación o restricción alguna; puesto que, de acuerdo con la legislación colombiana aplicable, el presente es un acuerdo jurídico que en ningún caso conlleva la enajenación del derecho de autor y sus conexos.

Vigilada Mineducación

La versión vigente y controlada de este documento, solo podrá ser consultada a través del sitio web Institucional www.usco.edu.co, link Sistema Gestión de Calidad. La copia o impresión diferente a la publicada, será considerada como documento no controlado y su uso indebido no es de responsabilidad de la Universidad Surcolombiana.



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO

AP-BIB-FO-06

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

2 de 2

De conformidad con lo establecido en el artículo 30 de la Ley 23 de 1982 y el artículo 11 de la Decisión Andina 351 de 1993, “Los derechos morales sobre el trabajo son propiedad de los autores” , los cuales son irrenunciables, imprescriptibles, inembargables e inalienables.

EL AUTOR/ESTUDIANTE:

Firma: *Eduardo Gutierrez*

EL AUTOR/ESTUDIANTE:

Firma: _____

EL AUTOR/ESTUDIANTE:

Firma: _____

EL AUTOR/ESTUDIANTE:

Firma: _____



TÍTULO COMPLETO DEL TRABAJO:

USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y/O REDES NEURONALES PARA AUTOMATIZAR EL PROCESO DE DETECCIÓN DE PULSOS EN SEÑALES MLWD

AUTOR O AUTORES:

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
GARAVITO HERNANDEZ	EDWIN JAVIER

DIRECTOR Y CODIRECTOR TESIS:

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
GALINDO	JOSE MIGUEL

ASESOR (ES):

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre

PARA OPTAR AL TÍTULO DE: MAGISTER EN INGENIERIA DE PETROLEOS

FACULTAD: INGENIERÍA

PROGRAMA O POSGRADO: MAESTRIA EN INGENIERIA DE PETROLEOS

CIUDAD: NEIVA

AÑO DE PRESENTACIÓN: 2023

NÚMERO DE PÁGINAS: 57

TIPO DE ILUSTRACIONES (Marcar con una X):

Diagramas___ Fotografías___ Grabaciones en discos___ Ilustraciones en general X Grabados___
Láminas___ Litografías___ Mapas___ Música impresa___ Planos___ Retratos___ Sin
ilustraciones___ Tablas o Cuadros X

SOFTWARE requerido y/o especializado para la lectura del documento:

Vigilada Mineducación

La versión vigente y controlada de este documento, solo podrá ser consultada a través del sitio web Institucional www.usco.edu.co, link Sistema Gestión de Calidad. La copia o impresión diferente a la publicada, será considerada como documento no controlado y su uso indebido no es de responsabilidad de la Universidad Surcolombiana.



MATERIAL ANEXO:

PREMIO O DISTINCIÓN (En caso de ser LAUREADAS o Meritoria):

PALABRAS CLAVES EN ESPAÑOL E INGLÉS:

<u>Español</u>	<u>Inglés</u>	<u>Español</u>	<u>Inglés</u>
1. <u>WAVELET</u>	<u>WAVELET</u>	6. _____	_____
2. <u>PULSO POSITIVO</u>	<u>MUD PULSE</u>	7. _____	_____
3. <u>FILTRADO</u>	<u>DENOISING</u>	8. _____	_____
4. <u>MATLAB</u>	<u>MATLAB</u>	9. _____	_____
5. _____	_____	10. _____	_____

RESUMEN DEL CONTENIDO: (Máximo 250 palabras)

Telemetría más utilizada en perforación es "Mud Pulse Telemetry " para transmisión de datos en tiempo real. Se basa en la transmisión de fluctuaciones de presión a través de la columna de lodo de perforación, este tiene como problema fundamental las diversas componentes de ruido que se suman a la señal transmitida. Esto afecta el proceso de detección de los pulsos en superficie. Actualmente se realiza visualmente por el ingeniero de campo quien depende de su experiencia para lograr un trabajo satisfactorio durante toda la perforación del pozo. La idea fundamental es automatizar dicho proceso mediante el uso de herramientas modernas como Aprendizaje Profundo, Aprendizaje Automático, Reconocimiento de patrones y/o Redes Neuronales para caracterizar y mejorar el proceso de detección de los pulsos, minimizando el error humano durante la ejecución del trabajo. Se plantea una solución a través del uso de MATLAB® y las múltiples funciones desarrolladas como wavelets y filtros digitales que permiten eliminar el ruido de las señales y de esta manera facilitar la detección de los "picos" de la señal digital de Presión previamente adquirida a través del sistema DSP. Se logra gracias a la similitud entre las señales MLWD y las señales ECG comúnmente adquiridas por el área médica en la parte del análisis cardiaco. A partir de aquí, se hacen las adecuaciones de señal como filtrados digitales para eliminación de ruido y se evalúan y observan los resultados de forma satisfactoria. Se plantean posibles mejoras como la implementación en plataformas diferentes como Python y un posible incremento del SNR para facilitar aún más la detección

ABSTRACT: (Máximo 250 palabras)

One of the most widely used telemetry methods in drilling is "Mud Pulse Telemetry (MPT)" for real-time data transmission. This is based on the transmission of pressure fluctuations or "pulses"



through the drilling mud column, this type of telemetry has as a fundamental problem some noise components (electrical, vibration, well geometry, pump cavitation, etc.) that are added to the transmitted signal. This affects the process of detection and decoding of the pulses at surface. Currently it is done visually by the field engineer who depends on his experience to achieve a satisfactory job throughout the drilling of the well. The fundamental idea is to automate this process using modern tools such as Deep Learning, Machine Learning, Pattern Recognition, AI (Artificial Intelligence) algorithms and/or Neural Networks to characterize and improve the process of pulse detection, minimizing human error during the execution of the field work. A solution is proposed with MATLAB® and the multiple functions developed such as wavelets and digital filters that allow eliminating the noise of the signals and thus facilitate the detection of the "peaks" of the digital pressure signal previously acquired through the DSP system

APROBACION DE LA TESIS

Nombre Presidente Jurado: JOSE MIGUEL GALINDO SANCHEZ

Firma:

Nombre Jurado: FERLEY MEDINA

Firma:

Nombre Jurado: FREDDY HUMBERTO ESCOBAR

Firma:



USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y/O REDES NEURONALES PARA AUTOMATIZAR EL PROCESO DE DETECCIÓN DE PULSOS EN SEÑALES MLWD

Tesis de Grado

**USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y/O REDES NEURONALES PARA
AUTOMATIZAR EL PROCESO DE DETECCIÓN DE PULSOS EN SEÑALES
MLWD**

NOMBRE: EDWIN JAVIER GARAVITO HERNANDEZ

**UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FACULTAD DE INGENIERIA
MAESTRIA EN INGENIERIA DE PETROLEOS
NEIVA
2023**

**USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y/O REDES NEURONALES PARA
AUTOMATIZAR EL PROCESO DE DETECCIÓN DE PULSOS EN SEÑALES
MLWD**

NOMBRE: EDWIN JAVIER GARAVITO HERNANDEZ

**Anteproyecto para optar por el título de
MAGISTER EN INGENIERIA DE PETROLEOS**

Director

Ing. JOSÉ MIGUEL GALINDO SANCHEZ

**UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA
FACULTAD DE INGENIERIA
MAESTRIA EN INGENIERIA DE PETROLEOS
NEIVA
2023**

Nota de Aceptación:

Firma del jurado evaluador

Firma del jurado evaluador

Neiva, 23 de Octubre de 2023

DEDICATORIA

A Dios Todopoderoso que nos permite tener estas oportunidades de experimentar con el mundo que nos rodea

A mis padres porque siempre han sido el apoyo incondicional durante el largo camino hasta ser profesional

A mi esposa e hijos porque siempre irradian calor y alegría, necesarios para lograr la armonía en el diario vivir

TABLA DE CONTENIDO

GLOSARIO	8
RESUMEN.....	9
INTRODUCCION	10
1 OBJETIVOS.....	17
1.1 OBJETIVO GENERAL.....	17
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	17
2 JUSTIFICACIÓN.....	18
3 MARCO DE REFERENCIA	19
3.1 MARCO TEÓRICO	19
3.2 MARCO CONCEPTUAL.....	26
3.3 MARCO LEGAL.....	30
4 DESARROLLO DE LA PROPUESTA.....	31
4.1 Muestreo y obtención de señales LWD	31
4.2 Desarrollo de solución mediante Wavelets	31
4.3 Cuantificación SNR de las señales.....	48
5 CONCLUSIONES	50
6 RECOMENDACIONES - MEJORAS	51
BIBLIOGRAFÍA.....	52
ANEXOS	55

TABLA DE FIGURAS

Figura 1.	Componentes básicos de un sistema de MPT (Mud Pulse Telemetry) o Telemetría de Pulso mediante el fluido de perforación	10
Figura 2.	Generación de pulsos a través de la columna de fluido	11
Figura 3.	Diagrama de flujo para la transmisión de datos desde fondo hasta superficie	12
Figura 4.	Esquema simplificado del proceso de adquisición de datos MLWD ..	19
Figura 5.	Wavelet Symlet 4 o Sym 4.	21
Figura 6.	Imagen Original (Izq) y filtrada (Der). La imagen fue filtrada usando Funciones Wavelet Denoising.....	25
Figura 7.	Señal de presión cruda #1 – Sistema Weatherford	31
Figura 8.	Señal #1 Original (Azul) y Denoised con método SURE	32
Figura 9.	Zoom hecho a la figura 8 para mejor visualización	33
Figura 10.	Señal Original (Azul) y Denoised con método Bayes.....	33
Figura 11.	Zoom hecho a la figura 8 para mejor visualización	34
Figura 12.	Señales resultantes de los métodos de filtrado – denoising.....	34
Figura 13.	Visualización de la posición de los pulsos de la señal original con eliminación de ruido, método SURE	35
Figura 14.	Visualización de la posición de los pulsos de la señal original con eliminación de ruido, método BAYES	36
Figura 15.	Reconstrucción de la señal original a través de wavelet.....	36
Figura 16.	Lugar de inicio para el Wavelet Signal Denoiser de Matlab®.....	37
Figura 17.	Parámetros usados para Eliminación de Ruido – Método BAYES.....	38
Figura 18.	Parámetros usados para Eliminación de Ruido – Método SURE.....	38
Figura 19.	Señal filtrada – Método BAYES	39
Figura 20.	Señal filtrada – Método SURE	39
Figura 21.	Visualización del DSP mediante Software de la Compañía 1	40
Figura 22.	Visualización completa – Software Compañía 1	41
Figura 23.	Análisis realizado mediante filtrado digital y correlación	42

Figura 24. Señal #2 Original.....	44
Figura 25. Señal #2 Original y Señal Con eliminación de ruido con WSD	44
Figura 26. Detección de pulsos exitosa en la señal #2 adquirida a través de NI USB6009	45
Figura 27. Señal #3 en entorno de adquisición Compañía #2.....	45
Figura 28. Señal #3 original importada en MATLAB®.....	46
Figura 29. Detección de pulsos exitosa en la señal #3 adquirida a través del sistema de la compañía 2	47
Figura 30. Detección de pulsos exitosa en la señal #4 adquirida a través del sistema de la compañía 2	48
Figura 31. Señal #4 en entorno de adquisición compañía 2	48
Figura 32. Cargar previamente las señales en el workspace para ejecutar el script	56

GLOSARIO

MLWD: Measure – Logging While Drilling, medir y registrar mientras perforas

DSP: Digital Signal Processing, procesamiento digital de señales

Mud Pulse: Telemetría que se basa en la transmisión de fluctuaciones de presión a través de la columna de lodo de perforación

ECG: Electrocardiograma, examen médico en forma de gráfico que registra los movimientos del corazón de una persona

Mud Pulse Signal: Señal continua que viaja a través de la columna de lodo de perforación llevando codificada la información adquirida por los sensores de fondo

Wavelet: señales, o formas de onda, las cuales tienen una duración limitada y un valor promedio de cero. Sus características les otorgan una mejor adaptación en el análisis de señales en comparación con la transformada de Fourier.

WSD: Wavelet Signal Denoising. App de MATLAB® para filtrar ruido en señales

SNR: Signal to Noise Ratio – Relación Señal a Ruido

AWGN: Additive White Gaussian Noise. Ruido Blanco Gaussiano Aditivo

PPM: Pulse Position Modulation. Modulación por posición de pulso

DENOISED: Eliminación de ruido, propio de señales digitales adquiridas desde sensores o transducer

DWT: Discrete Wavelet Transform. Transformada Wavelet Discreta

CWT: Continuous Wavelet Transform. Transformada Wavelet Continua

RESUMEN

La Transmisión en tiempo real de datos durante la perforación direccional en pozos de hidrocarburos utiliza métodos de telemetría diversos. Uno de los más utilizados es conocido como “Mud Pulse”. Este tipo de telemetría se basa en la transmisión de fluctuaciones de presión a través de la columna de lodo de perforación, dichas fluctuaciones se convierten en pulsos de presión, este tipo de telemetría tiene como problema fundamental las diversas componentes de ruido (ruido eléctrico, ruido por vibración, geometría del pozo, ruido de bombas, etc.) que se suman a la señal transmitida. Esto afecta el proceso de detección y decodificación de los pulsos en superficie, esta tarea es actualmente realizada visualmente por el ingeniero de campo quien depende de su experiencia para lograr un trabajo satisfactorio durante toda la perforación del pozo. La idea fundamental es automatizar el proceso de detección de pulsos mediante el uso de herramientas modernas como Deep Learning (Aprendizaje Profundo), Machine Learning (Aprendizaje Automático), Pattern Recognition (Reconocimiento de patrones), algoritmos de IA (Inteligencia Artificial) y/o Neural Networks (Redes Neuronales) para caracterizar y mejorar el proceso de detección de los pulsos y posterior decodificación de la información transmitida, minimizando el error humano durante la ejecución del trabajo en campo. Se plantea una solución a través del uso de MATLAB® y las múltiples funciones desarrolladas como wavelets y filtros digitales que permiten eliminar el ruido de las señales y de esta manera facilitar la detección de los “picos” de la señal digital de Presión previamente adquirida a través del sistema DSP. Esta solución se logra gracias a la gran similitud entre las señales MLWD y las señales ECG comúnmente adquiridas por el área médica en la parte del análisis cardíaco. A partir de aquí, se hacen las respectivas adecuaciones de señal como filtrados digitales para eliminación de ruido y se evalúan y observan los resultados de forma satisfactoria. Se plantean posibles mejoras como la implementación en plataformas diferentes como Python y un posible incremento del SNR para facilitar aún más la detección.

INTRODUCCION

La transmisión de datos en tiempo real durante la perforación direccional en pozos de hidrocarburos es una parte crucial dentro de las operaciones que se realizan, puesto que dichos datos contienen información de las condiciones actuales de perforación del pozo como Inclinación, Azimuth, Densidad de Circulación Equivalente (ECD), valores de Gamma Ray y Resistividad, Densidad – Porosidad entre muchos otros; que sirven para definir los tipos de formaciones que se están perforando y sus propiedades geológicas. La figura siguiente muestra los componentes básicos de un sistema MPT

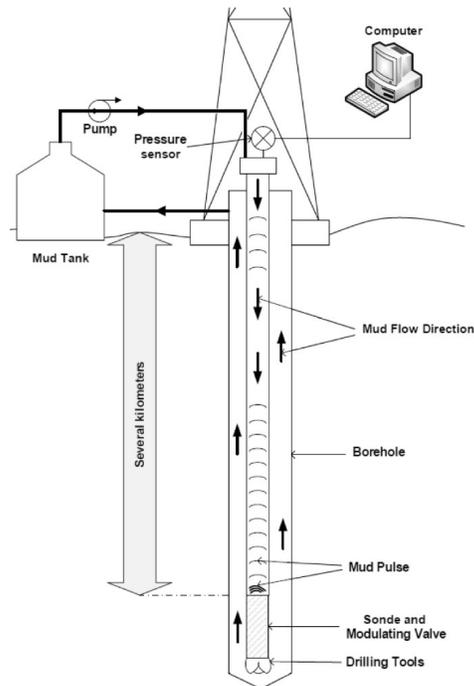


Figura 1. Componentes básicos de un sistema de MPT (Mud Pulse Telemetry) o Telemetría de Pulso mediante el fluido de perforación. Fuente: Springer.com

La importancia de la señal MLWD (Measuring & Logging While Drilling, acrónimo inglés para: Medir y Registrar Mientras Perfora) dentro de la perforación radica en que a partir de los datos obtenidos de las formaciones se pueden definir puntos clave para cambiar o mantener inclinación del pozo, determinar puntos de casing

(revestimiento), evaluar valores geomecánicos de corte o cizalla o incluso analizar contenido de hidrocarburos para poder así definir TD (abreviación del inglés Total Depth, profundidad final) del pozo perforado. En la figura anterior se muestra un diagrama de los componentes básicos de un sistema de Telemetría de pulso a través del fluido de perforación.

Uno de los métodos de telemetría más utilizados en la industria petrolera para operaciones MLWD es mediante la generación de fluctuaciones controladas de la presión en la línea del Stand Pipe o Mud Pulse Telemetry. El principio básico consiste en abrir y cerrar un elemento restrictor de flujo y así, crear una restricción (valga la redundancia) al paso del fluido de perforación (también conocido como lodo de perforación) de algunos milisegundos de duración en la herramienta MWD. Esto crea un súbito aumento en la presión de la línea. Al ser el fluido de perforación un líquido incompresible, estos aumentos de presión se convierten en la señal de presión que viaja desde el fondo del pozo hasta la superficie, a través de la columna de lodo y estas variaciones de presión, son detectadas mediante transductores de presión ubicados en varios puntos de la línea del stand pipe en superficie y enviadas al sistema de procesamiento digital (DSP), a continuación un esquema básico general para entender cómo se generan las fluctuaciones u ondas de presión a través de la columna de fluido.

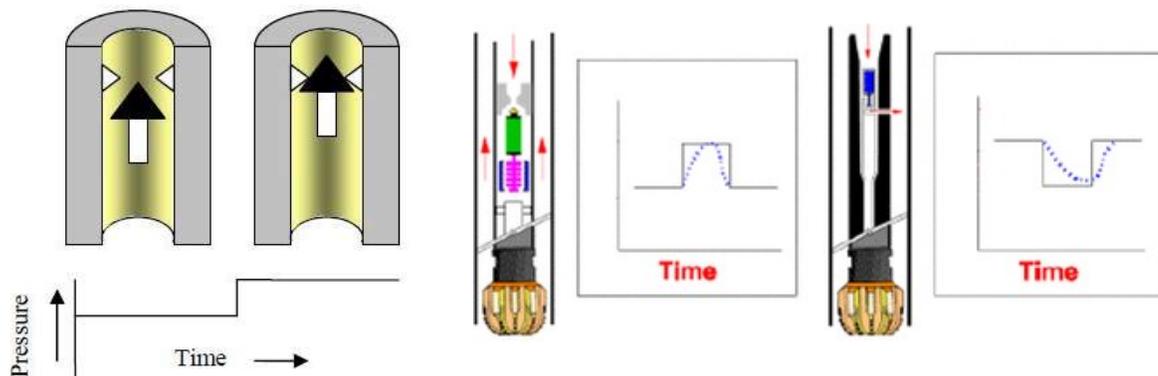


Figura 2. Generación de pulsos a través de la columna de fluido.

Fuente:directionaldrilling.blogspot.com

Luego de pasar por una etapa de filtrado analógico, dicha señal es digitalizada mediante un sistema ADC de 14 bits de resolución (instrunet i100) y entregada a un software de procesamiento digital de señales para el caso de la empresa 1. Para la empresa 2 la señal ingresa al sistema ADC que tiene 24 bits de resolución (DT9841) y luego es preprocesada antes de ser entregada a otro software de procesamiento. En este punto la señal digitalizada es entregada al software contaminada con una componente de ruido correlacionado proveniente de diversas fuentes como la vibración en la tubería de perforación, las características físicas del lodo, el ruido eléctrico de los diferentes componentes del taladro y las propiedades intrínsecas de las formaciones perforadas, así como la geometría del pozo. El diagrama muestra el flujo para la transmisión de datos desde fondo hasta superficie

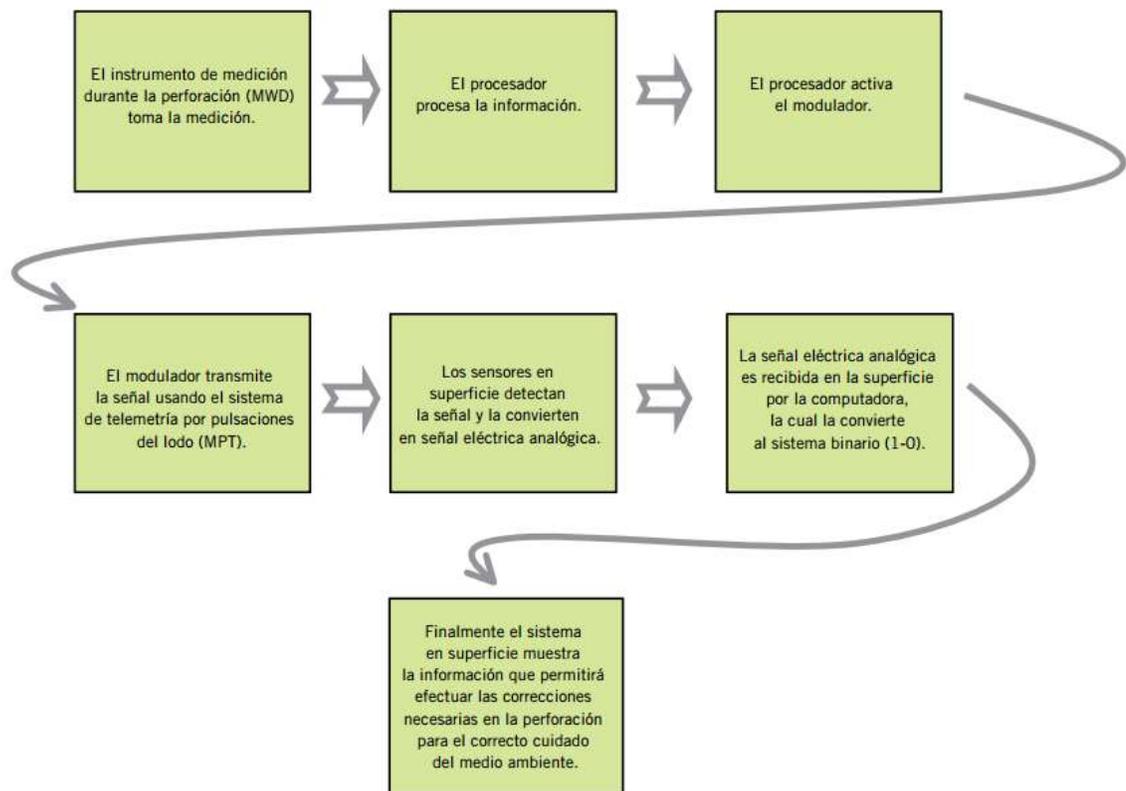


Figura 3. Diagrama de flujo para la transmisión de datos desde fondo hasta superficie.

Fuente: Autor

El trabajo del ingeniero de campo es manipular el software de procesamiento de señal para realizar las etapas de filtrado y correlación de esta con el fin de detectar los pulsos correctamente y así garantizar una decodificación correcta, estas etapas se apoyan en un diagrama de flujo que muestra las operaciones a realizar por parte del ingeniero de campo. La idea de este trabajo es mejorar el proceso de filtrado y detección de los pulsos siguiendo el mencionado diagrama de flujo y utilizando software para que el sistema sea el que realice la mayor parte del trabajo y el ingeniero de campo actúe como un elemento de control y supervisión.

Para la realización exitosa de este proyecto, se ha dispuesto de una fase de investigación de artículos científicos y literatura que permitan primero determinar el estado del arte en cuanto a modelos y/o soluciones planteadas para este trabajo y segundo, revisar metodología, procedimientos, experiencia personal y conocimiento adquirido para alcanzar los objetivos propuestos. Dentro de las primeras fases se encuentra el filtrado digital de la señal, esta se analiza por varios métodos, entre ellos cabe destacar la utilización de la transformada wavelet como herramienta de correlación.

Al discutir el uso de la transformada Wavelet para procesar las señales simuladas, la aplicación ha revelado que los parámetros óptimos se seleccionaron utilizando el coeficiente de correlación y la señal de pulsos del lodo de perforación fue procesada utilizando estos parámetros, que de las últimas señales procesadas, las señales útiles estaban acorde con la señal cruda generada por las herramientas de fondo de pozo, y que los métodos utilizados en el procesamiento de señales eran eficaces y valiosos para procesar señales de pulsos del lodo de perforación [3].

Además, existe un estudio basado en Redes Neuronales de Regresión General (GRNN por su sigla en inglés) y wavelets en donde se diseña el sistema de detección de pulsos mediante la utilización de un DSP como hardware principal para la etapa de filtrado

3. Drilling Mud Signal Processing Based on Wavelet / Chuan-Wei Li et al. *International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, ICWAPR '07*, Beijing, 2–4 November 2007. 2007. URL: <https://doi.org/10.1109/icwapr.2007.4421696> (date of access: 03.08.2023).

“En este trabajo, las contribuciones son: Un sistema de detección de pulso es diseñado, la eliminación de ruido mediante transformada Wavelet es implementada, el nivel de ajuste para decodificación se transfiere al cálculo de probabilidades, lo que reduce la influencia del nivel base”[4].

También se encontró que se ha utilizado transformada Wavelet para aislar el ruido externo de la señal MLWD y mediante la información sobre codificación PPM tratar de restablecer la forma de onda original y así se incrementa la SNR (Factor de Señal a Ruido) de la señal resultante “En este artículo se utiliza una técnica de eliminación de ruido para aislar las señales del ruido, la forma de onda y la extracción de la señal basada en la información del código de pulsos son procesadas para restaurar la señal de pulsos y mejorar la SNR”[1].

Pero en años recientes, en vista del efectivo método de reconocimiento de patrones para imitar el proceso de reconocimiento del cerebro humano (Hinton et al., 2006), los investigadores se están enfocando en cómo usar el Deep Learning o Aprendizaje Profundo para mejorar la tasa de precisión en varios campos con una tendencia ascendente interesante.

La intensidad del ruido de la señal de impulsos del lodo de perforación es grande. Es difícil reconocer la señal a la vez debido a la baja relación señal/ruido (SNR) de las señales detectadas. Además, la SNR tiene una precisión baja. Un método que es llamado autoencoder wavelet apilado (SWAE) para reconocer señales de pulso de lodo basadas en el aprendizaje profundo.

El modelo se compone de una red neuronal wavelet y un autoencoder, que se entrenan para clasificación de señales de pulso de lodo específicamente [7].

4. Ni X., Luo D., Yang Y. Design of pulse detection system for Measurement While Drilling based on GRNN. *2010 International Conference on Information and Automation (ICIA)*, Harbin, China, 20–23 June 2010. 2010. URL: <https://doi.org/10.1109/icinfa.2010.5512182>

1. Wen Yuan C., Bin F., Yi W. MWD drilling mud signal de-noising and signal extraction Research based on the pulse-code information. *International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*. 2010. P. 244–249. <https://doi.org/10.1109/icwapr.2010.5576341>

7. Auto measurement while drilling mud pulse signal recognition based on deep neural network. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 167th ed. Shandong, 2018. P. 37–43. URL: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.04.004>

Aprendizaje Profundo (Deep Learning) también es usado en reconocimiento de señales, las más comunes incluyen reconocimiento de señales EEG y ECG (electroencefalogramas y electrocardiogramas) (Jirayucharoensak et al., 2014), detección de fallas mecánicas (Lu et al., 2017), reconocimiento de señales de sonido (Deng et al., 2013), reconocimiento de señales de Radar (Işık and Artuner, 2016), etc. Los investigadores están mostrando como este Aprendizaje Profundo (Deep Learning) se está convirtiendo en un método efectivo para el reconocimiento de señales para Telemetría de Pulso. Otro método es utilizar lo que en inglés se conoce como Diccionario Sobrecompleto “Overcomplete dictionary” para buscar características específicas de la señal dadas con antelación y a medida que está recibiendo la señal en tiempo real, compararla con dichas características y de esta manera, tratar de reconstruir la señal de llegada.

Los sistemas de comunicación mediante pulsos de presión del fluido de perforación tienen un ciclo de trabajo bajo y una señal caracterizada por tener bastantes picos (spike-like). De acuerdo con esta observación, un método de detección con supresión de ruido basado en un diccionario sobrecompleto se realiza. Los resultados de la simulación muestran que el ruido AWGN puede reducirse significativamente y detectar eficazmente las señales PPM [5].

También se encuentra un algoritmo de identificación de características de fase para identificación del pulso basado en modulación Manchester.

Este artículo presenta la codificación Manchester que transmite datos en formato de transmisión inalámbricas en el fondo del pozo, y desarrolla un conjunto de sistemas de decodificación en superficie. El algoritmo de decodificación de tierra utiliza filtros digitales FIR (respuesta de impulso finito) para eliminar el ruido de la señal de los pulsos de lodo, también para eliminar ruido por valor base de bombeo de lodo y, por último, analiza la forma de onda de la señal de pulso de lodo de la señal Manchester seleccionada. Finalmente, analiza la forma de onda de la señal de impulsos de lodo de la codificación Manchester seleccionada en ciclos de tres bits, y aplica el algoritmo de reconocimiento de similitud de patrones a la señal de impulsos de lodo.[2]

5. Li Z., Wu C., Cui X. Overcomplete dictionary based denoising and signal detection for drilling fluid pulse communication. *2014 11th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP)*, Chengdu, China, 19–21 December 2014. 2014. URL: <https://doi.org/10.1109/iccwamtip.2014.7073431>

2. Tu B., Li D., Lin E. Research on MWD mud pulse signal extraction and recognition. *2011 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, Beijing, China, 7–10 August 2011. 2011. URL: <https://doi.org/10.1109/icma.2011.5986234>

Por último, para la etapa de reconocimiento de la señal característica de pulso que está normalmente implementado como un filtro de correlación, se tiene un artículo médico donde realiza el procesamiento de una señal y se reconocen patrones mediante procesamiento wavelet, corrección de línea base y reconocimiento de patrones para realizar una aproximación gaussiana y realizar algunas medidas medicamente relevantes. “Se presenta un método específico para el análisis masivo de datos de electroforesis capilar basado en técnicas de reconocimiento de patrones en el dominio wavelet. Se obtienen electroferogramas con eliminación de ruido de baja resolución mediante la aplicación de varios algoritmos de preprocesamiento que incluyen la transformada wavelet discreta, la detección de la región de interés y la corrección de la línea de base.”[6] así como también se tiene un ejemplo práctico realizado en Matlab® donde se detecta la onda R de un ECG.

“El ejemplo muestra cómo utilizar wavelets para analizar señales de electrocardiograma (ECG). Las señales de ECG suelen ser no estacionarias, lo que significa que su contenido de frecuencia cambia con el tiempo. Estos cambios son los eventos de interés. Las wavelets descomponen las señales en componentes de frecuencia (escala) que varían con el tiempo. Dado que las características de la señal suelen estar localizadas en el tiempo y la frecuencia, el análisis y la estimación resultan más sencillos cuando se trabaja con representaciones más dispersas (reducidas)” [16]

6. Gerardo A C., Jose L P., Luis H. Data processing and pattern recognition in high-throughput capillary electrophoresis. 2009. P. 1592–1596.

16. R Wave Detection in the ECG- MATLAB® & Simulink- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink.*
URL: <https://la.mathworks.com/help/wavelet/ug/r-wave-detection-in-the-ecg.html>

1 OBJETIVOS

1.1 OBJETIVO GENERAL

- Automatizar la detección de pulsos de señal LWD mediante técnicas digitales de reconocimiento de patrones, inteligencia artificial y/o redes neuronales

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Obtener señales LWD digitalizadas aptas para aplicación de Inteligencia Artificial y/o Redes Neuronales
- Aplicar técnicas de IA que puedan adaptarse a las señales LWD satisfactoriamente
- Cuantificar la relación señal a ruido SNR después del tratamiento de las señales LWD

2 JUSTIFICACIÓN

Se pretende realizar un esquema de adecuación de señal junto con los filtros digitales y la simulación de este para comprobar el diseño. Así mismo, indagar por señales adquiridas para realizar las respectivas pruebas de filtros y la correspondiente evaluación del sistema de Wavelets, Aprendizaje Profundo (Deep Learning), Aprendizaje Automático (Machine Learning), Inteligencia Artificial y/o redes neuronales. Realizar las respectivas conclusiones y proponer mejoras si el sistema funciona satisfactoriamente

3 MARCO DE REFERENCIA

3.1 MARCO TEÓRICO

Métodos de detección de pulsos: Existen diferentes enfoques para detectar automáticamente los pulsos en los sistemas MWD. Estos métodos incluyen técnicas de procesamiento de señales, como la detección de amplitud, detección de cruce por cero, análisis espectral y correlación. También se pueden aplicar algoritmos de aprendizaje automático, como redes neuronales y clasificadores estadísticos, para identificar y distinguir los pulsos de interés de otros ruidos y señales indeseables. La figura siguiente muestra el proceso de adquisición de datos MLWD

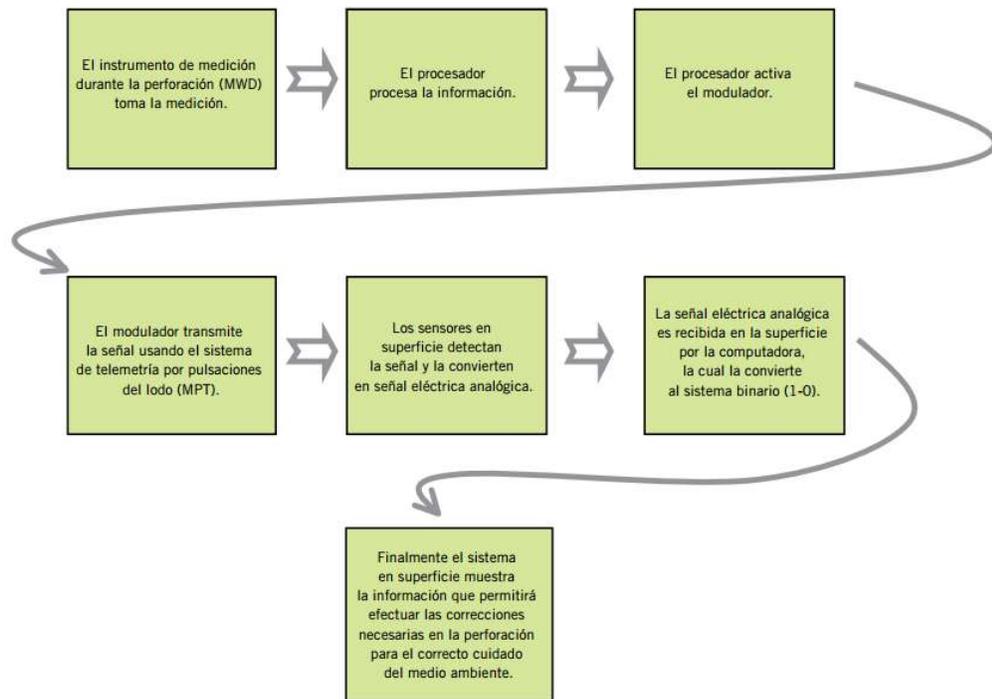


Figura 4. Esquema simplificado del proceso de adquisición de datos MLWD. Fuente: Autor

Características de los pulsos: Los pulsos generados en los sistemas MWD tienen características distintivas que se pueden aprovechar para su detección automática. Estas características pueden incluir la forma de onda, la duración, la frecuencia de repetición, la amplitud y la presencia de patrones específicos. El conocimiento de

estas características permite el diseño de algoritmos y técnicas de procesamiento de señales adecuados para detectar y extraer los pulsos relevantes de manera eficiente.

Ruido y desafíos de detección: La detección automática de pulsos en sistemas MWD se enfrenta a desafíos asociados con el ruido y las interferencias presentes en el entorno de perforación. Estos pueden incluir ruido electromagnético, interferencias de otras herramientas y equipos de perforación, distorsiones en la señal debido a la atenuación y efectos de multitrayectoria. Los algoritmos de detección deben ser capaces de superar estos desafíos y garantizar una detección precisa y robusta de los pulsos.

Validación y evaluación de desempeño: Es fundamental validar y evaluar el desempeño de los algoritmos de detección automática de pulsos. Esto implica comparar los resultados obtenidos con datos de referencia o manuales y medir métricas de desempeño, como la tasa de detección, la tasa de falsos positivos, la precisión y la sensibilidad. La validación y evaluación continua permiten mejorar y ajustar los algoritmos para garantizar una detección confiable y precisa.

Se debe iniciar por la definición de Wavelet (Ondícula).

“Las wavelets son señales, o formas de onda, las cuales tienen una duración limitada y un valor promedio de cero. Las wavelets pueden ser irregulares y asimétricas, características que les otorgan una mejor adaptación en el análisis de señales en comparación con la transformada de Fourier. Existen muchos tipos de wavelets como la wavelet Haar, la familia de wavelets Daubechies, la wavelet sombrero mexicano, la wavelet Symlet, etc. La figura 1, muestra una de las wavelets más populares, la Symlet 4”[8]

La figura siguiente muestra la forma básica de la Wavelet a usar

8. Transformada Wavelet – acervo para el mejoramiento del aprendizaje de alumnos de ingeniería, en Inteligencia Artificial. Grupo de Investigación en sistemas inteligentes. Facultad de estudios superiores Cuautitlan. Universidad Nacional Autónoma de Mexico. 2018.
URL: https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/?page_id=1108#:~:text=Las%20wavelets%20son%20señales,%20o,con%20la%20transformada%20de%20Fourier.

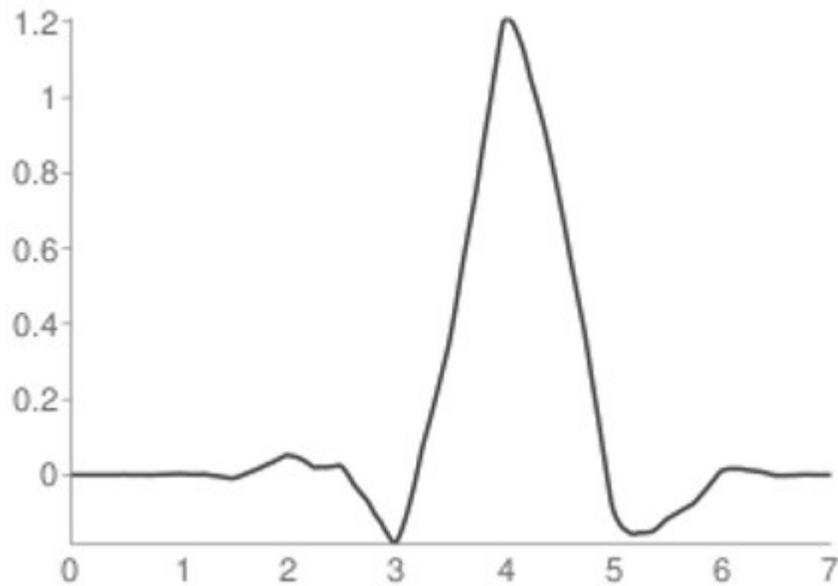


Figura 5. Wavelet Symlet 4 o Sym 4. Fuente: Unam.mx

Para ver una colección de diferentes familias de wavelets, se pueden dirigir al trabajo de Elena Pinto Moreno, que da una colección muy completa:

https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/10016/16582/1/PFC_Elena_Pinto_Moreno_Anexos.pdf

La elección de una wavelet dependerá del tipo de señal que se pretenda analizar, así como la información que se quiera obtener de ella. Se puede seguir dos criterios para la selección de la wavelet. El primero consiste en buscar varias wavelets que tengan una forma parecida a la señal de trabajo y el segundo se basa en realizar pruebas con diferentes wavelets seleccionando aquella que obtenga los mejores resultados.

La wavelet elegida, para implementar la transformada wavelet a una señal, se le asigna el nombre de wavelet madre. Se le conoce como wavelet madre ya que será esta la que sufra algunas modificaciones para realizar el análisis: se expandirá o se comprimirá, y se trasladará a lo largo de la señal. Estas modificaciones están a cargo de los parámetros de escalamiento y desplazamiento. En el escalamiento se alarga o se comprime la wavelet, lo que permite ver tanto los detalles como los

componentes de la señal de forma global. Mientras que el desplazamiento se refiere al recorrido de la wavelet a lo largo de la señal. Podemos definir a la wavelet madre dependiente del tiempo $\psi_{a,b}(t)$, añadiéndole los parámetros de escalamiento y de desplazamiento, mediante la siguiente fórmula:

$$\text{Ecuacion 1.} \quad \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

donde a es el escalamiento y b es el desplazamiento.

De forma general la transformada wavelet descompone una señal mediante el uso de las versiones escaladas y desplazadas de la wavelet madre. Podemos decir que la wavelet actúa como un filtro pasa banda el cual solo permite el paso de ciertos componentes de la señal a una determinada frecuencia.

Existen distintos tipos de transformada wavelet como lo son la transformada wavelet continua y la transformada wavelet discreta.

La transformada wavelet continua (CWT) se define como la suma de la multiplicación de una señal continua y la wavelet madre en su forma desplazada y escalada $\psi_{a,b}(t)$ Tiene la forma:

$$\text{Ecuacion 2.} \quad CWT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

donde $X(t)$ es la señal continua, a es el escalamiento y b es el desplazamiento.[8]

Los parámetros de escalamiento y desplazamiento dan paso a la obtención de los coeficientes wavelet. Los coeficientes wavelet nos indican cuanta relación hay entre la señal y la wavelet madre. Esta relación nos permite conocer los componentes frecuenciales de la señal.

8. Transformada Wavelet – acervo para el mejoramiento del aprendizaje de alumnos de ingeniería, en Inteligencia Artificial. Grupo de Investigación en sistemas inteligentes. Facultad de estudios superiores Cuautitlan. Universidad Nacional Autónoma de Mexico. 2018. URL: https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/?page_id=1108#:~:text=Las%20wavelets%20son%20señales,%20o,con%20la%20transformada%20de%20Fourier.

La transformada wavelet discreta (DWT) se obtiene al discretizar los parámetros de desplazamiento y escalamiento dentro de la transformada wavelet continua. Usualmente los valores que se implementan para realizar esto son:

$$a = 2^{-j} \quad b = k2^{-j}$$

donde a es el escalamiento, b es el desplazamiento y j, k deben ser valores enteros. Definidos los parámetros de escalamiento y desplazamiento con valores discretos, la wavelet madre toma la forma:

Ecuacion 3.
$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k); j, k \in Z$$

Esto último permite definir la transformada wavelet discreta como:

Ecuacion 4.
$$DWT_{j,k} = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi(2^j t - k) dt$$

donde $X(t)$ es una señal discreta [8].

La transformada wavelet discreta nos permite reconstruir la señal una vez que calculamos los coeficientes wavelet. El desarrollo de algoritmos para evaluar el DWT condujo a la implementación de “*bancos de filtros* “. Estos filtros corresponden a un filtro pasa bajo y un filtro pasa alto, tema que sale del alcance de este trabajo. Para el uso que se propone en este caso, MATLAB® usa las wavelets

como herramientas matemáticas para analizar datos cuyas características varían a diferentes escalas. En el caso de las señales, las características pueden ser frecuencias que varían con el tiempo, transitorios o tendencias que varían lentamente. En el caso de las imágenes, las características son los bordes y las texturas. Las transformadas Wavelet se crearon principalmente para resolver las limitaciones de la transformada de Fourier.[9]

8. Transformada Wavelet – acervo para el mejoramiento del aprendizaje de alumnos de ingeniería, en Inteligencia Artificial. Grupo de Investigación en sistemas inteligentes. Facultad de estudios superiores Cuautitlan. Universidad Nacional Autónoma de Mexico. 2018. URL: https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/?page_id=1108#:~:text=Las%20wavelets%20son%20señales,%20o,con%20la%20transformada%20de%20Fourier.

9. Wavelet Toolbox. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink.* URL: <https://la.mathworks.com/products/wavelet.html>

Mientras que el análisis de Fourier consiste en descomponer una señal en ondas sinusoidales de frecuencias específicas, el análisis de wavelets se basa en descomponer las señales en versiones desplazadas y escaladas de una wavelet. A diferencia de las ondas sinusoidales, las wavelets son oscilaciones ondulatorias que decaen rápidamente. Esto permite a las wavelets representar datos a múltiples escalas. Dependiendo de la aplicación, se pueden utilizar diferentes wavelets. Wavelet Toolbox™ para su uso con MATLAB® admite Morlet, Morse, Daubechies y otras ondículas utilizadas en el análisis de wavelets.

Las señales de audio, las series temporales de datos financieros y las señales biomédicas suelen presentar un comportamiento suave a trozos salpicado de transitorios. Del mismo modo, las imágenes suelen incluir regiones homogéneas y suaves a trozos separadas por transitorios, que aparecen como bordes. Tanto para las señales como para las imágenes, las regiones suaves y los transitorios pueden representarse de forma dispersa con transformadas wavelet. [9]

Con la transformada wavelet discreta, las escalas se discretizan más toscamente que con la CWT. “Esto hace que la DWT sea útil para comprimir y eliminar el ruido de señales e imágenes conservando características importantes. Las transformadas wavelet discretas permiten realizar análisis multirresolución y dividir las señales en componentes físicamente más significativos e interpretables”[9]

En la figura siguiente se muestra un ejemplo de como la DWT nos permite eliminar componentes no deseadas, en este caso de una fotografía

9. Wavelet Toolbox. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink*. URL: <https://la.mathworks.com/products/wavelet.html>

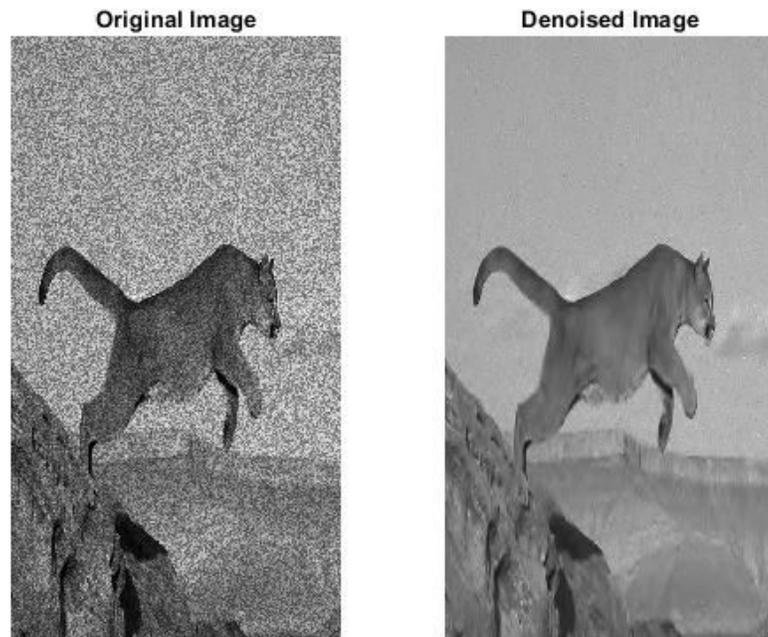


Figura 6. Imagen Original (Izq) y filtrada (Der). La imagen fue filtrada usando Funciones Wavelet Denoising. Fuente: Matlab

“Las técnicas wavelet son eficaces para obtener representaciones o características de datos dispersas y compresivas, que son ampliamente usadas en flujos de trabajo de Aprendizaje Automático (Machine Learning) y Aprendizaje Profundo (Deep Learning)”¹⁰

10. AI for Signals and Images- MATLAB® & Simulink- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink.*
URL: <https://la.mathworks.com/help/wavelet/ai-for-signals-and-images.html>

3.2 MARCO CONCEPTUAL

En la actualidad, los investigadores se centran en cómo eliminar el ruido de las señales, se han propuesto una serie de métodos de eliminación de ruido digital (Väisänen y Renfors, 2001), el método de eliminación de ruido por transformada wavelet (Xu et al., 2005) y el algoritmo de descomposición modal empírica (EMD). (Huang et al., 1998; Zheng et al., 2012). En cuanto al reconocimiento de señales de Mud Pulse, (Tu et al. 2011) propusieron un algoritmo de reconocimiento de características de fase para el reconocimiento de la señal de pulso, basado en la modulación Manchester, que tiene una buena tasa de reconocimiento de señales de pulso de lodo. (Zhao et al. 2011) aplicaron la comparación del método de umbral y el método de vecindad, que encuentra la posición del pulso mediante el método de detección de picos mezclados. Algo similar al algoritmo que desarrolla MATLAB® en su función *findpeaks*. Para MATLAB®, la función mencionada “encuentra un valor pico local cuando éste es más grande que los dos valores vecinos circundantes”¹¹

La eliminación de ruido mediante wavelets y paquetes de wavelets permite conservar características de los datos que otras técnicas de eliminación de ruido suelen eliminar o suavizar. El ruido de una señal no siempre es uniforme en el tiempo, por lo que se pueden aplicar umbrales dependientes del intervalo para eliminar el ruido de los datos con una varianza no constante. Esto se logra a través de MATLAB® Wavelet Toolbox™ ya que dentro de sus características podemos mencionar lo siguiente:

11. Encontrar los máximos locales - MATLAB® findpeaks- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink.*
URL: <https://la.mathworks.com/help/signal/ref/findpeaks.html>

Proporciona apps y funciones para el análisis de tiempo-frecuencia de señales y análisis multiescala de imágenes. Puede eliminar ruido de datos y comprimirlos, además de detectar anomalías, puntos de cambio y transitorios. La toolbox facilita flujos de trabajo de inteligencia artificial (IA) centrados en datos, ya que proporciona transformaciones de tiempo-frecuencia y extracciones de características automatizadas, tales como transformadas de dispersión, transformadas de wavelets continuas (escalogramas), distribución de Wigner-Ville y descomposición de modo empírico. [12]

Las apps permiten realizar análisis de tiempo-frecuencia, eliminación de ruido de señales o análisis de imágenes de manera interactiva.

Las wavelets y el aprendizaje automático (machine learning) son dos áreas diferentes pero relacionadas en el campo de la ciencia de datos y el procesamiento de señales. A continuación, se explica brevemente la relación entre ellas:

Representación de señales: Las wavelets son funciones matemáticas que pueden usarse para representar señales en diferentes escalas y niveles de detalle. La transformada wavelet descompone una señal en componentes de alta y baja frecuencia, lo que permite capturar tanto características globales como locales de la señal. Esta capacidad de representación de señales a diferentes escalas ha encontrado aplicaciones en el campo del aprendizaje automático (machine learning).

Extracción de características: En el aprendizaje automático (machine learning), la extracción de características es un paso crucial para representar adecuadamente los datos de entrada. Las wavelets pueden usarse como herramientas para extraer características significativas de las señales, ya que pueden identificar cambios rápidos y patrones en diferentes escalas temporales.

12. Denoise a Signal with the Wavelet Signal Denoiser- MATLAB® & Simulink- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink.* URL: <https://la.mathworks.com/help/wavelet/ug/denoise-a-signal-with-the-wavelet-signal-denoiser.html>

Al aplicar la transformada wavelet a una señal, se obtienen coeficientes que capturan información sobre la distribución de la energía de la señal en diferentes frecuencias y tiempos.

Procesamiento de imágenes y señales: Las wavelets también se han utilizado ampliamente en el procesamiento de imágenes y señales. Por ejemplo, la transformada wavelet se ha aplicado en la compresión de imágenes, donde la descomposición wavelet permite separar la información de alta frecuencia (detalles finos) de la información de baja frecuencia (estructura global). Estas técnicas de procesamiento de imágenes y señales basadas en wavelets pueden integrarse con algoritmos de aprendizaje automático (machine learning) para mejorar el rendimiento en tareas como clasificación, segmentación y reconocimiento de patrones.

Reducción de ruido y compresión de datos: Las wavelets también se utilizan en la reducción de ruido y la compresión de datos. Al aplicar la transformada wavelet a una señal contaminada por ruido, es posible separar las componentes de ruido y señal para realizar una limpieza más efectiva. Además, la compresión de datos basada en wavelets ha demostrado ser eficiente en la representación y transmisión de información con una alta relación de compresión.

Las wavelets son útiles en el contexto del aprendizaje automático (machine learning) para la representación y extracción de características de señales, así como en el procesamiento de imágenes y señales. La combinación de técnicas de wavelets y algoritmos de Aprendizaje Automático (Machine Learning) puede mejorar la capacidad de modelado y el rendimiento de los sistemas en diversas aplicaciones.

“El análisis wavelet, con conocidas ventajas para la localización simultánea de tiempo y frecuencia, se ha aplicado recientemente a la extracción de características en problemas de reconocimiento de patrones”. [13]

Esta tesis presenta un método de filtrado basado en ondículas para la extracción de características. El método extrae regiones óptimas en el dominio de las ondículas en las que se mejora la separación entre clases y se reduce la separación en clases. El método se ha probado en cuatro aplicaciones diferentes, que van desde el diagnóstico de averías en máquinas eléctricas hasta la detección de enfermedades médicas.[13]

También se tiene la gran posibilidad de obtener de forma concisa y rigurosa, la construcción de redes wavelet óptimas, ya que vincula los aspectos matemáticos de la construcción de redes wavelet con aplicaciones estadísticas de modelización y previsión en áreas como las finanzas, el caos y la clasificación.

Cubre tanto el algoritmo de selección de variables como el algoritmo de selección de modelos para redes wavelet, modelado de redes neuronales aplicadas, inteligencia artificial, análisis avanzado de datos, series temporales y predicción en ingeniería financiera. “Las redes wavelet se propusieron como alternativa a las redes neuronales de avance, que paliarían los puntos débiles asociados al análisis wavelet y a las redes neuronales al tiempo que preservarían las ventajas de cada método”[14]

En resumen, la relación entre el aprendizaje automático y las wavelets en el procesamiento digital de señales radica en que las transformadas wavelet pueden utilizarse como un paso previo para extraer características relevantes de las señales, que luego son utilizadas como entradas para los algoritmos de aprendizaje automático en diversas tareas de procesamiento de señales, incluyendo eliminación de ruido, mejora de señales, compresión, análisis tiempo-frecuencia, clasificación, predicción y detección de anomalías.

13. Silva, Andre A., "Wavelet-based Feature Extraction Methodology for Pattern Classification in Engineering Applications" (2015). Master's Theses. 818. https://opencommons.uconn.edu/gs_theses/818

14. Alexandridis A. K., Zapranis A. D. Wavelet Neural Networks. Hoboken, NJ, USA : John Wiley & Sons, Inc., 2014. URL: <https://doi.org/10.1002/9781118596272>

Mediante la combinación de estas dos técnicas, los investigadores e ingenieros pueden aprovechar las fortalezas de ambas para desarrollar soluciones de procesamiento de señales más robustas y eficientes.

3.3 MARCO LEGAL

Dentro del marco legal se debe entender la restricción de acceso a ciertos tipos de datos, diagramas y tecnologías que, por ser propiedad de sus respectivas empresas, son de acceso limitado y restringido. Para estos casos, acceso a señales que contengan codificada información sensible, software de uso restringido y/o licenciado, diagramas o planos de tecnología no autorizados conlleva sanciones legales, civiles e incluso pecuniarias. Es posible que las tecnologías de reconocimiento de pulsos MWD estén sujetas a los mismos requisitos y regulaciones que otras tecnologías utilizadas en la industria del petróleo y el gas. Esto podría incluir, por ejemplo, cumplir con estándares de seguridad eléctrica, protección de datos y privacidad, y requisitos específicos de calibración y precisión de los equipos, sin dejar atrás las regulaciones que implican trabajos en espacios altamente peligrosos, con atmósferas explosivas o equipos que por su ubicación deben cumplir sus funciones y además ser intrínsecamente seguros. Es importante destacar que, en el contexto de la tecnología y el reconocimiento de pulsos MWD, es posible que se apliquen leyes de propiedad intelectual si las tecnologías o métodos involucrados están protegidos por patentes u otros derechos de propiedad intelectual. En estos casos, se requeriría el cumplimiento de las leyes de patentes y licencias para el uso de dichas tecnologías o en su defecto, esperar el tiempo estipulado por la ley para que la patente sea liberada.

4 DESARROLLO DE LA PROPUESTA

4.1 Muestreo y obtención de señales LWD

Las señales fueron obtenidas básicamente a través de 3 métodos diferentes:

- *Señal #1*: Mediante el sistema ADC compuesto de instrunet i100, sistema propio de la compañía 1
- *Señal #2*: Mediante sistema ADC NI USB 6009, insertado temporalmente por el autor en el sistema de la compañía 1
- *Señal #3 y 4*: Mediante sistema DT9841 y SARA2DAQio, sistema propio de la compañía 2.

En los tres casos las señales son previamente filtradas analógicamente y muestreadas a la frecuencia de operación establecida por cada sistema ADC y guardadas convenientemente en el directorio de trabajo para ser utilizadas en el entorno de MATLAB®, como se muestra en la figura 7 a modo de ejemplo

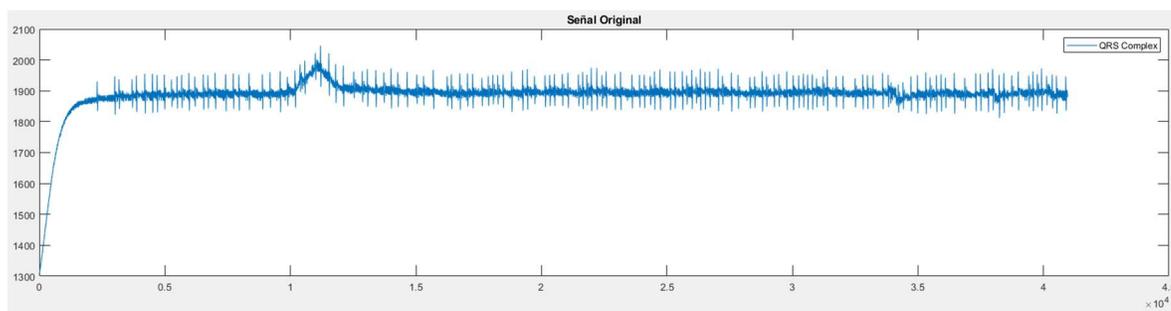


Figura 7. Señal de presión cruda #1 – Sistema Weatherford. Fuente: Autor

4.2 Desarrollo de solución mediante Wavelets

La solución se plantea mediante el uso del Wavelet Signal Denoiser Toolbox y el de Procesamiento de Señales de MATLAB® para realizar un primer filtrado digital y así

lograr tener una señal digital más clara. En la figura se muestra una primera relación entre señales

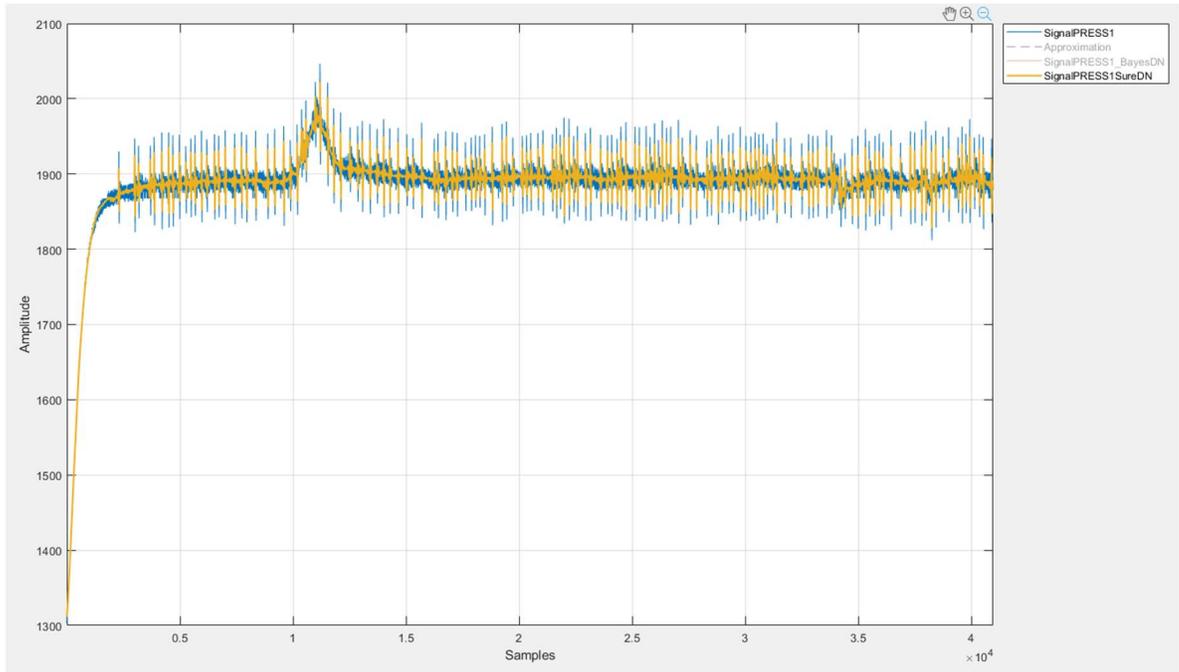


Figura 8. Señal #1 Original (Azul) y Denoised con método SURE. Fuente: Autor

Al aplicar el wavelet para reducción de ruido a la señal original se observa que la señal resultante tiene un factor de ruido intermedio entre los pulsos mucho menor que la señal original. Se aplican varios métodos que tiene el Wavelet Signal Denoiser para análisis, como Bayes Empírico y SURE (Stein's Unbiased Risk Estimate) como se observa en las figuras siguientes (figuras 9 – 12)

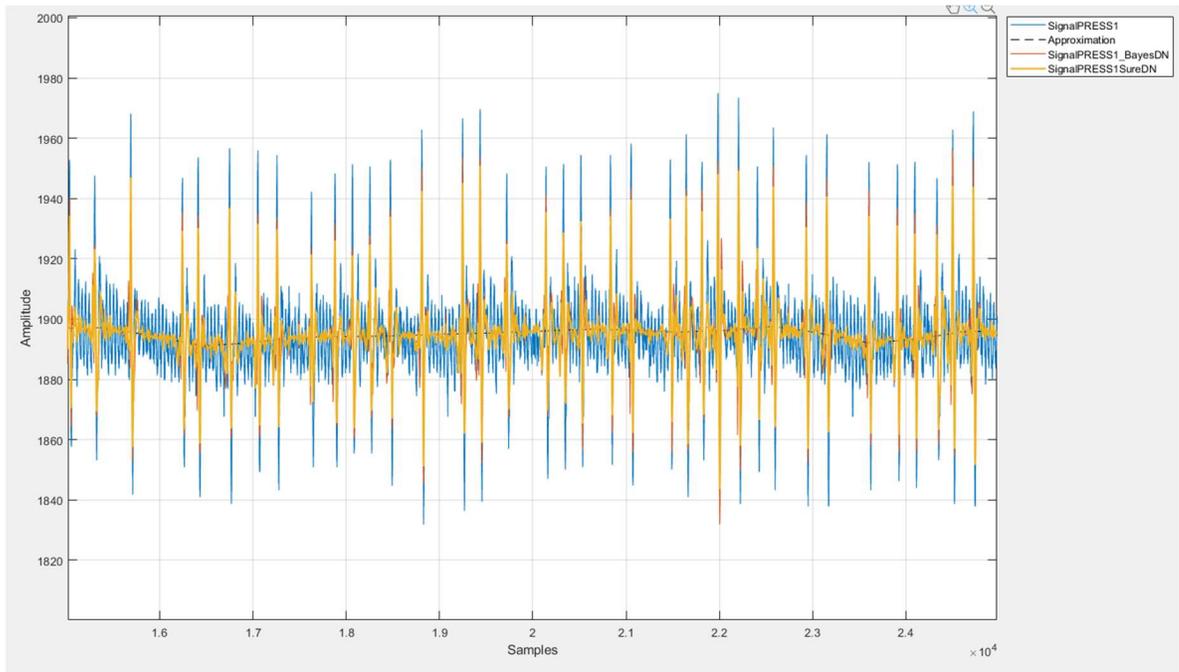


Figura 9. Zoom hecho a la figura 8 para mejor visualización. Fuente: Autor

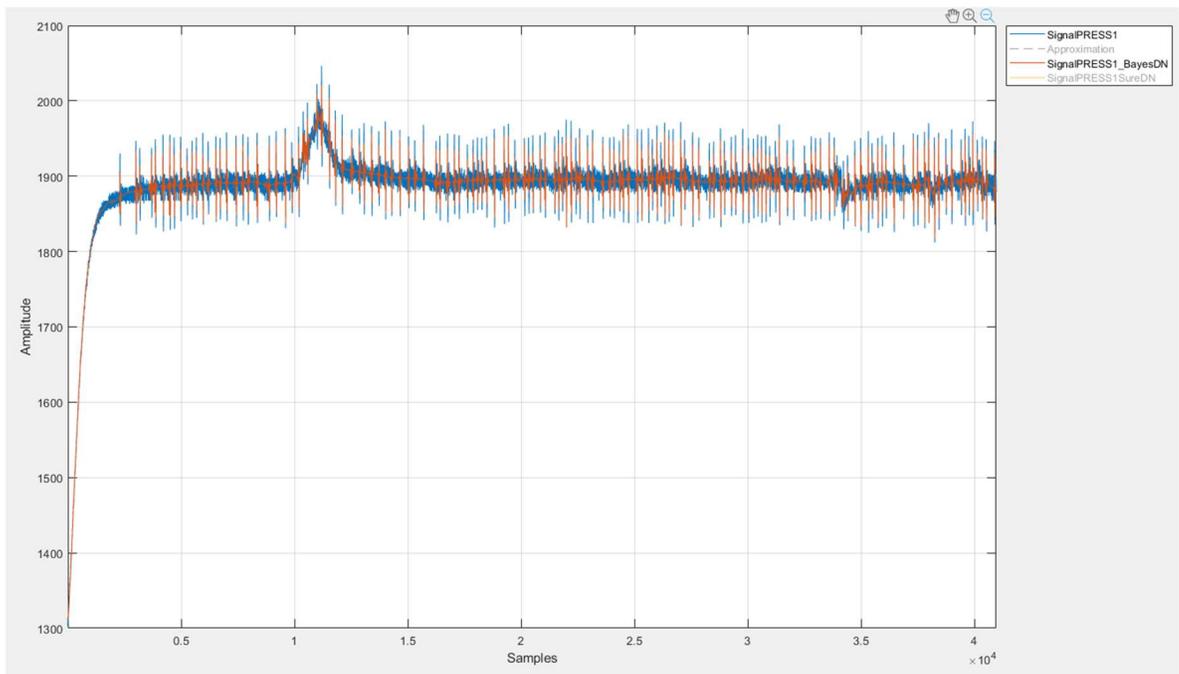


Figura 10. Señal Original (Azul) y Denoised con método Bayes. Fuente: Autor

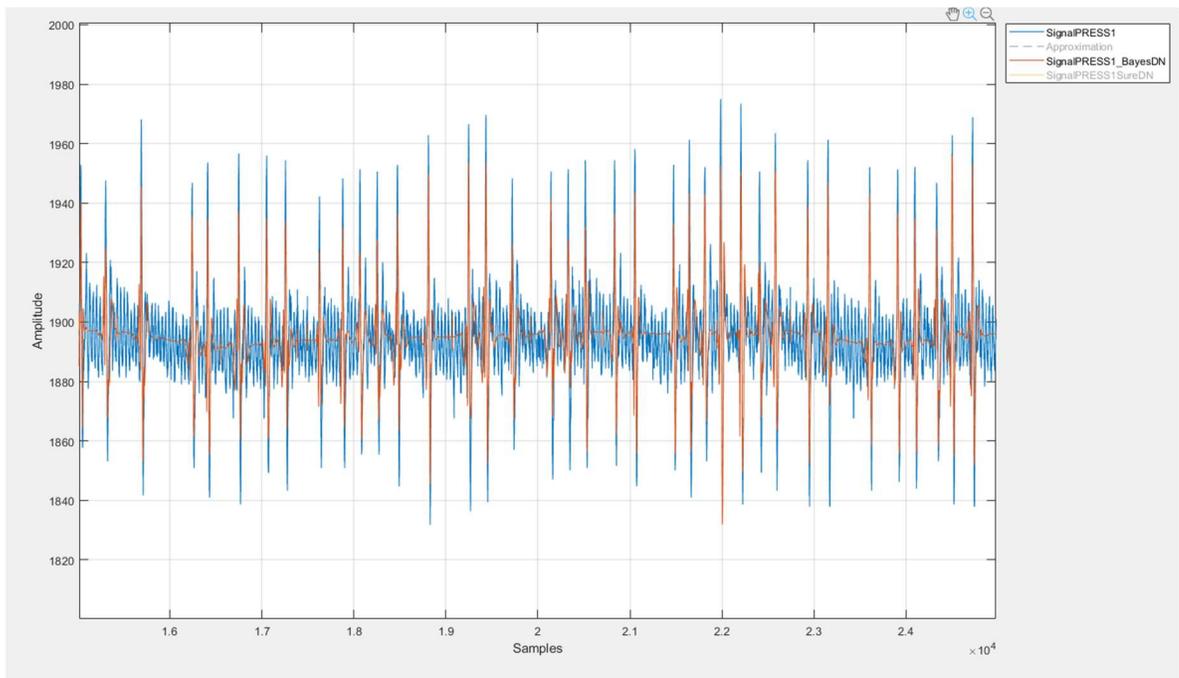


Figura 11. Zoom hecho a la figura 8 para mejor visualización. Fuente: Autor

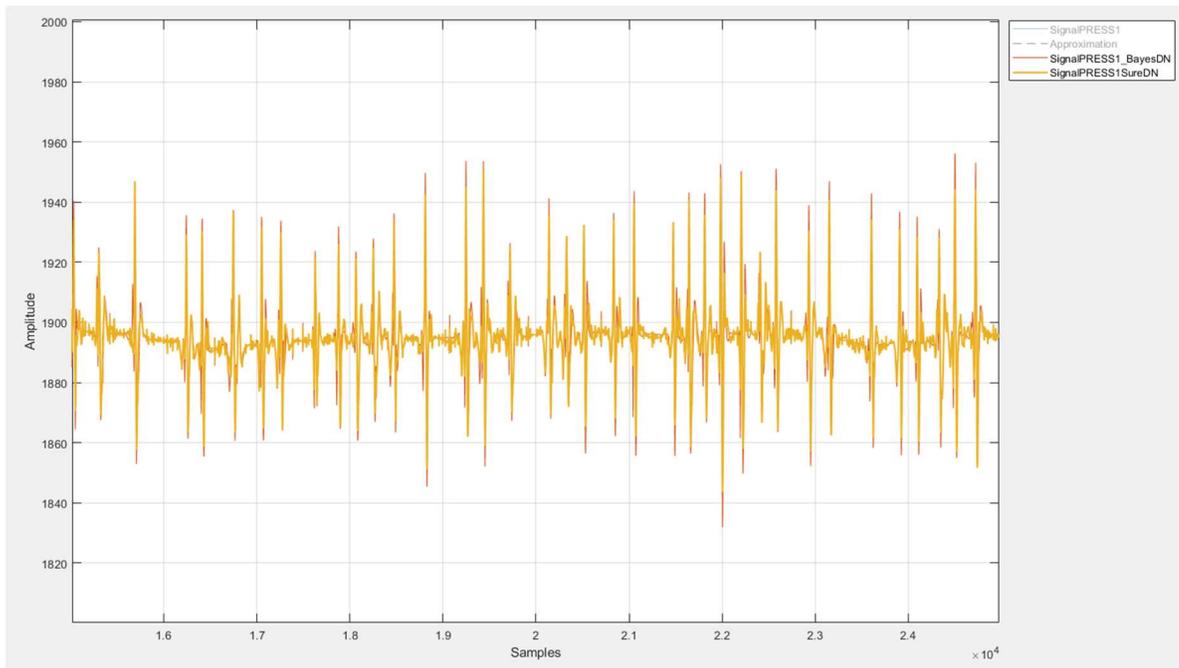


Figura 12. Señales resultantes de los métodos de filtrado – denoising. Fuente: Autor

Después de tener las señales filtradas, se continua con el uso de funciones desarrolladas para procesamiento digital de señales. En este punto se tiene el análisis de la señal original y la señal con eliminación de ruido para obtener la posición de los picos de señal que es, en definitiva, la solución al problema planteado desde el inicio. Para esto se toma como referencia el ejemplo de “Detección de Onda R en un ECG” [16]. La figura 13 y 14 muestran resaltado en círculos rojos las crestas o “picos” de la señal

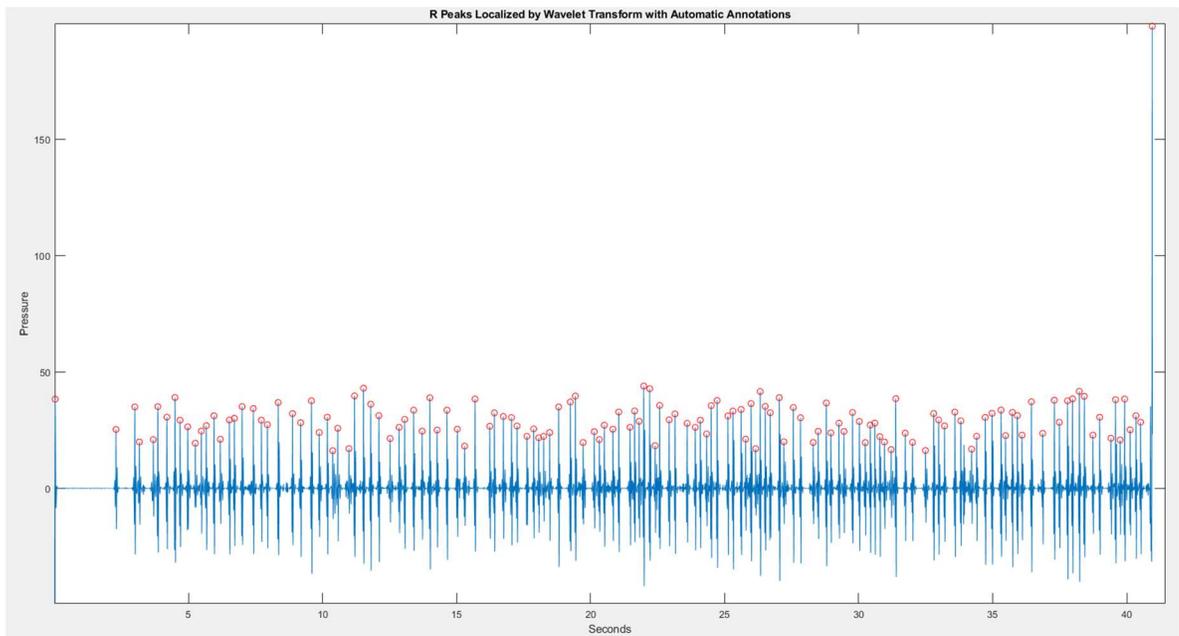


Figura 13. Visualización de la posición de los pulsos de la señal original con eliminación de ruido, método SURE. Fuente: Autor

16. R Wave Detection in the ECG- MATLAB® & Simulink- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink.* URL: <https://la.mathworks.com/help/wavelet/ug/r-wave-detection-in-the-ecg.html>

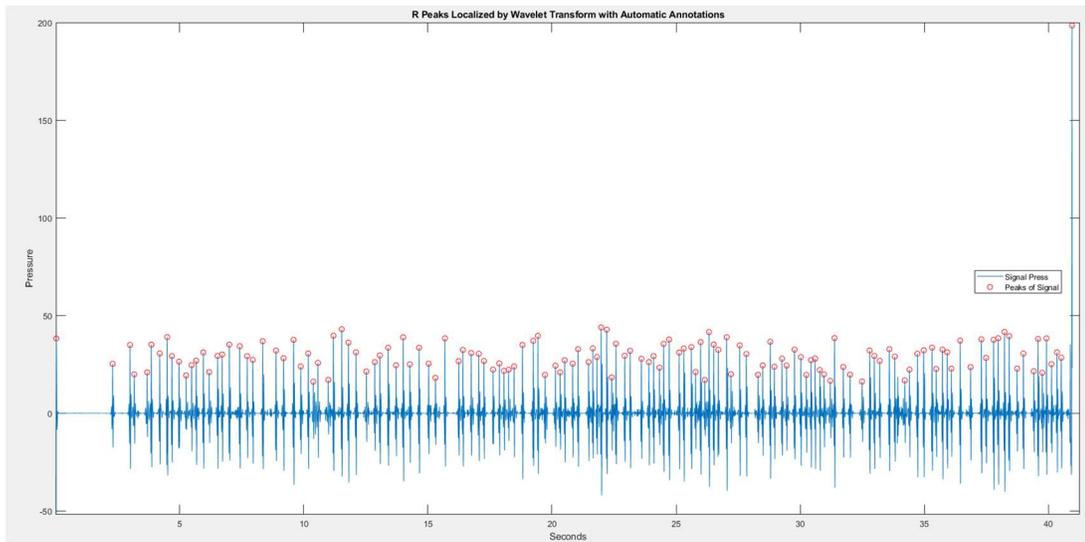


Figura 14. Visualización de la posición de los pulsos de la señal original con eliminación de ruido, método BAYES. Fuente: Autor

A partir de las dos figuras anteriores se observa que la señal resultante no pierde ninguno de los pulsos dentro de la señal original analizada, aunque para fines de visualización la señal filtrada es más clara que la señal original. Una posibilidad extra que tiene este análisis es la visualización de la señal con wavelet reconstruida que se muestra en la figura 15 con color rojo

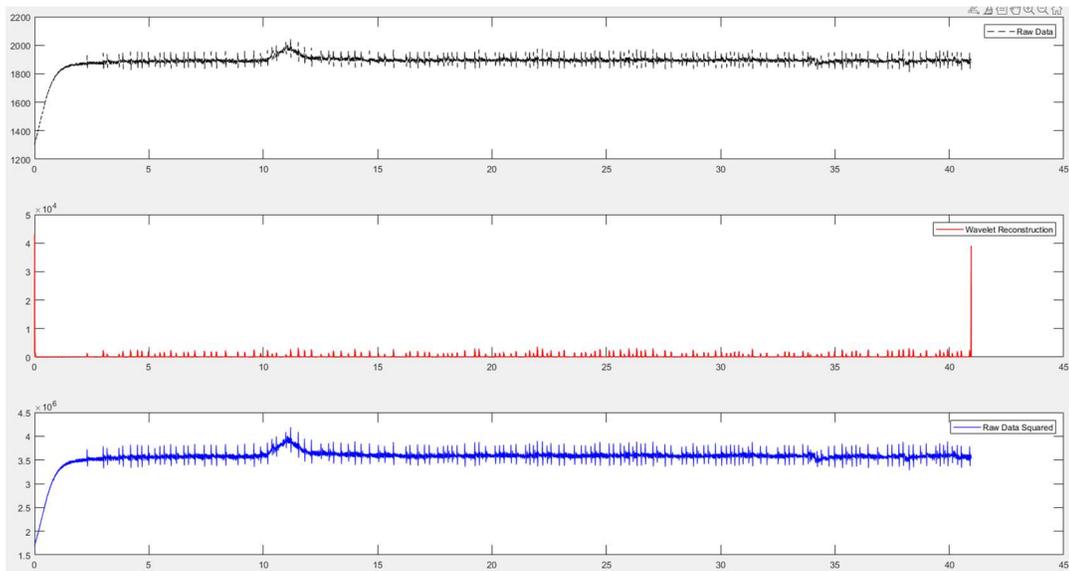


Figura 15. Reconstrucción de la señal original a través de wavelet. Fuente: Autor

Para lograr el filtrado se utiliza una de las aplicaciones incorporadas de Matlab®, el **Wavelet Signal Denoiser** que se incluye dentro de las funciones específicamente diseñadas para tratamiento de señales y comunicaciones como se observa en la siguiente figura

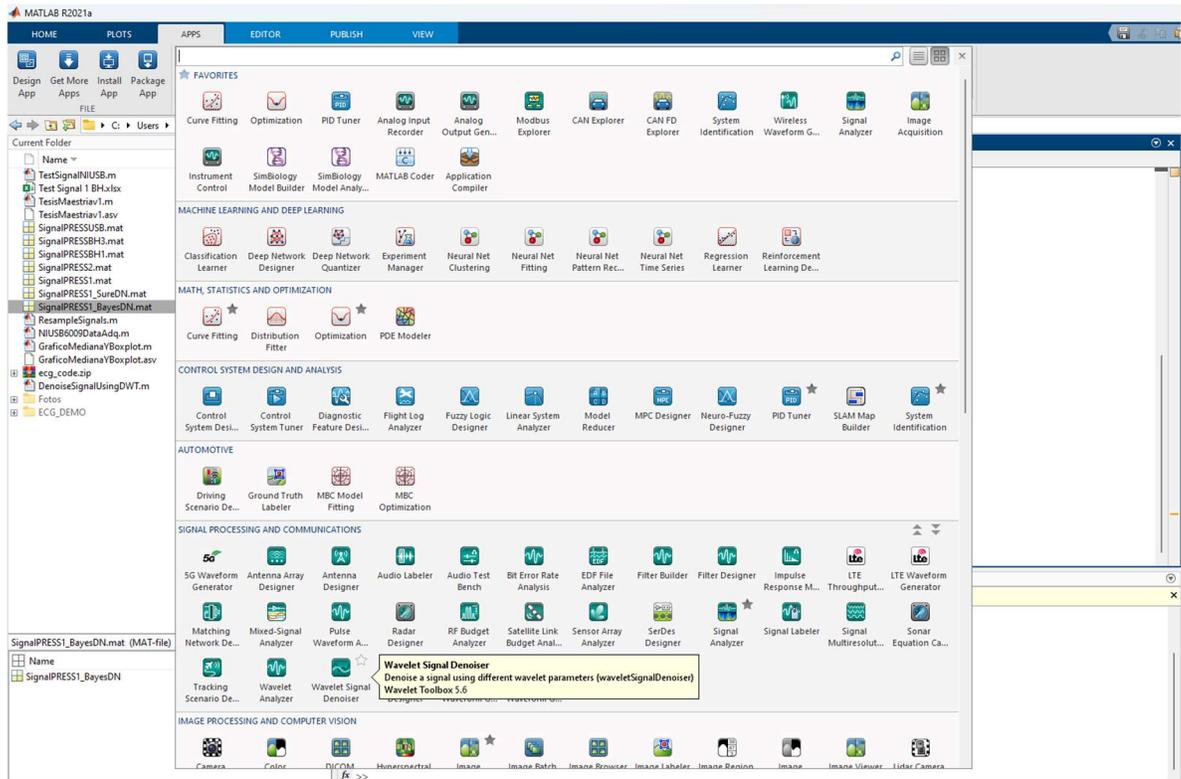


Figura 16. Lugar de inicio para el Wavelet Signal Denoiser de Matlab®. Fuente: Autor

Para hacerse una idea inicial, esta app solicita la señal de prueba que debemos tener cargada previamente en el espacio de trabajo (workspace) del programa. Posteriormente se modifican los parámetros correspondientes al filtro que será usado para el acondicionamiento de la señal y luego se hace click en el botón DENOISE. Acá se usaron dos filtros a modo de prueba para la misma señal. Uno es el método SURE y el otro es a través del método BAYES. Se muestra en las figuras 17 y 18

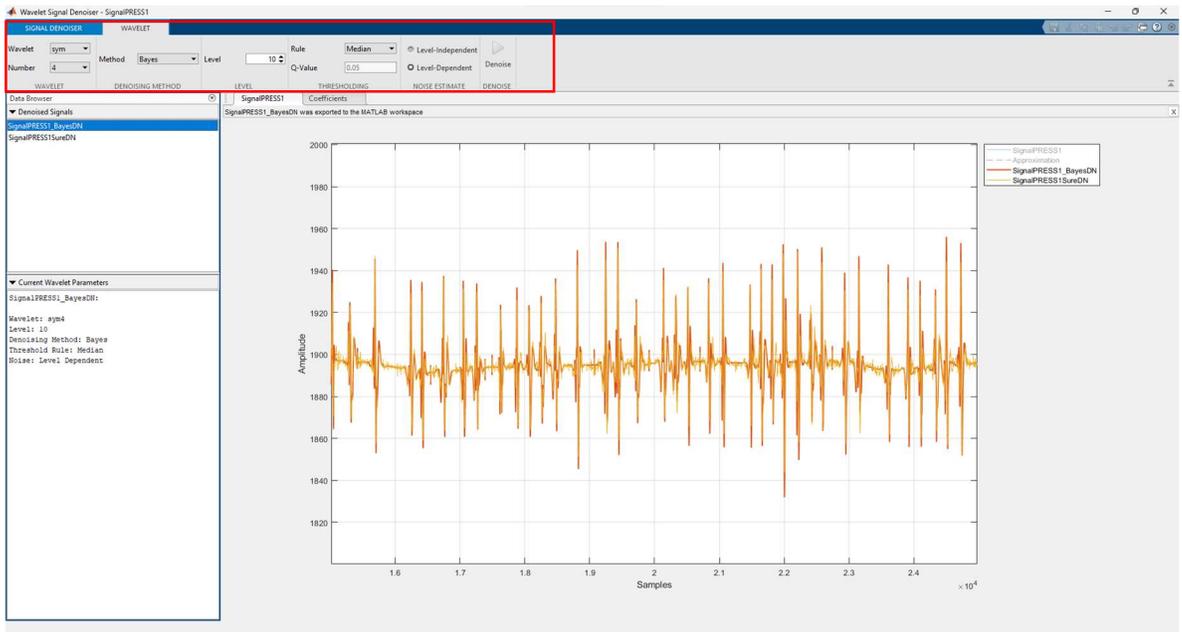


Figura 17. Parámetros usados para Eliminación de Ruido – Método BAYES. Fuente: Autor

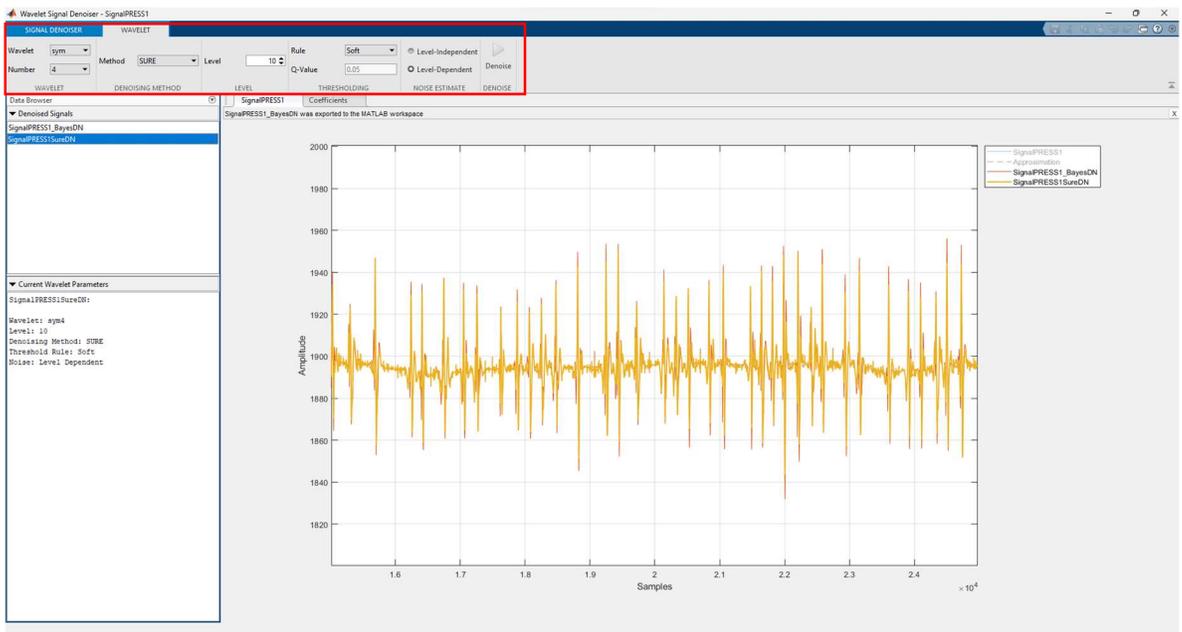


Figura 18. Parámetros usados para Eliminación de Ruido – Método SURE. Fuente: Autor

Los parámetros usados para configuración se muestran en la tabla siguiente:

Parámetros de configuración WSD				
Wavelet	Método	Nivel	Umbral	Estimación de Ruido
Symlet 4	BAYES	10	Median	Level-dependent
Symlet 4	SURE	10	Soft	Level-dependent

Los parámetros de configuración se toman con base a recomendaciones de la documentación de Matlab. Las señales obtenidas luego del filtrado se muestran en las figuras siguientes. A simple vista parecen no ser diferentes, pero al final, luego de realizar la SNR sí se observan las diferencias

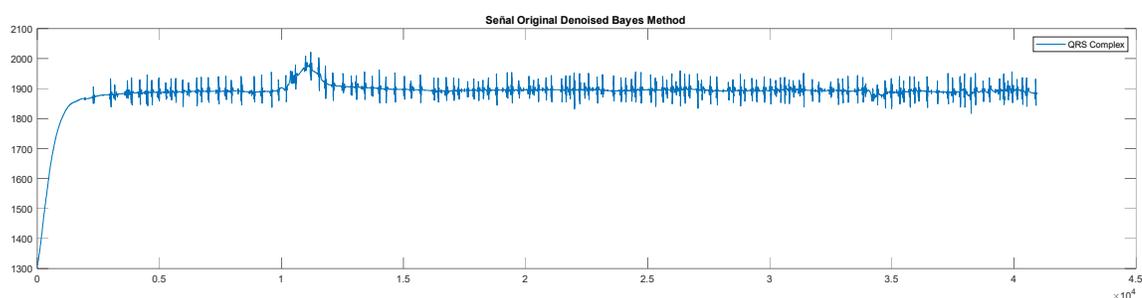


Figura 19. Señal filtrada – Método BAYES. Fuente: Autor

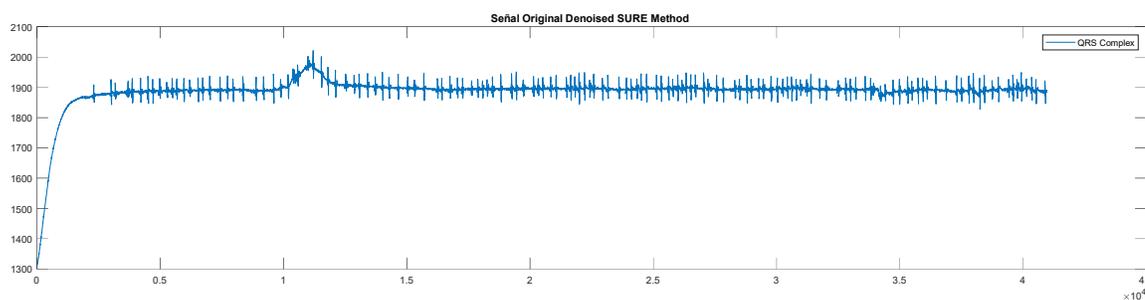


Figura 20. Señal filtrada – Método SURE. Fuente: Autor

Después de realizar la detección de los pulsos de forma automática, conviene resaltar que a través de la función SNR de MATLAB®, podemos calcular la respectiva Relación Señal a Ruido para argumentar de forma cuantitativa la

efectividad entre uno u otro método de Eliminación de Ruido junto con los resultados que se muestran en la sección 4.3

El trabajo realizado hasta este punto se equipara al trabajo con el software de la compañía 1 como se muestra en las dos figuras siguientes

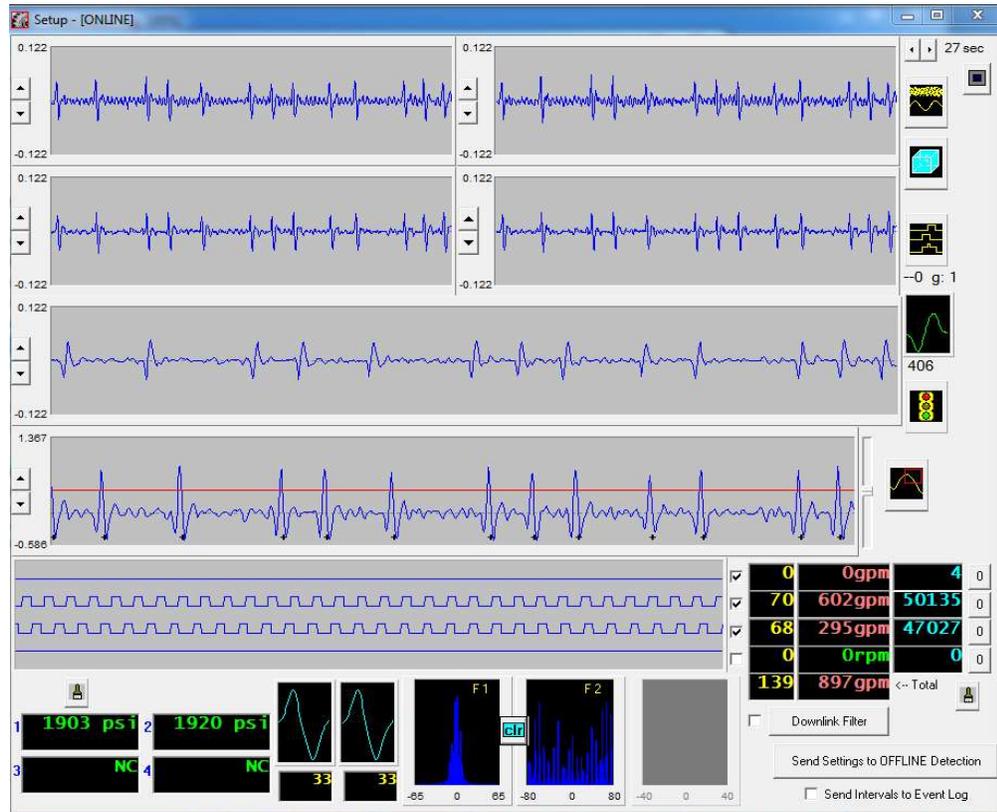


Figura 21. Visualización del DSP mediante Software de la Compañía 1. Fuente: Weatherford

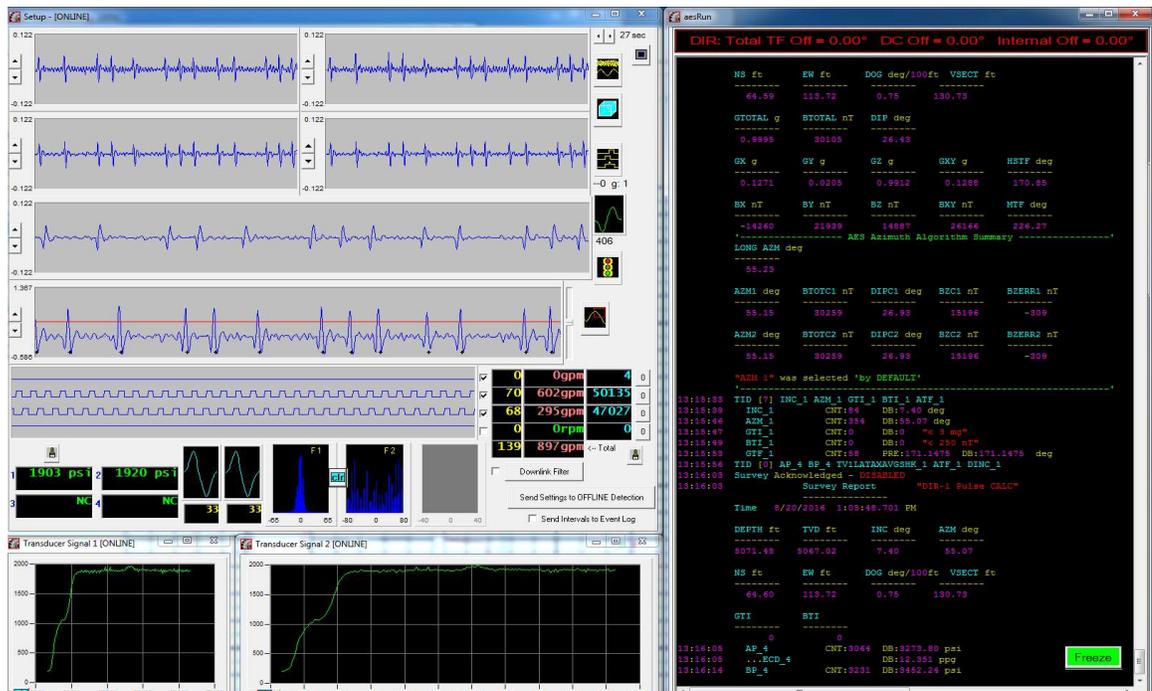


Figura 22. Visualización completa – Software Compañía 1. Fuente: Weatherford

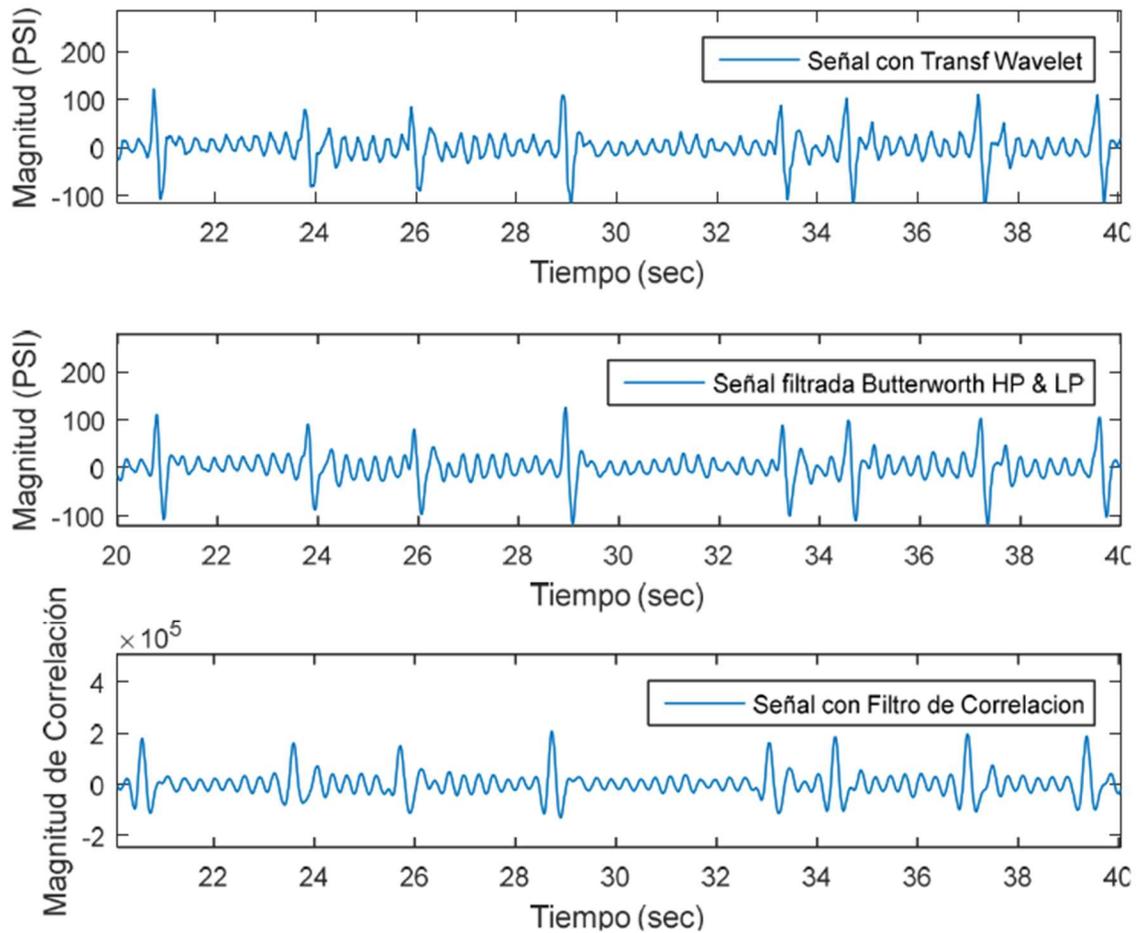


Figura 23. Análisis realizado mediante filtrado digital y correlación. Fuente: Autor

La figura anterior muestra un análisis realizado a la misma señal trabajada mediante wavelets como un sistema basado en series de Fourier y Filtrado IIR y FIR – trabajo realizado en el 2017 como finalización de la especialización en Instrumentación Electrónica – y que hace parte del proyecto que tenía visualizado desde esa época

Para el siguiente análisis realizado se obtiene de forma experimental una señal en Tiempo Real mediante el sistema NI USB6009 acoplado al sistema de adquisición de la compañía 1 a la cual nos referimos como Señal #2. Se utiliza un PC con

MATLAB® instalado y se ejecuta el script para adquirir datos durante 40 sec. El script es el siguiente:

```
devices = daq.getDevices  
s = daq.createSession('ni');  
addAnalogInputChannel(s,'USB6009EJGH', 0, 'Voltage');  
s.Rate = 1000;  
s.NumberOfScans = 40000;  
[data,time] = s.startForeground;  
plot(time,data);  
title('Data Acquisition');  
xlabel('Time (secs)');  
ylabel('Voltage (V)');
```

Luego de obtener la señal de muestra durante 40 segundos, se procede a trabajar con el Wavelet Signal Denoise WSD de Matlab®, con el cual se puede observar las características de eliminación de ruido presentes y así poder trabajar después con una señal prácticamente sin ruido externo. Figura 24 como señal original y figura 25 con señal filtrada a través de WSD

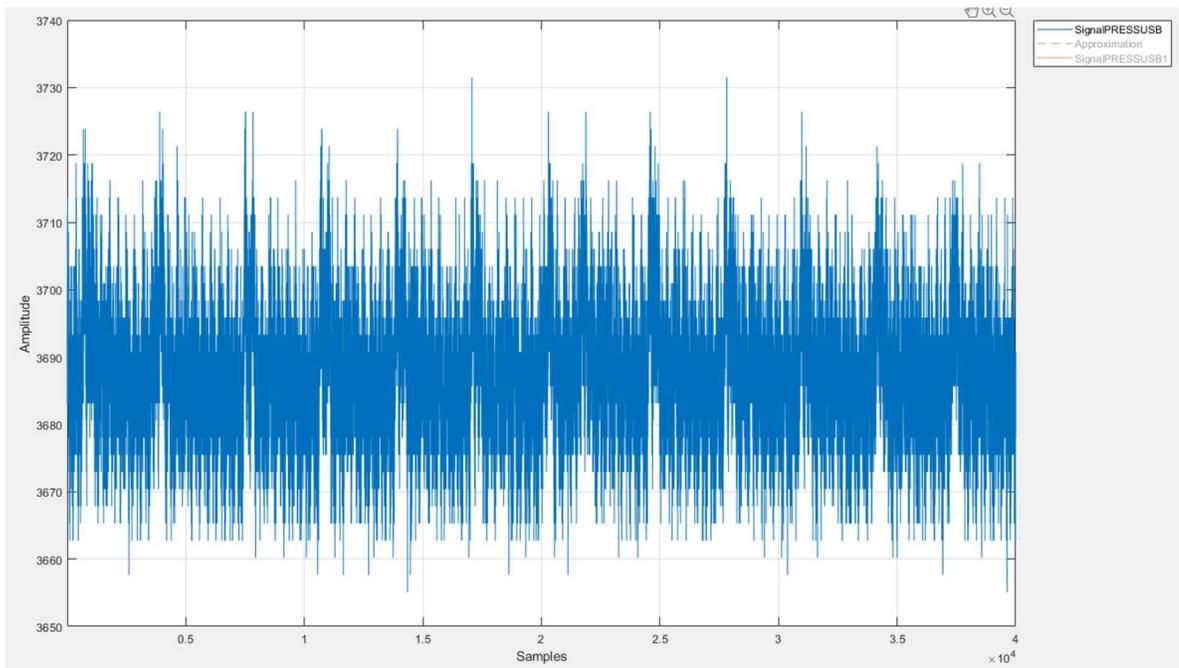


Figura 24. Señal #2 Original. Fuente: Autor

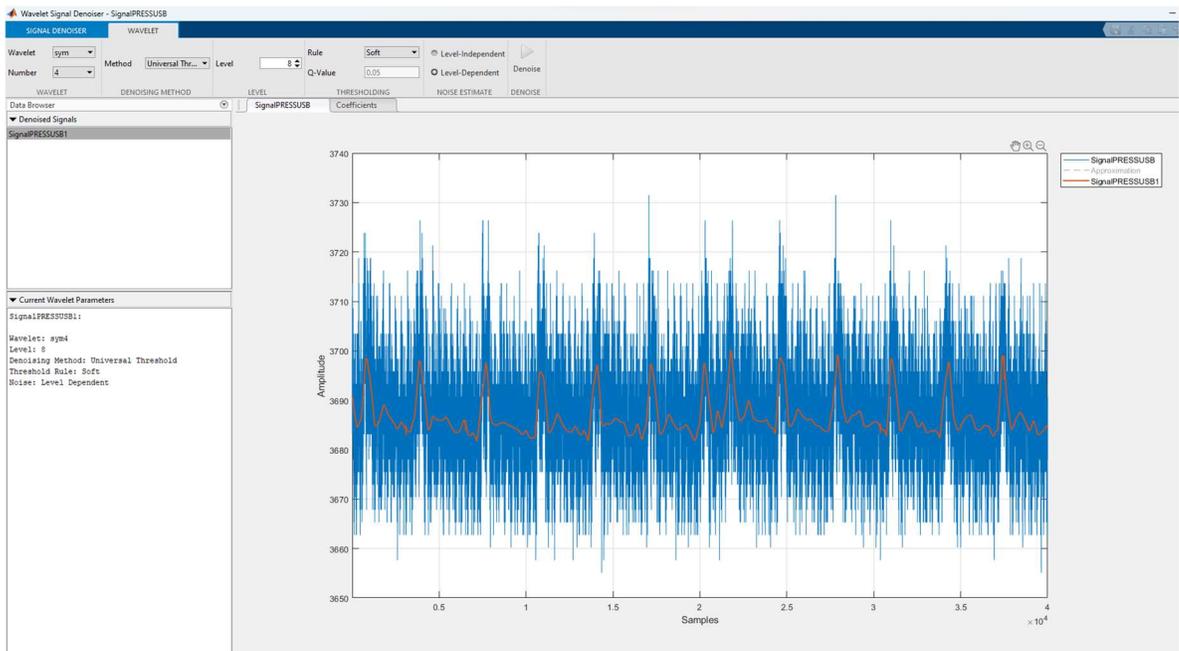


Figura 25. Señal #2 Original y Señal Con eliminación de ruido con WSD. Fuente: Autor

Se realiza la ejecución del script para la detección de pulsos y se puede observar en la figura 26 los resultados obtenidos después de haber utilizado WSD en la señal original

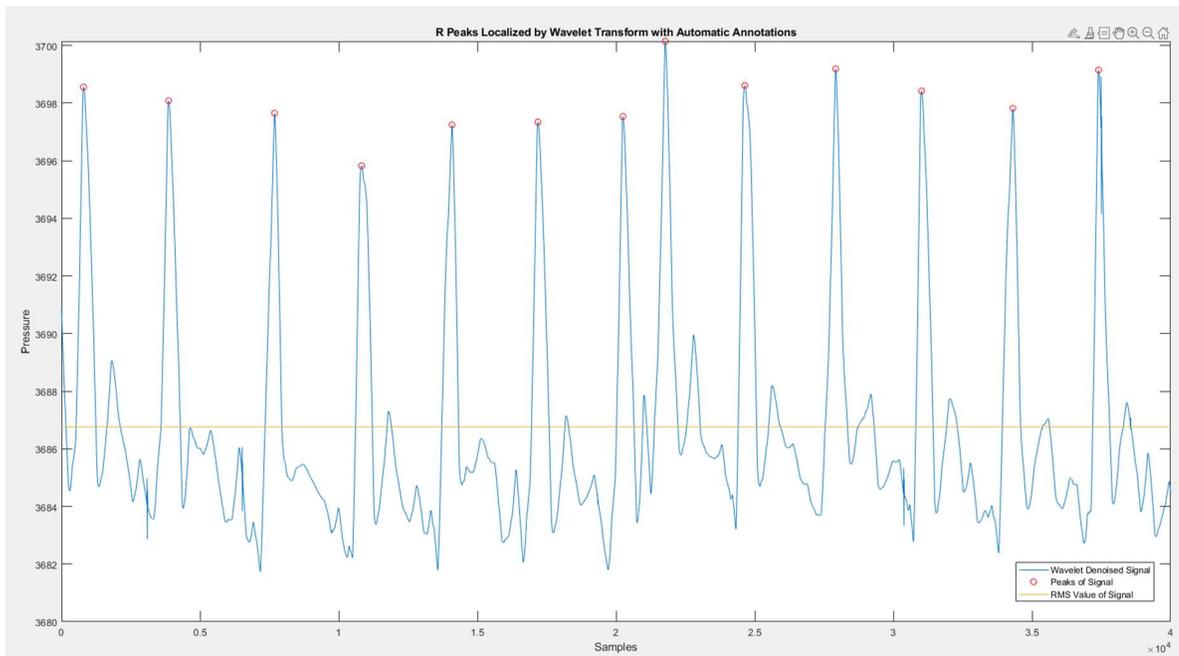


Figura 26. Detección de pulsos exitosa en la señal #2 adquirida a través de NI USB6009.

Fuente: Autor

Para la prueba con la señal siguiente, se debe mencionar que es adquirida a través del sistema de adquisición de la compañía 2 y la llamaremos señal #3.

A continuación, se muestra imagen del sistema propio de la compañía 2 para visualización de la señal original y luego la imagen de la misma señal en MATLAB®

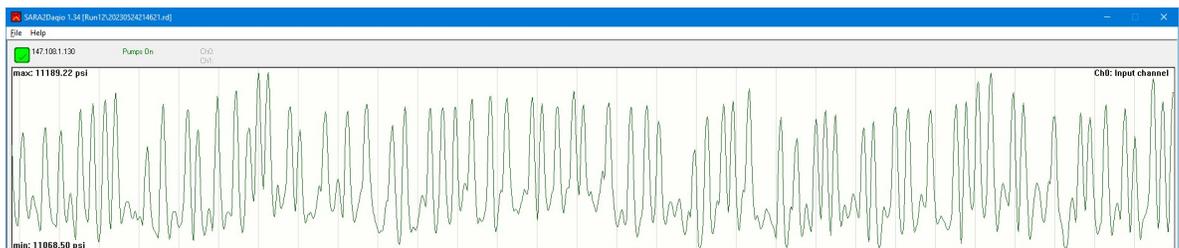


Figura 27. Señal #3 en entorno de adquisición Compañía #2 Fuente: Baker Hughes

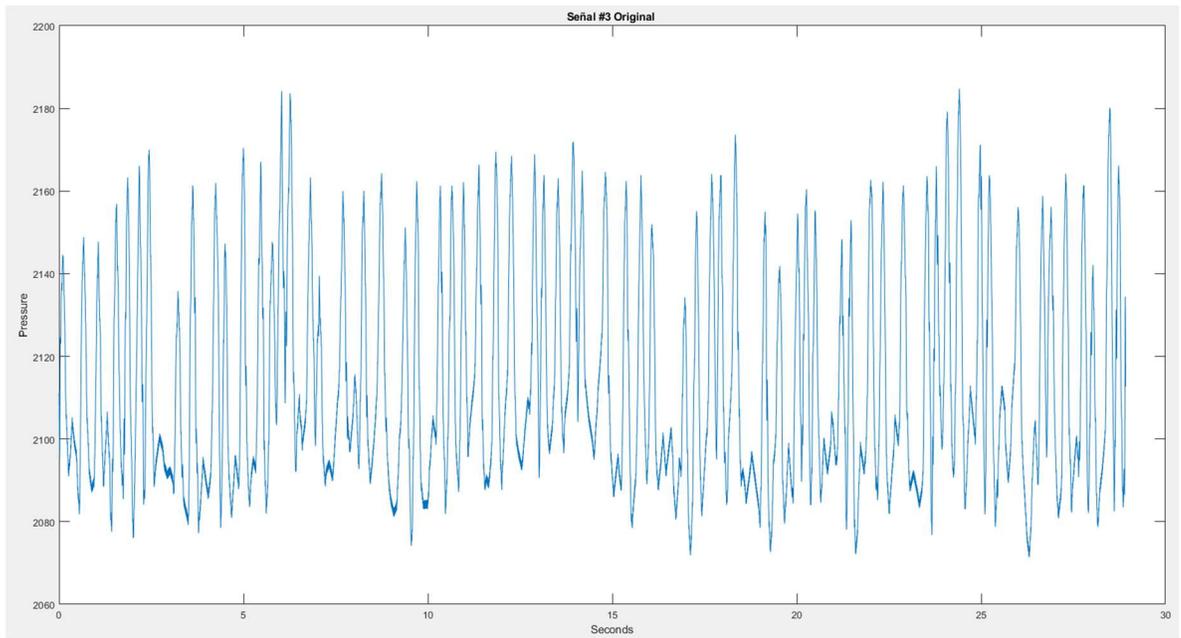


Figura 28. Señal #3 original importada en MATLAB®. Fuente: Autor

Las señales de la compañía 2 tienen notoria diferencia con relación a las anteriores señales y es que internamente, el sistema que realiza la adquisición cuenta con un algoritmo y unas funciones adicionales, que permiten eliminar el ruido proveniente de las bombas de lodo, la línea del stand pipe y algunos armónicos no deseados de diferente índole. Para el análisis de estas señales, se realiza la digitalización mediante la aplicación web *WebPlotDigitizer*[15] debido a que no se puede acceder a los datos en tiempo real y la solución fue digitalizar la imagen de la señal para poder realizar el análisis.

Se muestra la efectividad del trabajo al detectar todos los “picos” de la señal cargada en la figura 29

15. WebPlotDigitizer - Copyright 2010-2022 Ankit Rohatgi. 403 Forbidden. URL: <https://apps.automeris.io/wpd/>

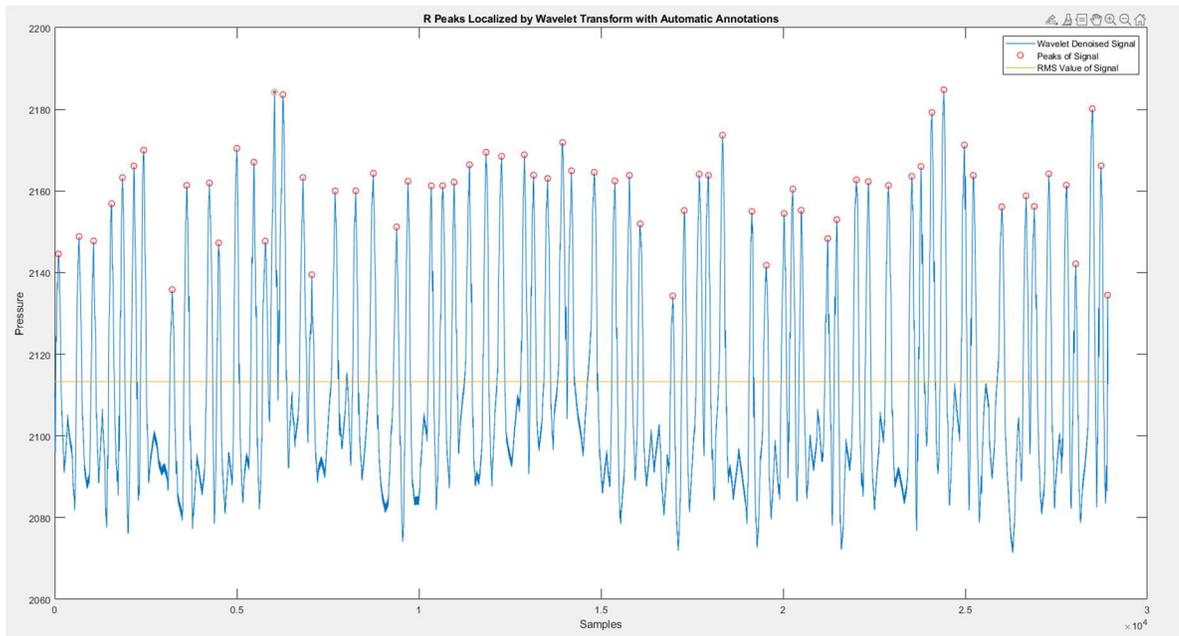


Figura 29. Detección de pulsos exitosa en la señal #3 adquirida a través del sistema de la compañía 2. Fuente: Autor

A modo de confirmación, se realiza prueba con otra señal adquirida a través de la compañía 2, mostrando la misma efectividad en la detección de los pulsos, como se observa en la figura 30 y la versión original en el sistema de la compañía #2 se observa en la figura 31

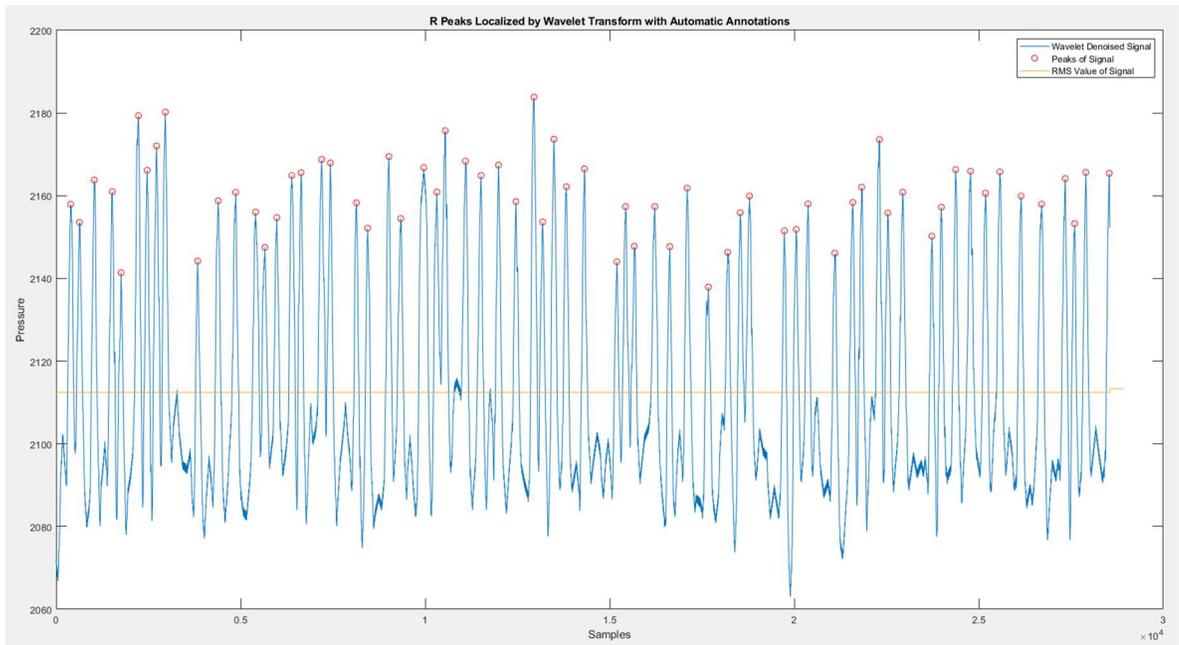


Figura 30. Detección de pulsos exitosa en la señal #4 adquirida a través del sistema de la compañía 2. Fuente: Autor



Figura 31. Señal #4 en entorno de adquisición compañía 2. Fuente: Baker Hughes

4.3 Cuantificación SNR de las señales

Aunque gráficamente la eliminación del ruido es notoria, se hace uso de la función incorporada de MATLAB® que nos permite evaluar la relación Señal a Ruido entre señales para hacer la argumentación cuantitativa respectiva entre las señales #1 y #2

Codigo MATLAB® SNR:

```
ReISNRBayes=mag2db(snr(SignalPRESS1,SignalPRESS1_BayesDN))
```

```
ReISNRSure=mag2db(snr(SignalPRESS1,SignalPRESS1_SureDN))
```

```
>> TesisMaestriaSeñal1
```

```
ReISNRBayes = -60.6304      Magnitudes en dB
```

```
ReISNRSure = -55.8571
```

```
ReISNRUT=mag2db(snr(SignalPRESSUSB,SignalPRESSUSB_UTDN))
```

```
>> TesisMaestriaSeñal2
```

```
ReISNRUT = -97.6319 Magnitud en dB
```

Para las señales de la compañía #2 NO se obtiene un resultado del SNR debido principalmente a que no hay una señal contra la cual se pueda contrastar su nivel de ruido, pues se ha hecho filtrado digital previa a la adquisición

5 CONCLUSIONES

- El desarrollo de wavelets a nivel de implementación en software permite facilitar tareas monótonas hasta el punto de lograr mínima supervisión humana y/o automatizarlas
- El desarrollo de estrategias y aplicaciones que aprenden y reconocen ciertos patrones en las señales digitales mejora notablemente el trabajo en sistemas de adquisición de datos en trabajos LWD
- El avance en las técnicas para detectar ciertas anomalías cardíacas dentro de un ECG es fundamental para la automatización de sistemas LWD pues las señales comparten bastantes rasgos comunes
- Las wavelets mejoran la eficacia en el procesamiento de señales al analizar localmente las mismas
- La transformada Wavelet mostró ser una potente herramienta a pesar de ser relativamente nueva ya que puede ser aplicada en numerosos campos donde sea necesario el análisis de señales
- El objetivo general y los objetivos específicos se logran de forma satisfactoria pues se logra automatizar un proceso que requiere supervisión humana constante
- Se diseña un script para el software MATLAB® que ejecuta la automatización requerida solamente teniendo previamente la señal que será analizada
- Se sigue requiriendo un sistema de filtrado analógico previo a la adquisición y procesamiento de las señales para lograr que el sistema sea efectivo
- El sistema puede ser solidario con otros avances en el área al no interferir de forma notable ni en la adquisición ni en el procesamiento de las señales

6 RECOMENDACIONES - MEJORAS

- El Sistema puede ser desarrollado en paralelo con sistemas tipo Lógica Difusa (Fuzzy Logic) o Aprendizaje Profundo (Deep Learning) para mejorar capacidades o detectar características adicionales como errores en la transmisión o valores fuera de rango
- El sistema puede ser desarrollado a nivel de otra plataforma de software, tipo Python que puede ser mas rentable al momento de escoger plataformas de software
- El uso de este sistema está sujeto a una constante e ininterrumpida plataforma de adquisición de datos compatible con MATLAB®
- Se pone en evidencia práctica la efectiva interacción entre los desarrollos de aprendizaje automático y transformada wavelet para el procesamiento digital de señales

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Wen Yuan C., Bin F., Yi W. MWD drilling mud signal de-noising and signal extraction Research based on the pulse-code information. *International conference on wavelet analysis and pattern recognition*. 2010. P. 244–249. URL: <https://doi.org/10.1109/ICWAPR.2010.5576341>
- [2] Tu B., Li D., Lin E. Research on MWD mud pulse signal extraction and recognition. *2011 IEEE international conference on mechatronics and automation (ICMA)*, Beijing, China, 7–10 August 2011. 2011. URL: <https://doi.org/10.1109/icma.2011.5986234>
- [3] Drilling mud signal processing based on wavelet/ Chuan-Wei Li et al. *International conference on wavelet analysis and pattern recognition, ICWAPR '07*, Beijing, 2–4 November 2007. 2007. URL: <https://doi.org/10.1109/icwapr.2007.4421696>
- [4] Ni X., Luo D., Yang Y. Design of pulse detection system for Measurement While Drilling based on GRNN. *2010 international conference on information and automation (ICIA)*, Harbin, China, 20–23 June 2010. 2010. URL: <https://doi.org/10.1109/icinfa.2010.5512182>
- [5] Li Z., Wu C., Cui X. Overcomplete dictionary based denoising and signal detection for drilling fluid pulse communication. *2014 11th international computer conference on wavelet active media technology and information processing (ICCWAMTIP)*, Chengdu, China, 19–21 December 2014. 2014. URL: <https://doi.org/10.1109/iccwamtip.2014.7073431> (date of access: 03.08.2023).

- [6] Gerardo A C., Jose L P., Luis H. Data processing and pattern recognition in high-throughput capillary electrophoresis. 2009. P. 1592–1596.
- [7] Auto measurement while drilling mud pulse signal recognition based on deep neural network. *Journal of petroleum science and engineering*. 167th ed. Shandong, 2018. P. 37–43. URL: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.04.004>
- [8] Transformada Wavelet – acervo para el mejoramiento del aprendizaje de alumnos de ingeniería, en Inteligencia Artificial. Grupo de Investigación en sistemas inteligentes. Facultad de estudios superiores Cuautitlán. Universidad Nacional Autónoma de México. 2018.
URL: https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/?page_id=1108#:~:text=Las%20wavelets%20son%20señales,%20o,con%20la%20transformada%20de%20Fourier.
- [9] Wavelet Transforms in MATLAB®. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink*. URL: <https://la.mathworks.com/discovery/wavelet-transforms.html>
- [10] AI for Signals and Images- MATLAB® & Simulink- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink*. URL: <https://la.mathworks.com/help/wavelet/ai-for-signals-and-images.html>
- [11] Encontrar los máximos locales - MATLAB® findpeaks- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink*. URL: <https://la.mathworks.com/help/signal/ref/findpeaks.html>

- [12] Denoise a Signal with the Wavelet Signal Denoiser- MATLAB® & Simulink- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink*. URL: <https://la.mathworks.com/help/wavelet/ug/denoise-a-signal-with-the-wavelet-signal-denoiser.html>
- [13] Silva, Andre A., "Wavelet-based Feature Extraction Methodology for Pattern Classification in Engineering Applications" (2015). Master's Theses. 818. https://opencommons.uconn.edu/gs_theses/818
- [14] Alexandridis A. K., Zaprani A. D. Wavelet Neural Networks. Hoboken, NJ, USA : John Wiley & Sons, Inc., 2014. URL: <https://doi.org/10.1002/9781118596272>
- [15] WebPlotDigitizer - Copyright 2010-2022 Ankit Rohatgi. 403 *Forbidden*. URL: <https://apps.automeris.io/wpd/>
- [16] R Wave Detection in the ECG- MATLAB® & Simulink- MathWorks América Latina. *MathWorks - Creadores de MATLAB® y Simulink - MATLAB® y Simulink - MATLAB® & Simulink*. URL: <https://la.mathworks.com/help/wavelet/ug/r-wave-detection-in-the-ecg.html>

ANEXOS

ARCHIVO MATLAB® .m PARA EL EJERCICIO. SE DEBE TENER DENTRO DEL WORKSPACE LAS VARIABLES DE PRESION CARGADAS DE FORMA PREVIA

```
Fs = 1000;           % Sampling frequency
T = 1/Fs;           % Sampling period
L = 40960;          % Length of signal
t = (0:L-1)*T;      % Time vector

qrsEx = SignalPRESS1_BayesDN;
fb =
dwtfilterbank('Wavelet','sym4','SignalLength',numel(qrsEx),'Level',4);
psi = wavelets(fb);
figure
subplot(2,1,1)
plot(qrsEx)
title('Señal Original Con eliminación de ruido BAYES Method')
legend('QRS Complex')
hold on
subplot(2,1,2)
plot(-2*circshift(psi(4,:),[0 -38]),'r')
axis tight
legend('Sym4 Wavelet')
title('Sym4 Wavelet Usada')
%xlim([2 2.5])
hold off

wt = modwt(SignalPRESS1_BayesDN,5);
wtrec = zeros(size(wt));
wtrec(4:5,:) = wt(4:5,:);
y = imodwt(wtrec,'sym4');
%y = abs(y).^2;
[qrspeaks,locs] =
findpeaks(y,t,'MinPeakHeight',10,'MinPeakDistance',0.15);
figure
plot(t,y)
hold on
plot(locs,qrspeaks,'ro')
xlabel('Seconds')
title('R Peaks Localized by Wavelet Transform with Automatic
Annotations')

figure
subplot(3,1,1)
plot(t,SignalPRESS1_BayesDN,'k--')
legend('Raw Data')
hold on
subplot(3,1,2)
plot(t,y,'r','linewidth',1)
legend('Wavelet Reconstruction')
```

```

hold on
subplot(3,1,3)
plot(t,abs(SignalPRESS1_BayesDN).^2,'b')
%set(gca,'xlim',[0 45])
legend('Raw Data Squared');
xlabel('Seconds')

```

```

RelSNRBayes=mag2db(snr(SignalPRESS1,SignalPRESS1_BayesDN))
RelSNRSure=mag2db(snr(SignalPRESS1,SignalPRESS1_SureDN))

```

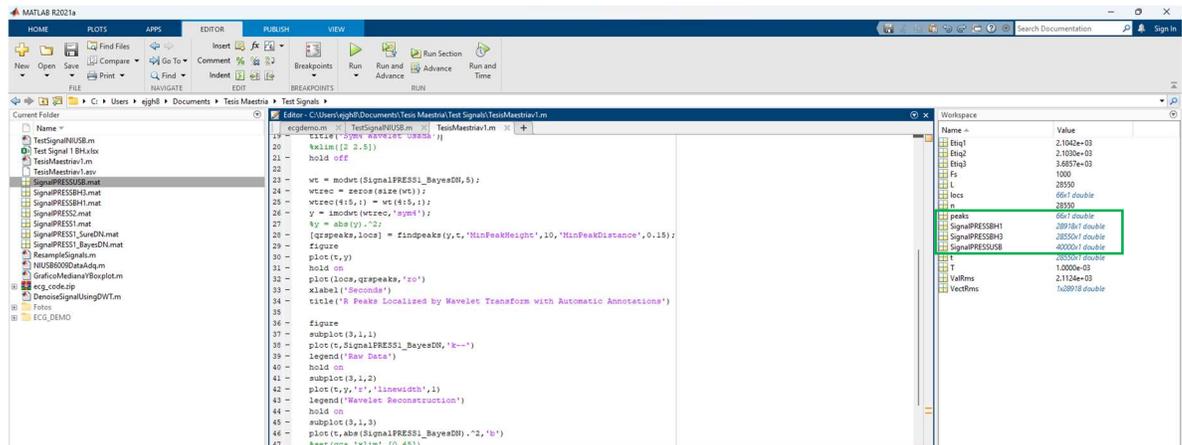


Figura 32. Cargar previamente las señales en el workspace para ejecutar el script. Fuente:

Autor

ARCHIVO .M PARA ADQUISICIÓN DE DATOS MEDIANTE TARJETA NI USB6009

```

devices = daq.getDevices
s = daq.createSession('ni');
addAnalogInputChannel(s,'USB6009EJGH',0,'Voltage');
s.Rate = 1000;
s.NumberOfScans = 40000;
[data,time] = s.startForeground;
plot(time,data);
title('Data Acquisition');
xlabel('Time (secs)');
ylabel('Voltage (V)');

```

ARCHIVO .M PARA "RESAMPLING" DE SEÑALES A 1000 Hz

```

Fs=1000;
y=resample(P3,T3sec,Fs);
plot(y)

```