



# ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL



## FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA

### ESTUDIO DE LA FRECUENCIA DE COLAPSO DE BURBUJAS EN FLUJO CAVITATIVO BASADO EN UN MODO EMPÍRICO DE DESCOMPOSICIÓN DE SEÑALES

TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE MAGÍSTER  
EN DISEÑO Y SIMULACIÓN

VERÓNICA PATRICIA GRANJA NOVOA

[veronica.granja@epn.edu.ec](mailto:veronica.granja@epn.edu.ec)

XIMENA JHOANA SÁNCHEZ MIRANDA

[ximena.sanchez@epn.edu.ec](mailto:ximena.sanchez@epn.edu.ec)

DIRECTOR: Ing. Víctor Hugo Hidalgo Díaz, DSc.

[victor.hidalgo@epn.edu.ec](mailto:victor.hidalgo@epn.edu.ec)

CODIRECTOR: Ing. Wilson Iván Guachamín Acero, Ph.D.

[wilson.guachamin@epn.edu.ec](mailto:wilson.guachamin@epn.edu.ec)

Quito, Junio 2019

## DECLARACIÓN

Nosotras, VERÓNICA PATRICIA GRANJA NOVOA y XIMENA JHOANA SÁNCHEZ MIRANDA, declaramos bajo juramento que el trabajo aquí escrito es de nuestra autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y que hemos consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración cedemos nuestros derechos de propiedad intelectual, correspondientes a este trabajo, a la Escuela Politécnica Nacional, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su reglamento y por la normatividad institucional vigente.

---

Ing. Verónica Patricia Granja Novoa

---

Ing. Ximena Jhoana Sánchez Miranda

## CERTIFICACIÓN

Certificamos que el presente trabajo fue desarrollado por VERÓNICA PATRICIA GRANJA NOVOA y XIMENA JHOANA SÁNCHEZ MIRANDA, bajo nuestra supervisión.

---

Ing. Víctor Hugo Hidalgo Díaz, DSc.  
Director del Proyecto

---

Ing. Wilson Iván Guachamín Acero, Ph.D.  
Codirector del Proyecto

## DEDICATORIA

A mi esposo David, mis padres Patricio y Sonia, y mi hermana Patty, quienes me han dado su apoyo durante esta etapa de estudios y siempre tuvieron palabras de aliento para mí. Gracias por su amor incondicional y por ser siempre un motor en mi vida. Este trabajo es por y para ustedes.

A mis amigos, quienes complementaron los estudios con una relación de amistad y solidaridad e hicieron que el día a día siempre sea diferente.

A toda mi familia quien siempre tuvo fe en mi.

Verónica Granja Novoa

A Dios y a la Virgen María por acompañarme en todos los momentos de mi vida.

A mi familia por el apoyo en todas las metas propuestas.

Ximena Jhoana Sánchez

## AGRADECIMIENTOS

A Dios por darme la vida y fuerza necesaria día a día para culminar mis metas, objetivos y sueños.

A mi esposo quien siempre me motivó a continuar con todos mis proyectos a pesar de las dificultades.

A mis padres quienes me impulsaron y motivaron para tomar la decisión de estudiar la maestría.

Al director y codirector de tesis Víctor H. Hidalgo y Wilson Guachamín, quienes con sus conocimientos, experiencia y guía permitieron el desarrollo del presente proyecto.

A mi amiga y compañera de tesis Xime con quien he conformado un gran equipo y siempre ha sido un apoyo durante el desarrollo de este proyecto.

A la Escuela Politécnica Nacional por permitirme culminar mis estudios en sus prestigiosas aulas.

Verónica Granja Novoa

A Dios y a mi Madre la Virgen.

A mi madre y tía por todo su ejemplo y apoyo incondicional.

A mi amiga Vero, con quien además logramos formar un gran equipo de trabajo.

Al Ing. Víctor Hidalgo, DSc. quien acertadamente nos apoyó desde el inicio de este trabajo hasta su culminación.

Al PhD. Wilson Guachamín quien apoyó y contribuyó con profesionalidad como codirector de este trabajo.

Ximena Jhoana Sánchez

# ÍNDICE

<b>INTRODUCCIÓN</b>	<b>1</b>
Pregunta de Investigación . . . . .	3
Objetivo general . . . . .	3
Objetivos específicos . . . . .	3
<b>1 MARCO TEÓRICO</b>	<b>4</b>
1.1 Análisis de frecuencias de cavitación . . . . .	4
1.2 Descomposición de señales . . . . .	8
1.3 Descomposición empírica . . . . .	10
1.3.1 Funciones de Modo Intrínseco . . . . .	11
1.3.2 Proceso Sifting . . . . .	11
1.3.3 Mode mixing . . . . .	12
<b>2 METODOLOGÍA</b>	<b>13</b>
2.1 Algoritmo EMD . . . . .	13
2.1.1 Detener el SP . . . . .	17
2.1.2 Interpretación del proceso SP . . . . .	19
2.1.3 Estructura del código . . . . .	20
2.1.4 Datos de entrada . . . . .	21
<b>3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN</b>	<b>23</b>
3.1 Señal de espículas cromosféricas . . . . .	23
3.2 Señal de vibración en rodamientos . . . . .	26
3.3 Procesamiento de la señal del caso de estudio . . . . .	28
3.4 Análisis EMD . . . . .	30
3.5 Análisis de frecuencia de las IMFs de la señal con FFT . . . . .	32
3.6 Transformada rápida de Fourier de la señal . . . . .	33
<b>4 CONCLUSIONES</b>	<b>37</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>42</b>
<b>Anexos</b>	<b>43</b>

## Resumen

La presente tesis tiene por objetivo estudiar la frecuencia de colapso de burbujas en flujo cavitativo basado en un modo empírico de descomposición de señales. El procesamiento de la señal de cavitación se lleva a cabo mediante el lenguaje de programación Python. En este algoritmo, se realiza la descomposición empírica de la señal y se obtienen las respectivas componentes de modo intrínseco y el residuo. A cada componente de la señal se realiza el análisis espectral mediante la transformada rápida de Fourier. Con base en los ensayos de laboratorio y simulación numérica del fenómeno, se tiene un criterio de la frecuencia característica de la señal a ser identificada en proceso anterior. Finalmente, se identificó en una de las componentes de modo intrínseco dicha frecuencia característica sin necesidad de filtrar la señal para eliminar el ruido. Este trabajo es parte del proyecto de investigación junior PIJ17-13, el cual trata sobre la investigación y evaluación de modelos de cavitación-erosión aplicados a la prevención de daños en turbinas hidráulicas de las centrales hidroeléctricas del Ecuador.

**Palabras clave:** cavitación, frecuencia de colapso de burbujas de cavitación, descomposición de modo empírico, función de modo intrínseco, análisis espectral.

## **Abstract**

The aim of this thesis is to study the frequency of bubble collapse in cavitary flow based on an empirical mode decomposition of signal. The cavitation signal process is performed by the Python programming language. In this algorithm, the empirical mode decomposition of the signal is performed and the respective intrinsic mode functions and the residue are obtained. Spectral analysis is performed on each component of the signal using the Fast Fourier Transform. The characteristic frequency has been validated experimentally in previous researches. Moreover, numerical studies have been employed to verify these experiments. Finally, this characteristic frequency was identified in one of the intrinsic mode components without the common denoising process. This work is part of the junior research project PIJ17-13, which deals with the investigation and evaluation of cavitation-erosion models applied to prevention of hydraulic turbines damage from hydroelectric power plants in Ecuador.

**Keywords:** cavitation, frequency of collapse of cavitation bubbles, empirical mode decomposition, intrinsic mode function, spectral analysis.



## Lista de abreviaturas, signos y símbolos

BEMD	Bidimensional Empirical Mode Decomposition
CCD	Receptores con transferencia de carga
CDN	Converging-diverging nozzle
CEEMDAN	Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise
$N$	Número de datos
$\sigma_n$	Desviación estándar
EEMD	Ensemble Empirical Mode Decomposition
$L_{k-1}(t)$	Envolvente inferior
EMD	Empirical Mode Decomposition
EMD2D	Empirical Mode Decomposition en 2 dimensiones
$U_{k-1}(t)$	Envolvente superior
FFT	Fast Fourier Transform
HSA	Hilbert Spectral Analysis
IMF	Intrinsic Mode Function
$h_{n-1}$	IMF previa
$h_1(t)$	Primera IMF
$h_{k-1}(t)$	Posible IMF anterior
$m_{k-1}(t)$	Media de las envolventes
$h_n(t)$	IMF número n
$r_n(t)$	Residuo número n
$h_n(t)$	n-IMF
NACA	National Advisory Committee for Aeronautics
PVDF	Galga de polifluoruro de vinilideno
$h_k(t)$	Posible k-IMF
$h_o(t)$	Primera posible IMF
PyEMD	Python implementation of Empirical Mode Decomposition
RANS	Reynolds-Averaged Navier-Stokes
$r_n(t)$	Residuo de la iteración n del proceso
$r_{n-1}(t)$	Residuo del proceso anterior
ROSA	Rapid Oscillations in the Solar Atmosphere
SP	Sifting Process

# **ESTUDIO DE LA FRECUENCIA DE COLAPSO DE BURBUJAS EN FLUJO CAVITATIVO BASADO EN UN MODO EMPÍRICO DE DESCOMPOSICIÓN DE SEÑALES**

## **INTRODUCCIÓN**

En el Ecuador, de acuerdo con el Balance Nacional de Energía Eléctrica a enero 2019, la capacidad efectiva en generación de energía eléctrica de tipo hidráulica es alrededor de 5 073,66 MW, lo que corresponde al 58,49% de la capacidad efectiva nacional [5]. Por lo cual, las centrales eléctricas demandan un mayor estudio para optimizar los procesos empleados en la producción de energía eléctrica. Uno de los principales elementos que intervienen en la generación de este tipo de energía son las turbinas, en las cuales se presentan procesos de cavitación que producen daños en la superficie del material y pérdida de eficiencia.

En la Escuela Politécnica Nacional se está desarrollando el proyecto de investigación junior PIJ17-13 que corresponde a la investigación y evaluación de modelos de cavitación-erosión aplicados a la prevención de daños en turbinas hidráulicas de las centrales hidroeléctricas del Ecuador. Uno de sus objetivos es desarrollar modelos numéricos de cavitación-erosión basados en la energía liberada durante el colapso de cavidades y su impacto sobre superficies sólidas, objetivo dentro del cual se encuentra el presente proyecto de titulación, ya que uno de los métodos de análisis de la cavitación es la descomposición empírica debido a que la señal tiene la característica de un sistema no lineal y un proceso no estacionario.

Debido a la incidencia mundial del fenómeno de cavitación para las diferentes aplicaciones, actualmente se realizan estudios para conocer más a fondo su comportamiento mediante un análisis espectral, el cual ha sido desarrollado durante varios años. En el año de 1997 surgen dos investigaciones, una de las cuales es propuesta por De Lange y De Bruin [4], donde se analiza el paso de la nube de cavitación mediante el aumento de intensidad en la imagen, obteniéndose así la frecuencia de este fenómeno. Kawanami y otros [22] utilizan cámaras fotográficas y de vídeo para registrar una nube de cavitación, la cual, mediante el uso de software obtiene información de dicha nube como por ejemplo la frecuencia.

Kjeldsen y otros [24] continúan con el estudio de las frecuencias de cavitación en el que se analiza la cavitación en una hidroala y se establece una relación entre la frecuencia y número de cavitación. Laberteaux y Ceccio [26] utilizan nuevamente el método de cámaras fotográficas y de vídeo, pero agregan partículas fluorescentes para que el registro de imagen mejore. Además, se emplea un láser para el análisis de la frecuencia de cavitación.

Couier-Delgosha y otros [3] modelan el fluido cavitativo como si se tratara de un flujo de una sola fase. Para realizar el análisis de frecuencias, se utiliza la transformada rápida de Fourier. Dular y otros [6] al igual que en 1997, utilizan una cámara para registrar la nube de cavitación, en esta ocasión sobre una hidroala; además se realiza una simulación numérica. Para la medición de la frecuencia de cavitación los autores utilizan la transformada rápida de Fourier. Saito y otros [38] realizan la parte experimental y la simulación numérica de la nube de cavitación en una hidroala tanto en dos como en tres dimensiones y para el estudio de la frecuencia de cavitación se utiliza la transformada discreta de Fourier.

Goncalvès [12] modeliza también al flujo cavitativo como un fluido de una sola fase mediante el método “Reynolds-Averaged Navier-Stokes” (RANS) y utiliza la transformada de Fourier para realizar el análisis de frecuencias. Finalmente, Jablonská y otros [18] utilizan un sensor que mide la cantidad de oxígeno en un tanque y con base a este resultado y un análisis espectral, determinan las características del flujo cavitativo como el ruido, la frecuencia y la vibración.

Estudios respecto al registro y toma de mediciones de la señal de impactos ocasionados por la implosión de las burbujas de cavitación son presentados en literatura científica [2, 6, 18, 20, 22, 24, 26]. Estas investigaciones impulsan el análisis espectral de esta señal posterior a su respectiva adquisición. Esto, con el fin de encontrar nuevas metodologías para que durante el monitoreo se realice mantenimiento preventivo o correctivo, según sea el caso en la operación de una máquina hidráulica.

Previo al análisis espectral, para el procesamiento de la señal existen varios métodos con el fin de eliminar el ruido. La descomposición de la señal permite este objetivo. Entre los diversos algoritmos propuestos, se encuentra la descomposición de la señal mediante la transformada de Fourier, la transformada de Waveletes y el modo empírico. Cada método de descomposición es ampliamente utilizado en el área respectiva de aplicación, pues poseen ventajas y limitaciones que no permiten su uso para todo tipo de señal. Así, se destaca la descomposición de modo empírico debido a que es un método adaptativo para procesos no estacionarios y sistemas no lineales. Existen estudios realizados para el análisis de este tipo de señales en otros procesos tales como: el diagnóstico de fallas [11, 19, 21, 23, 28, 29]; señales biomédicas [25, 44]; señales sísmicas [31, 42] epidemiología, química, finanzas, procesamiento de imágenes, meteorología, ingeniería oceánica, estudios solares, aplicaciones estructurales, reconocimiento de voz y física de astropartículas. Por esto, la descomposición de modo empírico es el método adecuado para el análisis de la señal registrada en un sistema con flujo cavitativo.

Posterior a la adquisición, acondicionamiento y pre-procesamiento de la señal propuesto por Jumbo [20] y Araque [2], el procesamiento de la señal desarrollado en este trabajo se realiza en Python versión 3.5.2. Este software libre permite obtener un código de fácil

modificación y distribución.

El módulo PyEMD provee tres importantes rutinas para la descomposición de modo empírico de series de tiempo no estacionarias. Las implementaciones son EMD, EEMD y CEEMDDAN. Otras implementaciones como BEMD se especifican aún como experimentales [27]. Los métodos de descomposición descritos usan convenciones similares, por lo que, el código es versátil para intercambiar uno por otro.

Para el análisis de la frecuencia de colapso en flujo cavitativo, en la sección 1 se revisan los estudios realizados para el análisis de frecuencia y del método de descomposición de modo empírico. En la sección 2, se describe la metodología empleada para la implementación del algoritmo de descomposición de modo empírico de la señal sensada hasta el análisis espectral de la misma. En la sección 3, se presentan los resultados, y finalmente, en la sección 4, las conclusiones y recomendaciones del estudio.

## **Pregunta de Investigación**

¿Es factible aplicar un algoritmo de descomposición de modo empírico a la señal de cavitación y realizar el análisis espectral?

## **Objetivo general**

- Estudiar la frecuencia de colapso de burbujas en flujo cavitativo basado en un modo empírico de descomposición de señales.

## **Objetivos específicos**

- Recopilar la información del estado del arte para determinar parámetros fundamentales.
- Determinar un algoritmo para procesar señales obtenidas durante el colapso de burbujas de cavitación.
- Desarrollar un código en Python para analizar la frecuencia de colapso de burbujas de cavitación con el algoritmo determinado.
- Optimizar el código de Python al realizar una comparación con la descomposición mediante series de Fourier.

# 1. MARCO TEÓRICO

En el presente trabajo se propone realizar el análisis de frecuencias de la señal de cavitación con base en la descomposición de modo empírica. Por lo que, en esta sección se presenta la revisión bibliográfica de las metodologías realizadas para el análisis espectral de la señal de cavitación y, posteriormente, de los métodos para descomponer una señal.

## 1.1. Análisis de frecuencias de cavitación

Durante varios años la cavitación ha sido un fenómeno ampliamente estudiado. Esto es debido a las consecuencias poco favorables que este fenómeno provoca en las máquinas hidráulicas. Por esta razón, es de suma importancia conocer el comportamiento de este fenómeno y evitar así la alta reducción de eficiencia en las máquinas, la pérdida de material, vibraciones, ruido y demás consecuencias. Uno de los factores importantes y centro de estudio dentro de este fenómeno es la frecuencia de cavitación, debido a que al conocer sus valores, es posible detectar cuando se genera este fenómeno y así poder tomar las medidas correctivas pertinentes.

En el año 1997, De Lange y De Bruin [4] proponen que la medición de la frecuencia se basa en la observación de la nube de cavitación en una determinada posición dentro de un intervalo fijo. La frecuencia se determina usando software de procesamiento de imagen llamado DigImage, el cual indica el paso de la nube de cavitación por una determinada posición mediante el aumento de intensidad de luz. Se estima que usando este método se puede tener una precisión del 5%, pero en ciertos casos este error puede ser mucho mayor cuando se trata de un flujo cavitativo irregular, lo cual se considera como una limitación de este forma de medición. Una de las ventajas que se obtiene al utilizar esta técnica es que al utilizar un software de medición, éste se encarga de obtener los valores, sin embargo la limitación radica en que la elección del intervalo a analizar debe ser precisa y determinada de manera acertada por el investigador, además de lo ya mencionado previamente.

Durante el año de 1997, Kawanami y otros [22] recolectan datos experimentales en la Universidad de Tokio, realizando experimentos en dos túneles de cavitación con características diferentes. La nube de cavitación se registra mediante imágenes tomadas con una cámara fotográfica con una resolución de 5000 cuadros por segundo, además de una cámara de alta velocidad cuya resolución es de 4500 cuadros por segundo, la cual se utiliza para registrar con mayor detalle el comportamiento de la nube de cavitación. Su estudio se centra en la formación de la nube de cavitación, sin embargo, se habla sobre el rango de frecuencias en el cual está presente este fenómeno. Los valores que se obtuvo mediante el procesamiento de las imágenes fueron obtenidas con dichas cámaras. La ventaja de la utilización de esta técnica es similar a la anterior ya que la frecuencia está dada por el soft-

ware utilizado. Sin embargo la limitación radica en la resolución de las cámaras utilizadas y el posible error inherente a cada uno de estos implementos.

En el año 2000, Kjeldsen y otros [24] realizan experimentos en una hidroala 2D NACA 0015 altamente instrumentada, montada en un túnel de agua diseñado de manera especial para este experimento. En este estudio se determina que a valores altos del número de cavitación, corresponden frecuencias altas. Además se determina que existe una dependencia casi lineal de dicha frecuencia y el número de cavitación. Si el flujo tiene valores bajos de número de cavitación, ya no existe la relación anteriormente mencionada y se concluye que la frecuencia y el número de cavitación son independientes entre sí [24]. La ventaja de este modelo es que se genera una relación entre el número de cavitación y la frecuencia, lo cual permite realizar una buena predicción en base a un parámetro fácilmente calculable. La limitación radica en que es posible aplicar esta linealidad únicamente en flujos cavitativos altos, ya que para valores bajos no existe esta misma relación.

En el año 2001, Laberteaux y Ceccio [26] en la Universidad de Cambridge realiza un experimento de flujo cavitativo utilizando sistemas fotográficos, de video y láseres para realizar un estudio minucioso. Además de la utilización de estos equipos se añadieron partículas fluorescentes para distinguir de mejor manera las burbujas formadas. Para realizar el análisis de frecuencias se utilizó el láser Quanta Ray Nd-Yag GCR130 que mediante un montaje óptico crea un haz de luz de 1 mm de espesor y permite el análisis de la frecuencia [26]. La ventaja de la utilización de esta técnica es que al utilizar las partículas fluorescentes, las cámaras pueden detectar y registrar de mejor manera la nube de cavitación. Al existir este mejor registro el láser puede determinar con mejor precisión la frecuencia de cavitación. La limitación de este método, al igual que los anteriores, radica en que se depende de la precisión de los equipos de medición.

En el año 2003, Coutier-Delgosha y otros [3] proponen un modelo numérico en dos dimensiones para simular flujos cavitativos inestables mediante una modificación al modelo estandar  $k - \epsilon$  para mejorar la simulación. En este trabajo se utiliza un modelo de una sola fase que considera la mezcla vapor-líquido como un fluido único caracterizado por su densidad. Se considera que la celda de la malla de la simulación ocupa solo líquido cuando la densidad corresponde al valor de densidad del líquido, mientras que se considera que la celda está llena de vapor si la densidad tiene el valor de la densidad del vapor. Si los valores de densidad se encuentran entre estos dos valores extremos, se asume que la celda está llena de una mezcla de dos fases pero se continúa considerando al fluido como único. El rango de valores de frecuencia se obtiene mediante la utilización de la transformada rápida de Fourier (FFT). Para una efectiva comparación de resultados se realiza la parte experimental en un tubo Venturi con un ángulo de divergencia de  $8^\circ$ . Los resultados obtenidos para la frecuencia de la nube de cavitación tanto en la parte experimental como en la simulación son valores bastante cercanos entre sí [3]. La ventaja de este método consiste en

que el fluido es considerado como una única fase, lo que simplifica el análisis de frecuencias. Sin embargo, cuando el fluido está como líquido y vapor, se realiza una aproximación al estado dominante y se genera un porcentaje de error.

En el año 2005, Dular y otros [6] realizan una parte experimental mediante la cual es posible captar una nube de cavitación tipo vórtice utilizando una cámara CCD de alta velocidad que permite grabar 3600 cuadros por segundo, para posteriormente realizar una transformada rápida de Fourier y así obtener la frecuencia característica de cavitación. Estos resultados experimentales los contrasta con una simulación numérica donde se resalta que la cavitación es un fenómeno particularmente complejo de simular, por lo cual es destacable que los resultados experimentales y simulados estén en el mismo orden de magnitud. En este trabajo se establece que la razón de esta diferencia se debe a que en el experimento la nube de cavitación está presente en toda la hidroala mientras que en la simulación es posible aplicar dicha nube únicamente en ciertas secciones de la hidroala. La ventaja de esta metodología es que además de utilizar software para realizar una simulación, realizó una fase experimental para validar sus resultados. Sin embargo su limitación se encuentra en el alto tiempo computacional que utiliza para obtener resultados de la frecuencia de cavitación, además de que el fenómeno no se simula completamente ya que en el software es posible colocar la nube de cavitación en ciertos puntos y no en toda la hidroala como ocurre en la parte experimental.

En el año 2006, Escaler y otros [8] realizan una investigación para detectar la cavitación en turbinas hidráulicas, donde plantean que la detección de la cavitación no es sencilla y depende del diseño de la turbina, condiciones de operación, tipo de cavitación, entre otros. Además, el ruido generado por la cavitación no es posible medir directamente ya que las señales se atenúan durante la propagación, razón por la cual se utiliza el análisis espectral de señales de alta frecuencia y las frecuencias de modulación. Aplica un proceso de demodulación de la señal que inicia al aplicar un filtro en el dominio del tiempo en una amplia banda de frecuencia del orden de kHz para remover contenido de baja frecuencia. La envolvente de la señal se calcula mediante un algoritmo basado en la transformada de Hilbert que permite identificar los valores característicos de la cavitación [8]. La ventaja de este proceso es que toma en cuenta que el ruido generado puede provenir de otro tipo de perturbación y no únicamente de la cavitación, pero la limitación que presenta es que se debe aplicar un filtro previo en una banda amplia de frecuencia, la cual no se encuentra previamente determinada por lo que los valores a escoger deben ser precisos para obtener mejores resultados.

En el año 2007, Saito y otros [38] realizan un análisis numérico en dos y tres dimensiones del comportamiento de una nube de cavitación alrededor de una hidroala tipo NACA 0015. La transformación discreta de Fourier es utilizada para realizar un análisis de frecuencias de las señales obtenidas de las simulaciones. La ventaja de este método es que

el análisis es realizado tanto en dos como en tres dimensiones, por lo cual es posible contrastar las conclusiones obtenidas en cada uno de los análisis y escoger el que se adapte de mejor manera al análisis que se busque. La limitación de este modelo es el costo computacional que requiere, especialmente para el análisis en tres dimensiones.

En el año 2010, Goncalvès [12] presenta un modelo de un solo fluido compresible utilizando la resolución RANS. Los resultados numéricos aplican para diferentes geometrías de tubo Venturi. Los resultados del modelo numérico son comparados con datos experimentales realizados para las mismas geometrías de tubo Venturi que fueron simuladas. El túnel de cavitación se diseñó para simular flujos cavitativos de dos configuraciones diferentes. La primera se conoce como cavidad casi estable, consiste en un tubo Venturi con ángulo de divergencia de 4°, donde el borde que forma la garganta del Venturi se usa para fijar el punto de separación de la cavidad de cavitación. La segunda configuración se conoce como cavidad periódica auto oscilante, consiste en un tubo Venturi con un ángulo de divergencia de 8°. El análisis de frecuencia se realiza mediante la utilización de la transformada de Fourier para posteriormente realizar un análisis entre datos experimentales y la simulación. Como conclusión se obtiene que los resultados de la experimentación y la simulación son muy similares entre sí. La ventaja de este método es que genera un algoritmo de bajo almacenamiento y el tiempo computacional también se reduce. La limitación consiste en que los resultados se presentan únicamente en dos configuraciones geométricas, por lo cual no es posible generalizar estos resultados.

En el año 2017, Jablonská y otros [18] realizan un análisis espectral de presión, ruido y velocidad de vibración de la cavitación. En el estudio, utilizan una boquilla de sección rectangular CDN que genera la cavitación, además de un sensor colocado en el tanque el cual registra una señal directamente proporcional a la concentración de oxígeno en el fluido. El espectro de frecuencia de las presiones se registra a la entrada de la boquilla cada 0,001 segundos. Esta investigación plantea la posibilidad de detectar la cavitación en elementos hidráulicos mediante un análisis espectral de presión, ruido y vibración. La ventaja de este método es que se considera simple, barato y rápido; sin embargo, la limitación radica en que los resultados obtenidos se encuentran en un rango limitado de frecuencias debido a las características de los medidores utilizados.

El análisis de frecuencias de cavitación ha sido analizado en diferentes trabajos como se ha expuesto anteriormente, sin embargo se puede observar que existen ciertas similitudes entre ellos, como en los trabajos realizados por Dular [6], Kawanami [22] y Laberteaux [26], quienes utilizan cámaras fotográficas y de vídeo de diferentes resoluciones para captar la nube de cavitación. Sin embargo, la diferencia de los trabajos radica en la metodología utilizada. Mientras Kawanami [22] y Dular [6] registran únicamente la nube de cavitación, Laberteaux [26] añade partículas fluorescentes al fluido para que las cámaras puedan registrar el fenómeno de mejor manera ya que utiliza un láser para la medición de la frecuencia,



obteniéndose así un rango de frecuencia confiable.

Por otro lado, Coutier-Delgosha [3] y Goncalvès [12] analizan el flujo cavitativo como si se encontrara en un solo estado. La diferencia radica en que para el análisis de frecuencias, Coutier-Delgosha utiliza la transformada rápida de Fourier para datos continuos, mientras que Goncalvès utiliza la transformada de Fourier para datos discretos. Es decir, a pesar de que ambos estudios toman al flujo como una sola fase, la generación de datos se efectúa de manera diferente debido al software utilizado para el procesamiento.

En las investigaciones de Kjeldsen [24] y Saito [38] utilizan una hidroala NACA 0015 para realizar la parte experimental, sin embargo, Saito y otros [38] no se limitan a hacer su estudio en dos dimensiones, sino que también analiza la misma hidroala en tres dimensiones, además utilizan la transformada discreta de Fourier para realizar el análisis de la frecuencia de cavitación.

El primer estudio de frecuencia de cavitación difiere en grandes proporciones del último realizado debido a la tecnología disponible actualmente. En el trabajo de investigación de De Lange y De Bruin [4] analizan la nube cavitativa en un intervalo y se sabe de su paso ya que existe un cambio en la intensidad de la imagen, por otro lado, Jablonska y otros [18] disponen de mayor tecnología y colocan un sensor que mide el nivel de oxígeno presente en el flujo y con base a estas mediciones realiza un análisis de frecuencias y ruido generado por la cavitación. Observando esta comparación podemos determinar que la tecnología juega un papel importante en el estudio de este fenómeno ya que nos provee de herramientas que facilitan su análisis y por lo tanto la prevención de posibles efectos no deseados en la maquinaria hidráulica.

En los estudios descritos previamente, el análisis espectral se realiza con la técnica tradicional del análisis de Fourier. Sin embargo, este método presenta limitaciones frente al análisis de una señal no estacionaria como lo es la señal de cavitación. Por tanto, se requiere un método de descomposición que se adapte a las características de esta señal.

El proyecto PIJ17-13 de la Escuela Politécnica propone desarrollar modelos numéricos de cavitación-erosión para establecer métodos de prevención de daños en turbinas hidráulicas, por lo que requiere utilizar una metodología que se adapte a las características del fenómeno analizado.

## **1.2. Descomposición de señales**

La descomposición de señales es un método que actualmente es aplicado en diferentes campos, como el análisis y procesamiento de señales de audio, biomédicas, imagen, sísmica [36]. En el análisis de señales, sean estas de fuentes naturales o artificiales, generalmente, encontramos varios factores por lo que poseen interferencia. En un procedimiento

básico, las señales deben ser filtradas. No obstante, identificar la señal de cierto fenómeno es un proceso que requiere más procedimientos, pues se considera como un conjunto de componentes que interactúan entre sí distorsionando la señal deseada [32]. Por ejemplo, en el caso de la señal de cavitación registrada por un sensor, en la práctica, se pueden presentar interferencias generadas por ruido eléctrico y presiones que no corresponde al fenómeno de cavitación que causan mayor impacto. En este contexto surge la necesidad de contar con un método que permita determinar las componentes que contribuyen el señal para analizar de manera eficiente el fenómeno.

Existen varios métodos de descomposición de señales tanto con un tratamiento empírico como matemático, de diferente de complejidad y de acuerdo con el área de aplicación. Así, tenemos los métodos desarrollados como transformadas de Fourier y la descomposición de Wavelets.

La transformada de Fourier utiliza funciones armónicas básicas, por lo que, es de la clase de transformaciones ortogonales. De esta descomposición resultan funciones con frecuencias y amplitudes bien definidas. La desventaja de este método es que la transformada es independiente de la naturaleza de la señal y requiere una configuración inicial previo al procesamiento. Además, al tener una amplitud y frecuencia fija para cada componente, no se presentarán los cambios de la naturaleza de la señal en un determinado tiempo. La descomposición mediante la Transformada de Fourier considera a la señal estacionaria, lo que no permite su utilización para la descomposición de señales no estacionarias. Otro método de descomposición, que trata de reparar las limitaciones de la transformada de Fourier para las señales no estacionarias es la transformada de ondícula o wavelet, en inglés. De este método, resultan componentes o un conjunto de funciones base, que poseen una determinada escala en el dominio del tiempo, con lo que es factible analizar una señal no estacionaria; por lo que, tiene una mayor ventaja frente a la transformada de Fourier que solo se representa en un dominio de frecuencias. Los dos tipos de transformada de ondícula son la discreta y continua, ambos se emplean el análisis de señales. Sin embargo, para este método se necesita fijar condiciones iniciales y en casos de condiciones muy ruidosas esta es inexacta [25]. Según la bibliografía, de los dos métodos descritos se obtienen resultados satisfactorios de acuerdo con el área de aplicación, considerando las limitaciones de cada uno. Sin embargo, se necesita un método adaptativo a la señal de entrada, es decir, tanto para una señal estacionaria como no estacionaria. Por ello, el método propuesto es el de descomposición empírica que obtiene las componentes de la señal de manera adaptativa a partir de los datos de entrada y no de una forma analítica pre-establecida [25, 32]. Por lo que, esta es la diferencia que se destaca entre un método adaptativo y uno que no lo es.

Existen varios estudios de análisis de señales que comparan varios métodos de descomposición, de los cuales se colige que del método de descomposición empírica se obtienen los mejores resultados. Por ejemplo, en el análisis de electrocardiogramas, eventos

de calidad de energía, datos económicos, señales sísmicas, diagnóstico de defectos de rodamientos, entre otros [23, 25, 30, 34, 42].

La descomposición de modo empírico (EMD), inicialmente, fue propuesta para el desarrollo del transformada de Hilbert-Huang. Esta transformada, a partir de los resultados de la descomposición empírica de la señal, obtiene el espectro de frecuencia instantáneo para señales de procesos no estacionarias y sistemas no lineales [32]. Este análisis solo es posible con las componentes que se obtienen mediante el EMD y permiten un avance en el análisis de señales, pues permiten un avanzado diagnóstico preventivo y correctivo durante el estudio. En el presente trabajo, se resalta la aplicación de un modo empírico de descomposición de señales previo al estudio de la frecuencia de cavitación.

### **1.3. Descomposición empírica**

El método de descomposición de modo empírico propuesto por Huang y otros [17] en 1998, es un método adaptativo para descomponer una señal sin cambiar la representación en tiempo, es decir, respecto al dominio del tiempo. El objetivo de la descomposición empírica es la extracción y separación de la señal en un conjunto de componentes oscilatorios, denominados funciones de modo intrínseco o (IMFs) [27, 33]. Si bien cada IMF no representa en su totalidad un único fenómeno, éstas facilitan el análisis espectral y permiten un mayor entendimiento de la estructura de los datos de entrada.

La implementación del algoritmo EMD tiene varios ámbitos de aplicación, desde el uso para el análisis de cotizaciones hasta complejos fenómenos físicos naturales, como los registrados en los electrocardiogramas y la sísmica. Se destaca su uso, principalmente, a señales de sistemas no lineales y procesos no estacionarias, como tantas señales que se generan de forma natural. Para estas señales, el proceso es útil y, posiblemente, el único método computacional de análisis con alto rendimiento. Por lo tanto, el EMD se puede comparar con otros métodos de análisis como las transformadas de Fourier o la descomposición de wavelets, pero tiene una mejor extracción de la señal de interés [13].

Existen algunas variaciones del EMD, entre ellas está el “Ensemble EMD” (EEMD) y el “Complete Ensemble EMD” (CEEMDAN). Además existen diferentes ajustes y configuraciones de este método como la descomposición de imágenes en 2 dimensiones denominada “Empirical Mode Decomposition” (EMD2D) y “Bi-dimensional Empirical Mode Decomposition” (BEMD) que son métodos experimentales en proceso de desarrollo, razón por la cual no hay una garantía de obtener información significativa [27].

### **1.3.1. Funciones de Modo Intrínseco**

El método EMD filtra las funciones que forman una base completa y casi ortogonal para la señal original. Las funciones conocidas como funciones de modo intrínseco son finitas y suficientes para describir la señal, aunque no son necesariamente ortogonales [17]. Cada IMF es un modo oscilatorio simple, por tanto es más general que una función armónica simple, sin embargo no quiere decir que cada IMF representa un fenómeno en particular. Es decir, cada modo puede tener una amplitud y una frecuencia variables en el dominio del tiempo. Además, para ser considerada como IMF, debe cumplir con las siguientes características [17, 44].

1. El número de extremos y el número de cruces por cero deben ser iguales o diferir como máximo por uno.
2. En cualquier elemento del dominio, el valor medio de las envolventes definidas por los máximos y mínimos locales es cero.

La primera IMF contiene la mayor oscilación, es decir su frecuencia es alta, por lo cual generalmente es rechazada para mitigar el efecto del ruido [16].

Debido a las características de una IMF descritas previamente y a que las envolventes son simétricas con respecto a cero, es posible realizar una transformada de Hilbert y un análisis espectral de Hilbert (HSA) que es un método para analizar la frecuencia instantánea de cada IMF obteniendo como resultado final una distribución de frecuencia-tiempo de la amplitud de la señal, llamada espectro de Hilbert que permite identificar características localizadas de la señal [16].

### **1.3.2. Proceso Sifting**

El Proceso Sifting (SP) es el procedimiento seguido para obtener las IMFs necesarias para realizar la descomposición de una señal. El algoritmo del SP es[17, 44]:

1. Identificar los mínimos y máximos locales de la señal original.
2. Obtener la envolvente superior mediante la interpolación cubic splines utilizando los máximos locales.
3. Realizar el mismo paso anterior para los mínimos locales y obtener la envolvente inferior

Las envolventes son líneas entre las cuales deben estar todos los datos de la señal original, por esto, para su cálculo se toman los mínimos y máximos locales. Cada envolvente es una función de tipo spline de interpolación cúbica [16].

El SP es un proceso iterativo, por lo que es necesario tener un criterio adecuado para detener este proceso. Existen cuatro métodos posibles [37]:

1. Desviación estándar: Propuesta por Huang y es similar a la prueba de convergencia de Cauchy.
2. Criterio del número S: El proceso se detiene cuando S consecutivos pasos sifting mantienen el número de cruces por cero y mínimos y máximos locales, o máximo difieren en 1, es decir que cumple con una de las características de ser una IMF.
3. Método del umbral: Establece dos valores de umbral para garantizar pequeñas fluctuaciones globales en la señal.
4. Energía diferente de seguimiento: Se calcula la energía de la posible IMF asumiendo que la señal original es una composición de señales ortogonales.

El proceso que se utilizará en el presente trabajo es la desviación estándar [17].

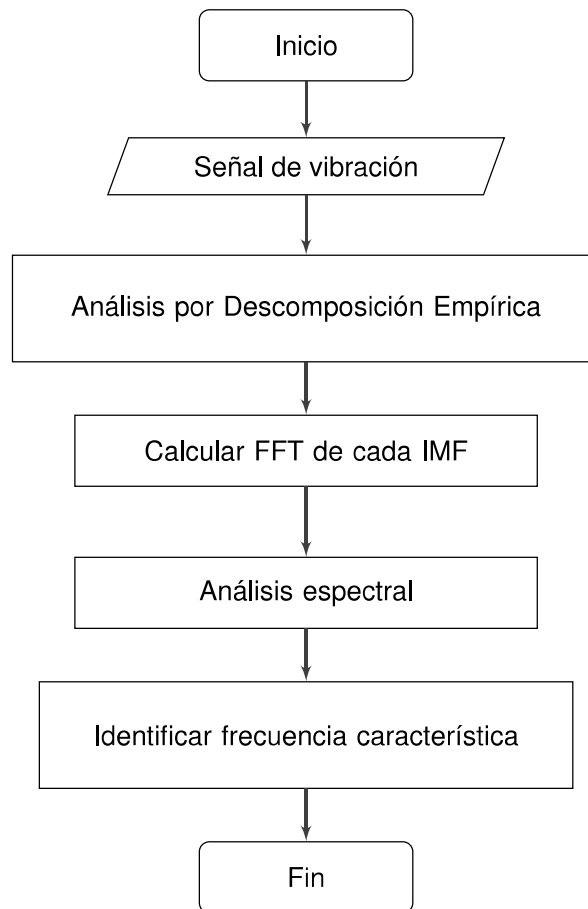
### **1.3.3. Mode mixing**

El algoritmo desarrollado en la ejecución del proceso empírico EMD, descrito en la sección 2, no es complejo, sin embargo, este presenta algunas limitaciones. La mezcla de modos es una de ellas y consiste en que una sola IMF contiene oscilaciones de escalas sumamente diferentes o un componente de una escala similar que se encuentra en una IMF diferente. Este problema se debe a la intermitencia de la señal que puede ocasionar una mala identificación de la distribución de frecuencia-tiempo, además de no dejar claro el significado físico de cada IMF [28]. Cuando ocurre este problema una IMF puede no tener un significado por sí misma, llegando a conclusiones falsas sobre la presencia de diferentes procesos físicos representados en un modo [28], por ello, es necesario conocer la naturaleza del fenómeno.

Mediante el análisis EMD, cada IMF representa un modo oscilatorio simple y al contrario con la descomposición de señales por medio de series de Fourier, no se obtiene una frecuencia y amplitud constante en un componente armónico simple. De esta manera, con el método adaptativo EMD cada componente posee una frecuencia y amplitud variables en el dominio del tiempo [16].

## 2. METODOLOGÍA

La metodología que se propone en este trabajo se encuentra detallada en la figura 1, donde se observan los pasos a seguir para realizar el análisis de frecuencias de cavitación. El proceso inicia cuando a la señal se le realiza la descomposición empírica EMD usando la secuencia detallada en la figura 5, donde se encuentra únicamente el proceso de esta metodología empírica. Una vez obtenidas las respectivas IMFs y el residuo de la señal, que son las salidas del proceso EMD, se calcula la FFT de cada IMF. Con los datos obtenidos, es posible realizar un análisis espectral de frecuencias para cada IMF.



**Figure 1:** Metodología para analizar frecuencias de cavitación de una señal  
(Fuente: Propia)

### 2.1. Algoritmo EMD

La EMD permite descomponer cualquier señal compleja en finitas IMFs de acuerdo con lo descrito en la sección 1.3.1. A continuación se detalla la metodología propuesta por Huang y otros [17].

En la ecuación 1 se evidencia que la señal es equivalente a la suma de todas las IMFs encontrada y el residuo.

$$x(t) = \sum_{n=1}^N h_n(t) + r_n(t) \quad (1)$$

donde,

$x(t)$ : Señal de entrada

$h_n(t)$ : n-IMF

$r_n(t)$ : residuo

La cantidad de IMFs que se obtienen al realizar la descomposición de una señal compleja está dada por la siguiente ecuación [41].

$$\text{cantidad de IMFs} = \log_2 N, \quad (2)$$

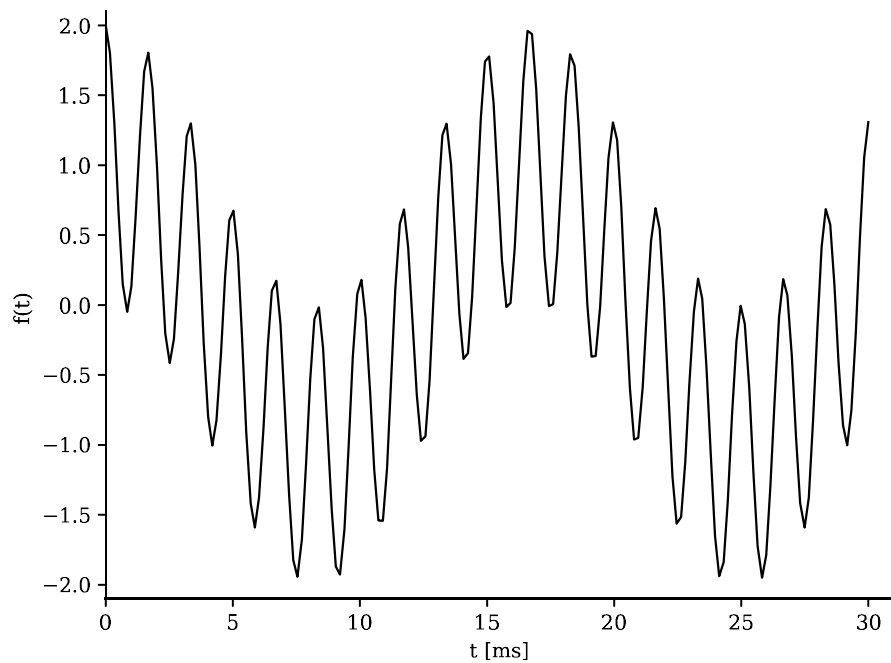
donde,

$N$ : Número de datos

Las IMFs se estiman mediante un proceso iterativo o cribado denominado SP, el cual se detalla a continuación con la siguiente función en el intervalo de tiempo  $[0, 30]ms$  como ejemplo:

$$x(t) = \cos(2\pi 0.6t) + \cos(2\pi 0.06t) \quad (3)$$

La señal  $x(t)$  que se considera en la ecuación (3) incluye dos componentes coseno con una frecuencia 0.6 y 0.06 Hz, respectivamente.

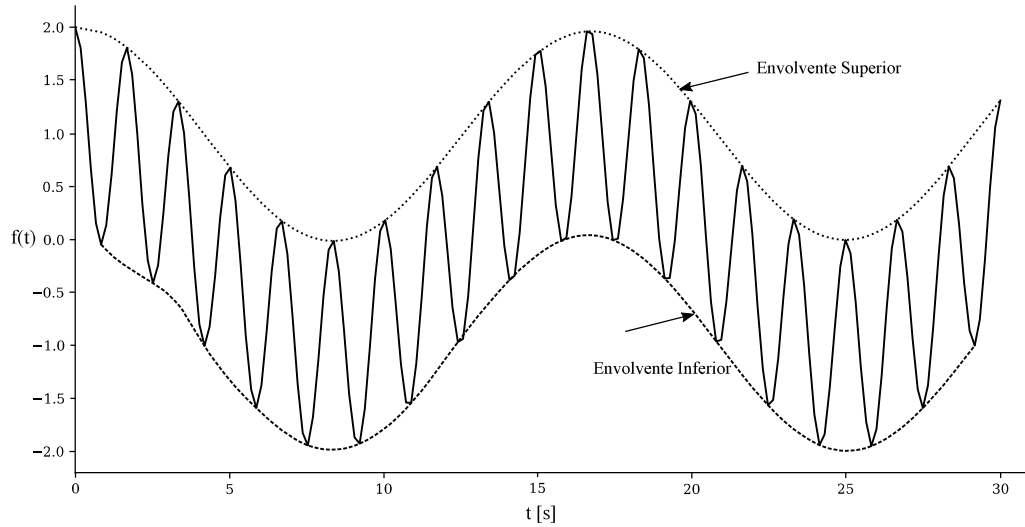


**Figure 2:** Señal temporal  $x(t)$   
(Fuente: Propia)

1. Encontrar IMFs

- (a) Inicializar el proceso tal que  $h_k = h_0(t) = r_{n-1}(t)$  y  $k = 1$ . Donde  $h_0(t)$  es la primera posible IMF y  $k = 1$  indica que se inicializa el proceso.
- (b) Identificar máximos y mínimos locales de  $h_{k-1}(t)$ .
- (c) Construir por interpolación cubic splines, la envolvente superior,  $U_{k-1}(t)$ , definida por los máximos locales, y la envolvente inferior,  $L_{k-1}(t)$ , definida por los mínimos locales de  $h_{k-1}(t)$ . En la figura 3 se muestran las envolventes superior e inferior de la señal de ejemplo.





**Figure 3:** Envolventes superior e inferior de  $x(t)$   
(Fuente: Propia)

- (d) Determinar la media  $m_{k-1}(t)$  de ambas envolventes de  $h_{k-1}(t)$  mediante la ecuación (4). Esta media también se le conoce como tendencia local de baja frecuencia.

$$m_{k-1}(t) = \frac{U_{k-1} + L_{k-1}}{2} \quad (4)$$

- (e) Formar la posible  $k - IMF$  según la ecuación (5)

$$h_k(t) = h_{k-1}(t) - m_{k-1}(t) \quad (5)$$

- i. Si  $h_k(t)$  no cumple con los criterios de las IMFs, se aumenta a  $k + 1$  y se repite el SP desde el literal b.
- ii. Si  $h_k(t)$  cumple con los criterios de las IMFs, se establece lo que definen las ecuaciones (6) y (7).

$$h_n(t) = h_k(t) \quad (6)$$

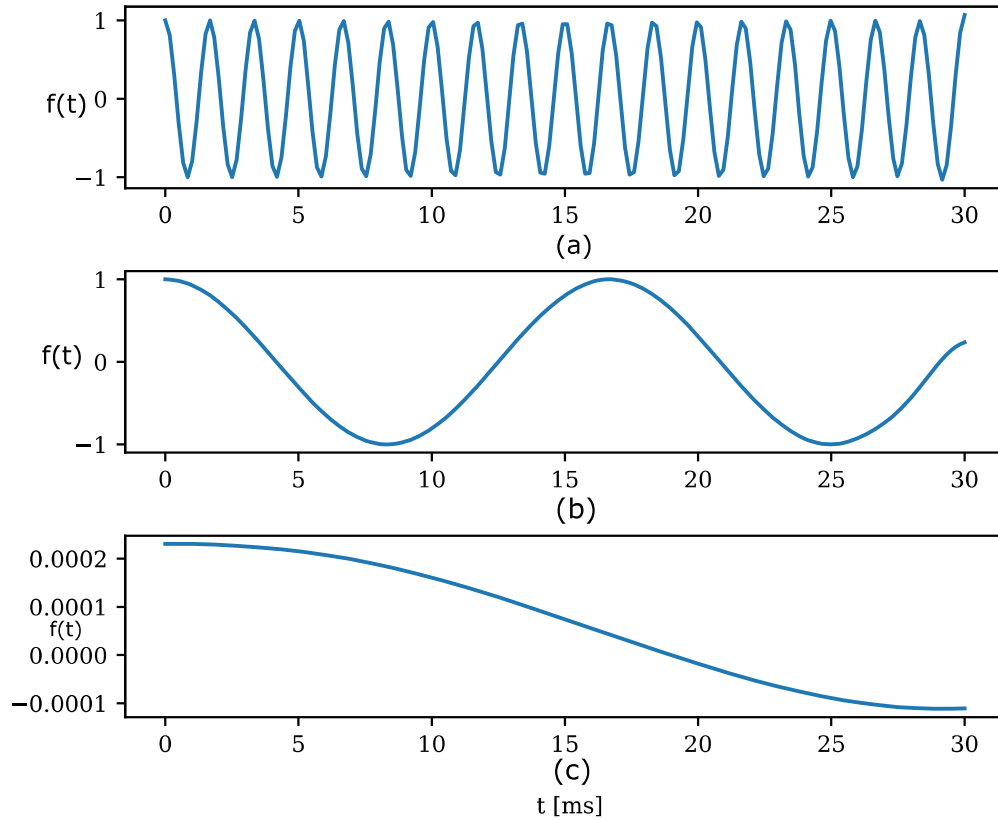
$$r_n(t) = r_{n-1}(t) - h_n(t) \quad (7)$$

2. Si  $r_n(t)$  es un residuo, detener el SP, caso contrario aumentar a  $n + 1$ , e iniciar nuevamente desde el paso 1.

Al iniciar el proceso iterativo y completarse satisfactoriamente, se obtiene la primera IMF  $h_1(t)$ . Para continuar, como lo indica la ecuación (7), la siguiente IMF se obtiene como resultado de la resta de la señal original, en este caso, y la primera IMF; posteriormente, se continua con el proceso hasta cumplir con el criterio para el residuo.

Para este ejemplo, con el análisis EMD se obtiene 2 componentes de modo intrínseco

IMF1 e IMF2, como se muestra en la figura 4.



**Figure 4:** Historias de tiempo como resultado de Análisis EMD de  $x(t)$ .  
 (a) IMF1; (b) IMF2; (c) residuo  
 (Fuente: Propia)

### 2.1.1. Detener el SP

Los criterios para detener el proceso de cribado por completo son cuando la componente  $n - imf$  o residuo  $r_n(t)$  es monótono, posee hasta dos extremos, la media es cero o toma valores insignificantes respecto a los datos de entrada [17, 37]. De esta manera, analíticamente el SP continúa mientras la media de las envolventes superior e inferior no se aproxime o sea cero. Para detener el proceso se utiliza el criterio de la desviación estándar [15] y que se encuentra expresado en la ecuación (8).

$$\sigma_n = \sum_{n=0}^N \frac{(h_{n-1} - h_n)^2}{(h_{n-1})^2} \quad (8)$$

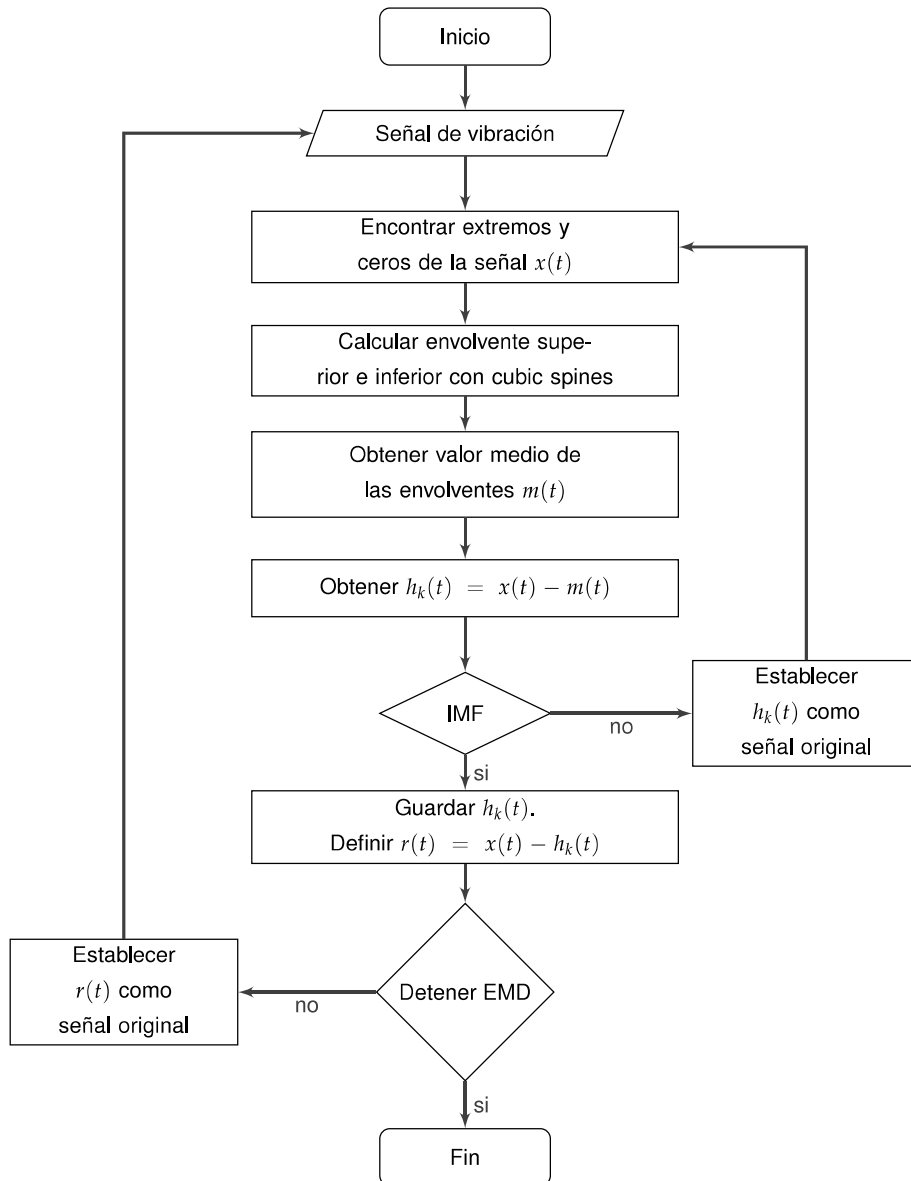
donde,

$\sigma_n$ : Desviación estándar

$h_{n-1}$ : IMF previa

Este proceso nos asegura que no se fragmenten las IMFs en demasiadas secciones sin información útil (over-sifting).

El algoritmo EMD se encuentra detallado en la figura 5, donde se puede observar que el proceso inicia con la señal de vibración. Se deben obtener los extremos y los ceros de dicha señal, llamada  $x(t)$ . Posteriormente, se debe realizar el cálculo de las envolventes superior  $U_{k-1}(t)$  e inferior  $L_{k-1}(t)$ , mediante la interpolación cubic splines, con lo que se obtienen los límites entre los cuales se encontrará la posible IMF. A continuación, se debe encontrar el valor medio  $m_{k-1}(t)$  de las envolventes. A continuación se obtiene la posible IMF al realizar la diferencia entre la señal  $x(t)$  y la media de las envolventes  $m_{k-1}(t)$ . En este punto es necesario verificar si se ha obtenido una verdadera IMF, mediante la comprobación de las características que debe tener y que están descritas en la sección 1.3.1. Si no cumple con dichas características, se considera a la  $h_k(t)$  como la señal original y se vuelve a realizar el proceso, en caso de sí ser una IMF, se muestra la señal y se obtiene un residuo mediante la diferencia de la señal original  $x(t)$  y la IMF ahora llamada  $h_n(t)$ . Se repite este proceso hasta que el residuo sea una función monótona, caso contrario, se considera al residuo como la señal original y se repite todo el proceso de cribado.



**Figure 5:** Diagrama Algoritmo EMD [13]  
(Fuente: [17])

### 2.1.2. Interpretación del proceso SP

Para realizar una correcta interpretación de los resultados obtenidos con EMD, es necesario tener un conocimiento profundo del fenómeno físico que se está analizando ya que éste es un método heurístico. Al dominar el fenómeno estudiado es posible analizar de mejor manera las IMFs en que se descompone la señal debido a que una sola de éstas puede representar las características más importantes a ser estudiadas.

La calidad del SP depende del número de iteraciones que se han llevado a cabo. Al re-

alazar pocas interacciones se evita el “oversifting” y las IMFs son más cercanas a la realidad.

### 2.1.3. Estructura del código

Para la metodología de descomposición de señales mediante el modo empírico de la señal del fenómeno de cavitación se utiliza el lenguaje de programación interpretado Python versión 3.5. Este lenguaje se desarrolla bajo una licencia de código abierto aprobada por Open Simulation Interface, con el cual es posible procesar todo tipo de estructuras de datos y distribuirlos libremente, inclusive como software comercial [35].

El desarrollo del código que permitirá cumplir el objetivo de este estudio requiere instalar la implementación PyEMD en Python. Esta función realiza la descomposición de modo empírico de una serie de datos en el dominio del tiempo. El código correspondiente a PyEMD que se detalla en el Anexo 1, se basa en el algoritmo presentado por Huang y otros [17], el cual se encuentra validado con la versión de Matlab de Rilling y otros [37]. La implementación PyEMD desarrollada por Laszuk D. [27] incluye las funciones EMD, EEMD, BEMD y CEEMDAN, que por sus siglas en inglés son los algoritmos de los métodos de descomposición Empirical Mode Decomposition, Ensemble Empirical Mode Decomposition, Bidimensional Empirical Mode Decomposition y Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, respectivamente. Los métodos de descomposición EEMD, BEMD, CEEMDAN son variaciones del método EMD que no son objeto de este estudio y, además se tiene que BEMD es un módulo aún experimental. Adicionalmente, PyEMD posee un soporte para visualización con la clase PyEMD.Visualisation para obtener los resultados de las distintas IMFs generadas y el residuo correspondiente, como se describe en el ANEXO 2.

A continuación se describen algunas de las funciones del código de EMD de PyEMD [27] que se detalla en el Anexo 1, con las cuales se ejecutan el algoritmo EMD de la figura 5.

Las funciones que permiten el cálculo de los dos primeros procesos del algoritmo son:

```
extract_max_min_spline(self, T, S),  
spline_points(self, T, extrema) y  
find_extrema(self, T, S)
```

es decir, estas extraen y obtienen las envolventes superior e inferior de la señal, de acuerdo con los máximos y mínimos y el método de interpolación que por defecto es cúbica. En donde, `self` es el objeto instanciado de la clase EMD, `T` es el arreglo `numpy` de tiempo y `S` es el arreglo `numpy` de los datos de entrada. Cabe señalar que el método de interpolación se encuentra desarrollado en la clase `PyEMD.spline` que incluye la implementación PyEMD.

Previo a la ejecución de la función que permite calcular las IMFs y el residuo de la señal, es posible modificar el número de iteraciones del SP mediante el parámetro `emd.FIXE`. Esto permite obtener un residuo adecuado de la descomposición realizado por la EMD. Las características del residuo se detallan en la sección 2.1.2.

El tercer y cuarto proceso que corresponden al cálculo de las IMFs y el residuo de la señal son ejecutados por la función:

```
get_imfs_and_residue(self).
```

Finalmente, para ejecutar todo el algoritmo se usa la función `emd(self, S, T)`. Además de las funciones descritas, la clase EMD ejecuta una serie de funciones que evalúan los criterios de Huang et al. [17] y permiten posibles configuraciones que se pueden establecer en el proceso.

Las gráficas correspondientes del total de IMFs generadas y del residuo se presentan mediante la ejecución la función `Visualisation(emd)`.

Al obtener las IMFs y el residuo con el lenguaje de programación Python, se escribe un código para el análisis espectral de cada IMF. Esto implica, determinar el intervalo de muestreo, la frecuencia de muestro de acuerdo con los datos de entrada y desarrollar el algoritmo correspondiente para el cálculo de la transformada rápida de Fourier. Para la versión de Python 3.5, se necesita importar el paquete `scipy.fftpack` para usar la función `fft`.

#### 2.1.4. Datos de entrada

Los datos de entrada para el estudio de frecuencia de colapso son el resultado del estudio numérico y simulación de un sistema de sensado, visualización y pre-procesamiento de las presiones de colapso de burbujas de los trabajos de investigación realizados bajo la modalidad de un proyecto integrador de Araque [2] y Jumbo [20]. Las características propuestas para la construcción, selección y simulación del sensor piezoeléctrico son [2, 7, 20]:

- (a) Área activa  $40.32 \text{ mm}^2$ , espesor de la lámina  $28 \cdot 10^{-4} \text{ cm}$ , rango de presión [0.01 GPa; 10 GPa], frecuencia del sensor 2 GHz, tiempo de respuesta  $\sim 10 \text{ ns}$  y temperatura de trabajo  $20^\circ\text{C}$ .
- (b) Los datos registrados por el sensor PVDF (polifluoruro de vinilideno) son procesados por la ecuación de la curva de calibración y ecuaciones de acondicionamiento para calcular la presión.
- (c) La presión obtenida en el área activa del sensor corresponde al sumatorio de presiones de los impactos de los microjets.

(d) El sensor PVDF 211.25-EK es el más adecuado para la aplicación descrita por su fiabilidad, costo, velocidad de respuesta, área de activa y rango de trabajo.

El proyecto de Araque [2] y Jumbo [20] utilizaron los datos obtenidos por la simulación numérica del fenómeno de cavitación desarrollada por Hidalgo [14] en su tesis doctoral “Numerical study on unsteady cavitating flow and erosion based on homogeneous mixture assumption” para determinar las especificaciones de construcción y selección de un sensor adecuado y simulación del mismo. El modelo propuesto por Hidalgo fue validado por los datos experimentales realizados por Escaler [9] en su investigación “Cavitation erosion tests on a 2D hydrofoil using surface-mounted obstacles”. Por tanto, los datos de salida del sensor se consideran como válidos por la consistencia de resultados con los trabajos de Escaler [9] e Hidalgo [14].

En la siguiente sección se trata de los resultados y análisis de lo obtenido con esta metodología propuesta para la señal de cavitación.

### **3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

En este capítulo se presenta la aplicación de la metodología para el análisis espectral de la señal de cavitación, posterior al análisis EMD. Para ilustrar el algoritmo EMD propuesto, se presentan dos ejemplos debido a que no se tienen mayores aplicaciones en el fenómeno de cavitación. Primero, se realiza el análisis de una señal de espículas cromosféricas que corresponde a las oscilaciones transversales del material expulsado de la parte baja de la atmósfera solar hacia su exterior. Segundo, se realiza el análisis de una señal de vibración de rodamientos. Finalmente, se realiza el análisis EMD para la señal de cavitación y el análisis espectral con la FFT.

El código desarrollado para la aplicación de la metodología propuesta se detalla en el Anexo 3.

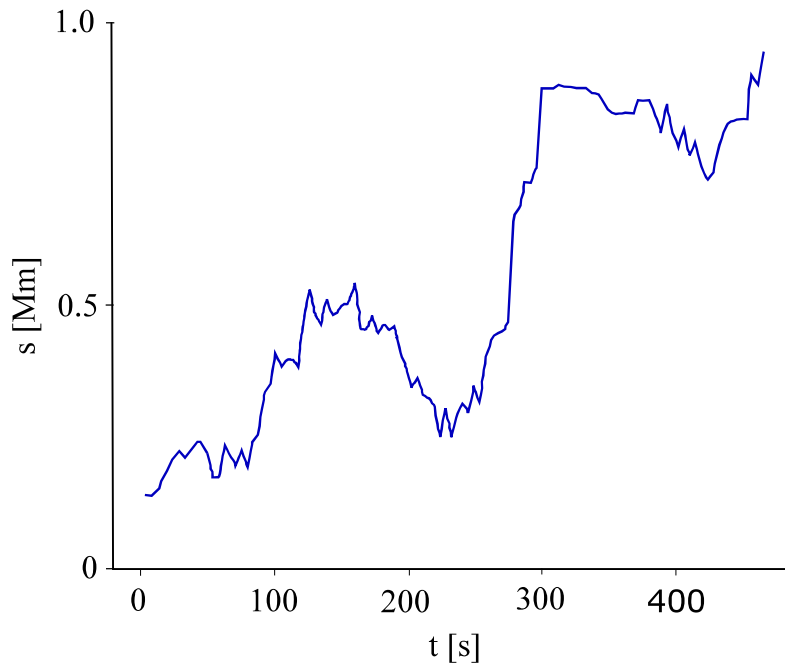
#### **3.1. Señal de espículas cromosféricas**

El primer ejemplo de aplicación se encuentra descrito en Aguiar-Kringinski [1], donde se realiza el estudio de oscilaciones transversales de espículas cromosféricas empleando el modo de descomposición empírico EMD. Se consideró que es pertinente realizar este ejemplo ya que la señal de las espículas solares tiene las mismas características que la señal del presente caso de estudio, es decir, son señales resultantes de sistemas no lineales y procesos no estacionarios.

Una espícula cromosférica es el material lanzado desde la parte baja de la atmósfera solar hacia arriba. Existen alrededor de 300000 espículas en todo el sol en cualquier momento [1].

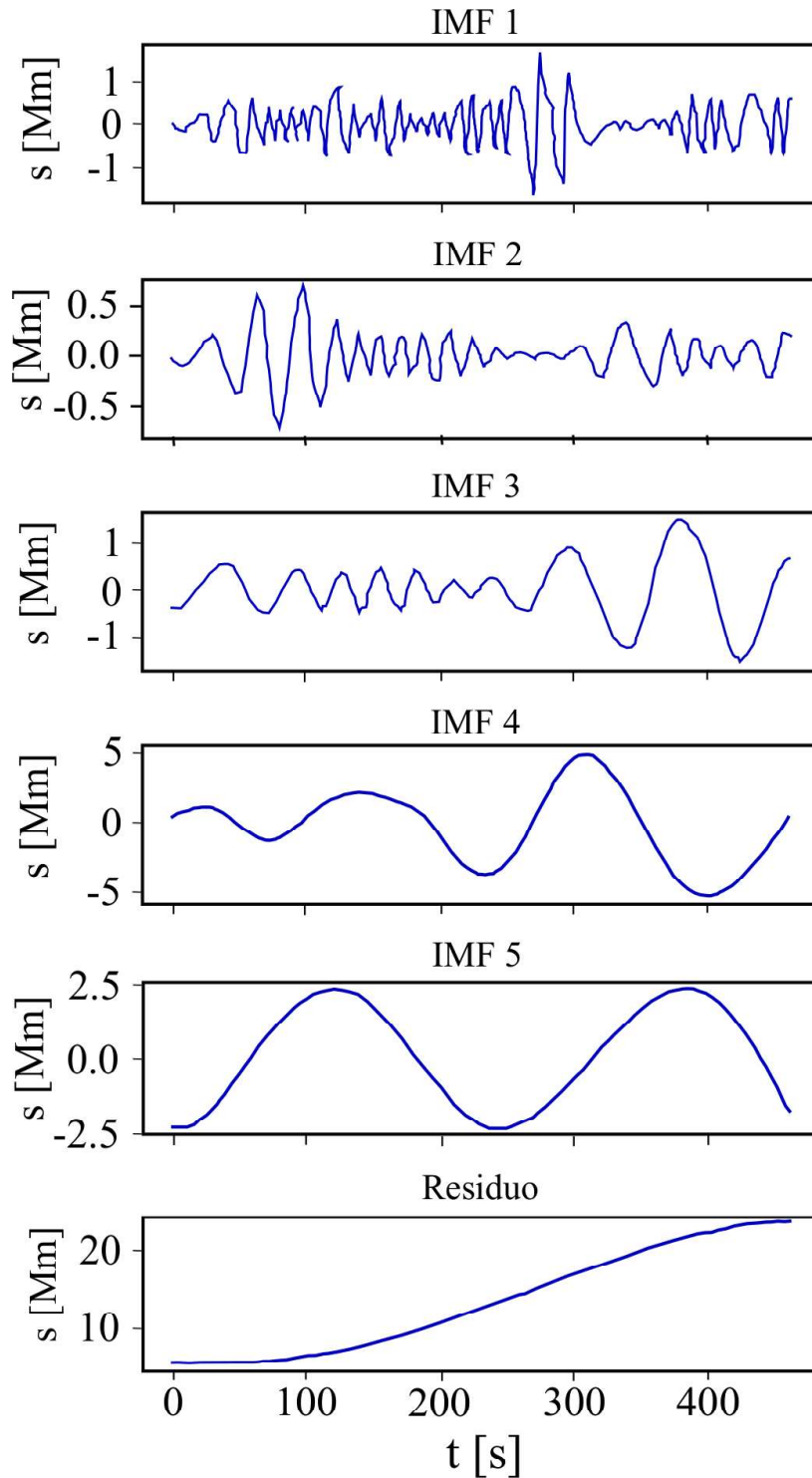
En la figura 6 se observa la señal original de las oscilaciones transversales de las espículas solares. Los datos fueron tomados por el instrumento llamado oscilaciones rápidas en la atmósfera solar (ROSA) que se encuentra en el telescopio solar de Dunn ubicado en Estados Unidos. Según Aguiar-Kringinsky [1], los datos son una serie de observaciones realizadas el 28 de mayo de 2009 entre las 13h46 y 14h00 horario de Greenwich. Durante este tiempo se obtienen datos de diferentes espículas, sin embargo la señal analizada es de una sola que fue elegida debido a que se encontraba más o menos aislada dentro de todas las observadas. El objetivo de esta selección es que la espícula analizada debe tener la menor interacción posible con otras, y así poder realizar el análisis de mejor manera.





**Figure 6:** Señal de las oscilaciones transversales de las espículas solares en función del tiempo  
(Fuente: [1])

La señal de las oscilaciones transversales se descompone en 5 IMFs y un residuo, las cuales se representan en la figura 7. Es posible observar que el residuo es monótono, por lo que el SP se finaliza ya que cumple con las características necesarias. Se escoge la IMF número 4 como aquella que representa el modo de oscilación intrínseco de la espícula ya que al comparar la señal con todas las IMFs, se observa que es la más parecida a la señal original, excepto en los extremos debido a la mezcla de modos. Debido a esta razón, Aguiar-Kringinsky [1] plantean que se debe analizar los valores más centrales de la frecuencia por el problema existente en las fronteras.



**Figure 7:** IMFs y residuo de las oscilaciones transversales de las espículas solares (Fuente:[1])

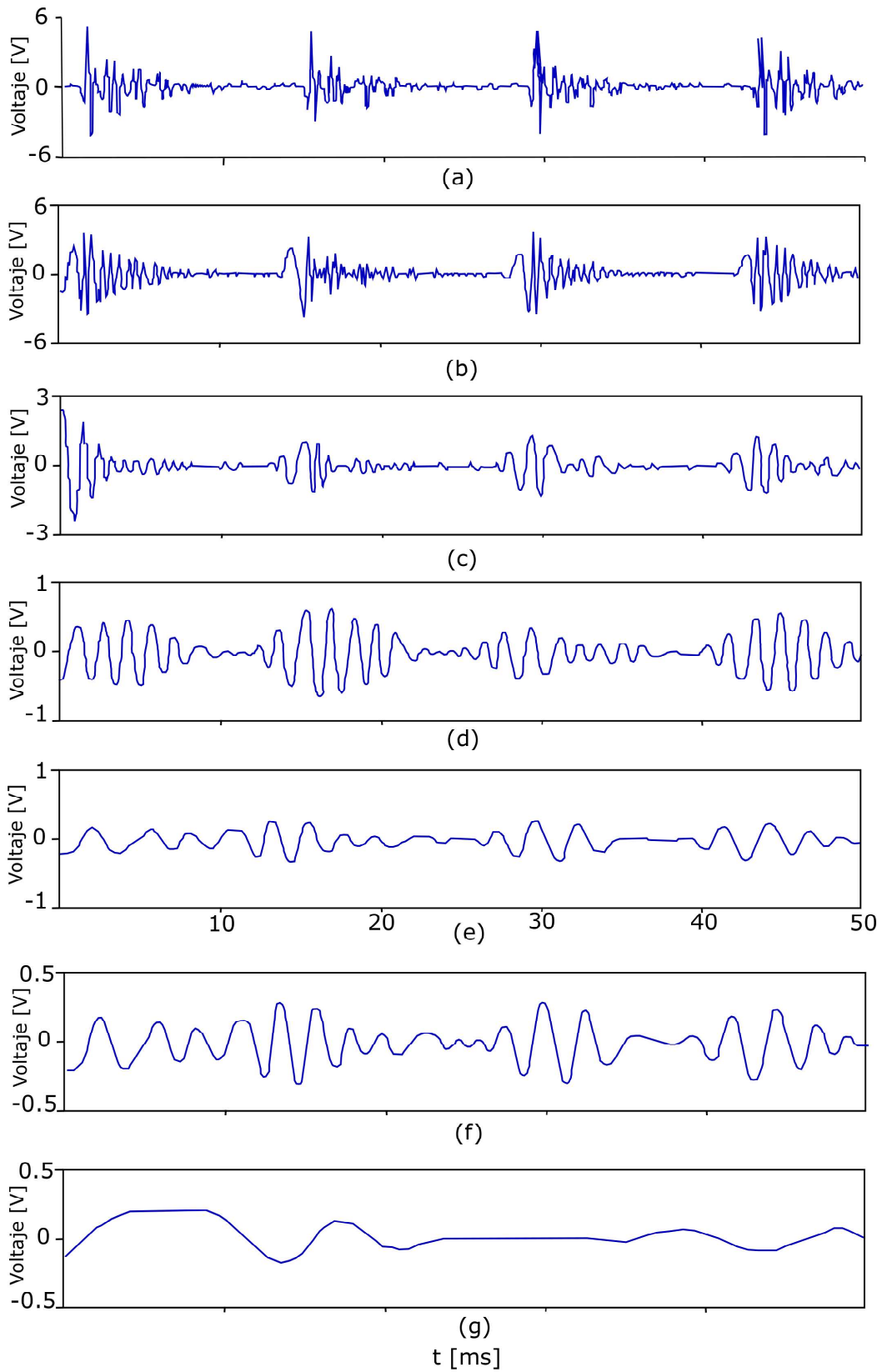
La descomposición de la señal se verificó mediante la suma de todas las IMFs y el residuo, con lo que se obtiene la señal original de las oscilaciones transversales de las

espículas, como se muestra en el trabajo de Aguiar-Kringinsky [1].

La utilización de la descomposición de modo empírico en el trabajo de Aguiar-Kringinsky [1], resultó bastante ventajosa ya que las IMFs representan de mejor manera la naturaleza de la oscilación transversal de las espículas solares. El período de oscilación encontrado es de alrededor de 200 segundos, valor que caracteriza adecuadamente la oscilación y que además refleja de mejor manera su carácter no estacionario. También se menciona que esta caracterización no es posible de lograr de manera tan exacta con la utilización del análisis de Fourier ya que es de gran complejidad representar el carácter no estacionario de las espículas mediante series de senos y cosenos. Razón por la cual se puede concluir que la descomposición empírica es un método efectivo al realizar el análisis de señales de sistemas no lineales y procesos no estacionarios, características que posee la señal del presente caso de estudio. Este ejemplo permite concluir que es posible obtener el mismo éxito al aplicar la descomposición empírica a la señal del presente trabajo, alcanzando resultados fiables y facilitar la interpretación de resultados.

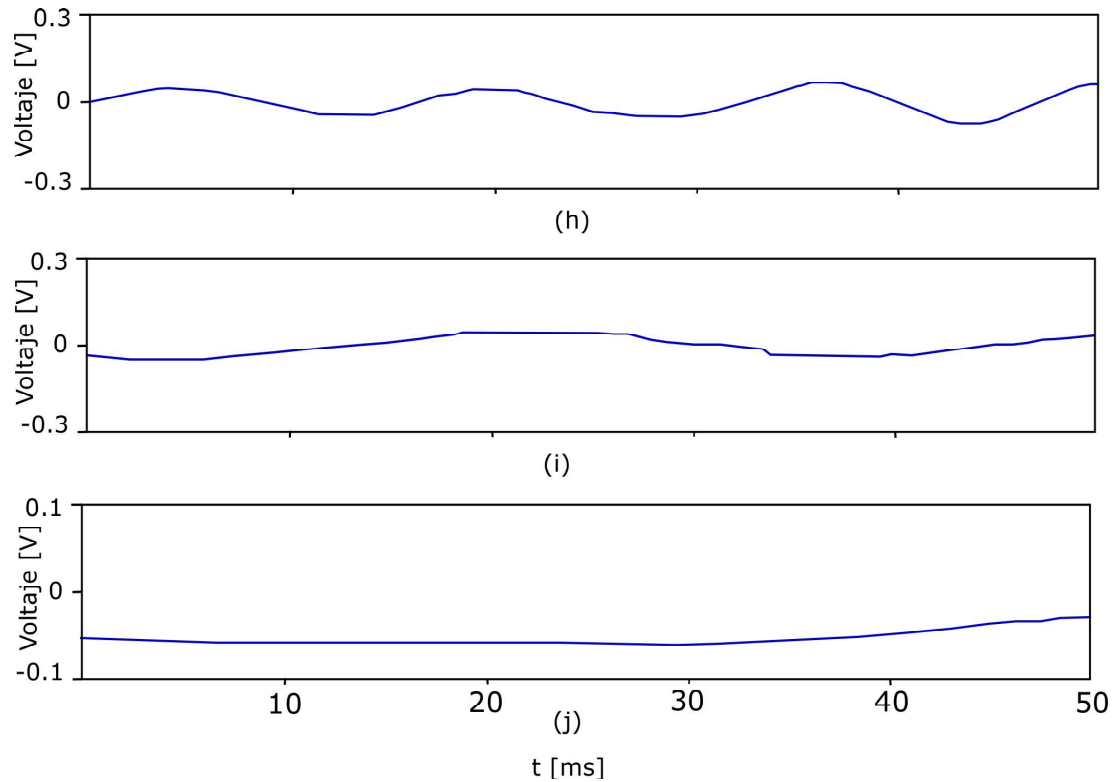
### **3.2. Señal de vibración en rodamientos**

En el trabajo de Yan y Gao [43], se presenta el diagnóstico de fallas de rodamientos basándose en la señal de vibración del mismo. En la figura 8 es posible identificar la señal original que fue obtenida de la vibración de un rodamiento tipo bola modelo Timken 1100KR con una ranura a través de la pista exterior de 0,27 mm rotando a una velocidad de 3000 rpm bajo una carga radial de 1000 N. La señal de vibración se origina cada vez que el rodamiento golpea el defecto que debido a su naturaleza rotacional, se encuentran frecuencias repetitivas que permitirán ubicar la localización de dicho defecto. A pesar de que la señal se repite, en una sola rotación, es un sistema no lineal y un proceso no estacionario, características similares a las que presenta la señal del caso de estudio del presente trabajo.



**Figure 8:** (a) Señal de vibración del rodamiento tipo bola Timken 1100KR; (b) IMF1; (c) IMF2; (d) IMF3; (e) IMF4; (f) IMF5; (g) IMF6  
(Fuente: [43])

En la figura 8, se muestran las IMFs obtenidas del proceso de descomposición empírica de la señal de vibración del rodamiento de tipo bola modelo Timken 1100KR. En Yan y Gao [43], la señal se descompone en un total de 8 IMFs y un residuo, el cual es monótono cumpliendo con las características necesarias para detener el SP.

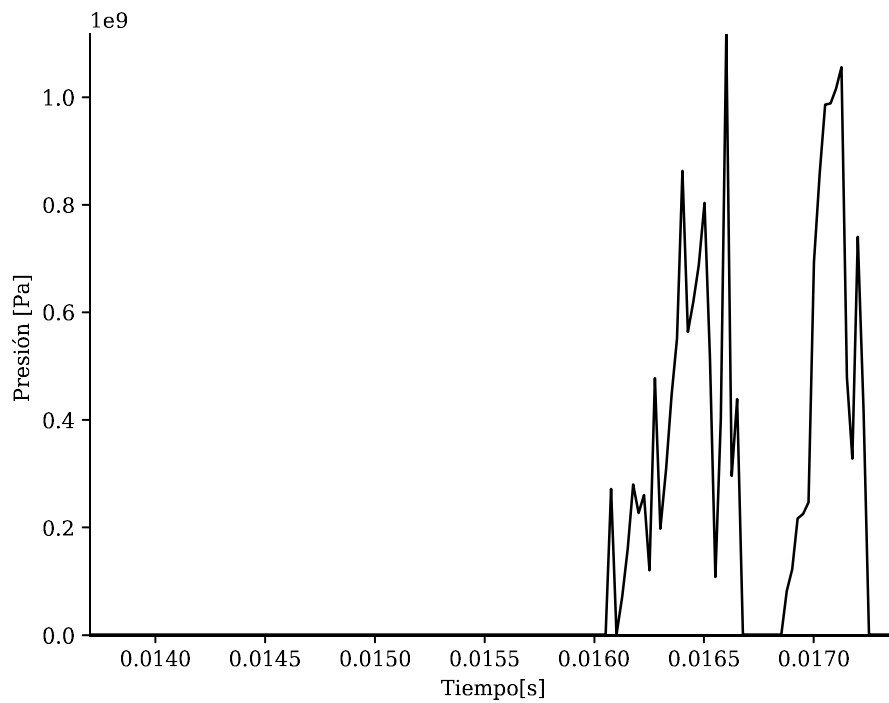


**Figura 8 (Continuación):** (h) IMF7; (i) IMF8; (j) Residuo  
(Fuente: [43])

Una vez realizada la descomposición empírica de la señal de vibración del rodamiento, Yan y Gao [43] destacan la ventaja del EMD sobre los métodos tradicionales, también realizados en este trabajo, consiste en que es posible identificar con precisión el filtro de pasabanda apropiado sin necesidad de depender de la experiencia de un operador que establezca estos parámetros. La señal del presente trabajo y las condiciones de obtención de datos tienen características similares a las de este ejemplo por lo que es posible aplicar el EMD y realizar una interpretación de resultados con mayor facilidad.

### 3.3. Procesamiento de la señal del caso de estudio

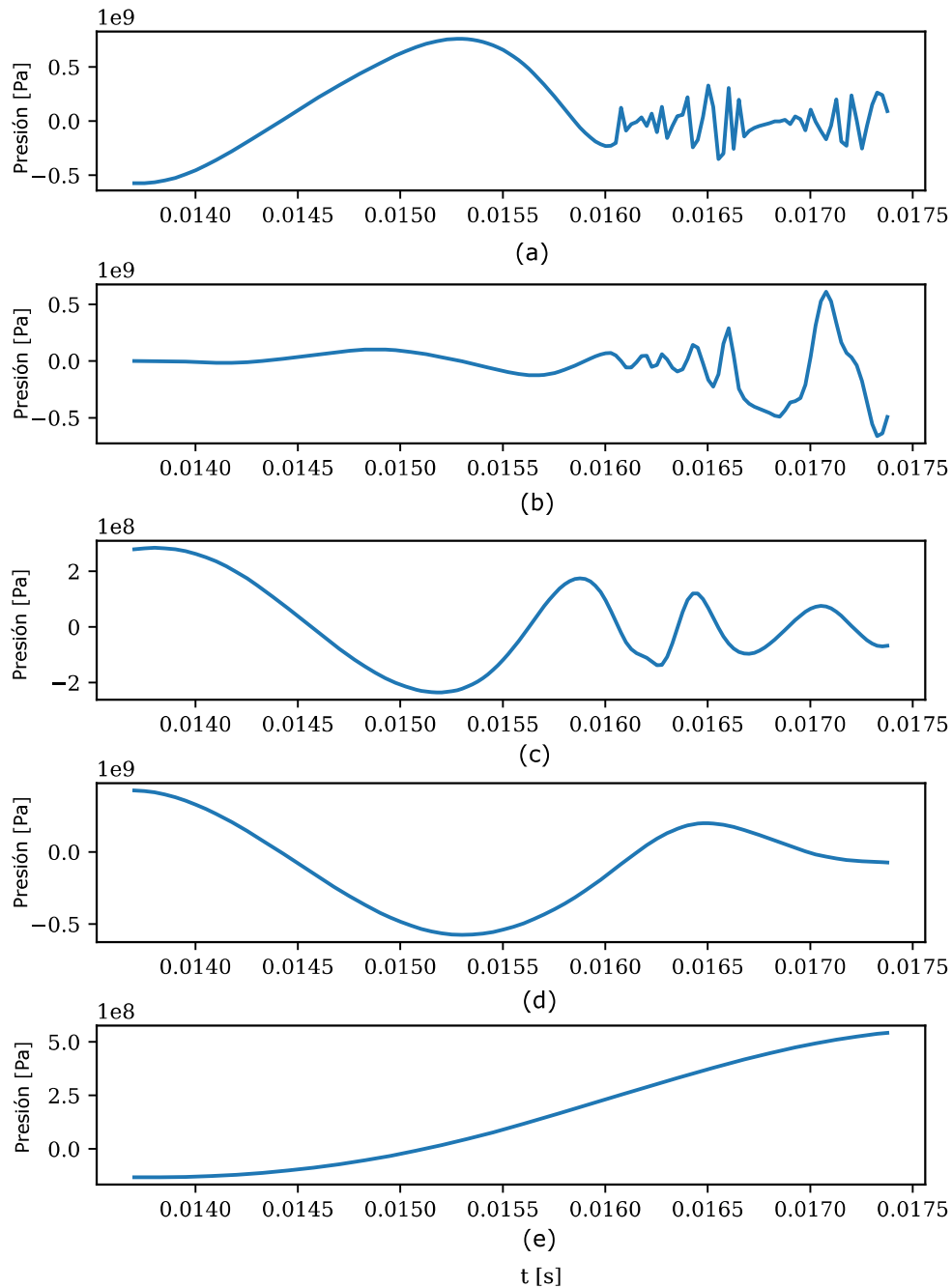
Los datos de entrada ingresados al método están contenidos en un archivo .TXT, el cual se insertó en Python mediante la función nativa `genfromtxt`. Una vez que los datos de entrada son un arreglo `numpy` se graficó mediante `matplotlib.pyplot`, como se muestra en la figura 9.



**Figure 9:** Señal de entrada  
(Fuente: Propia)

La señal de la figura 9 se representa en un intervalo de tiempo comprendido entre 0,0137019 s y 0,0173769 s donde el valor máximo de presión se alcanza en el valor de 1.12 GPa. Es posible observar grandes variaciones de presión en intervalos muy cortos de tiempo, es decir, hay grandes fluctuaciones de presión. Se evidencia que la presión no es lineal y el proceso no estacionario, características que debe poseer una señal a la cual es posible aplicar el método de descomposición empírica.

Finalmente, la descomposición de modo empírico de la señal de cavitación se lleva a cabo con la implementación PyEMD en Python versión 3.5. Mediante la clase `visualization` de esta implementación, se generó las gráficas de las IMFs y el residuo de la señal, como se indica en la figura 10.



**Figure 10:** Funciones de modo intrínseco y residuo de la señal de cavitación obtenidas del análisis EMD (a) IMF1; (b) IMF2; (c) IMF3; (d) IMF4; (e) residuo  
(Fuente: Propia)

### 3.4. Análisis EMD

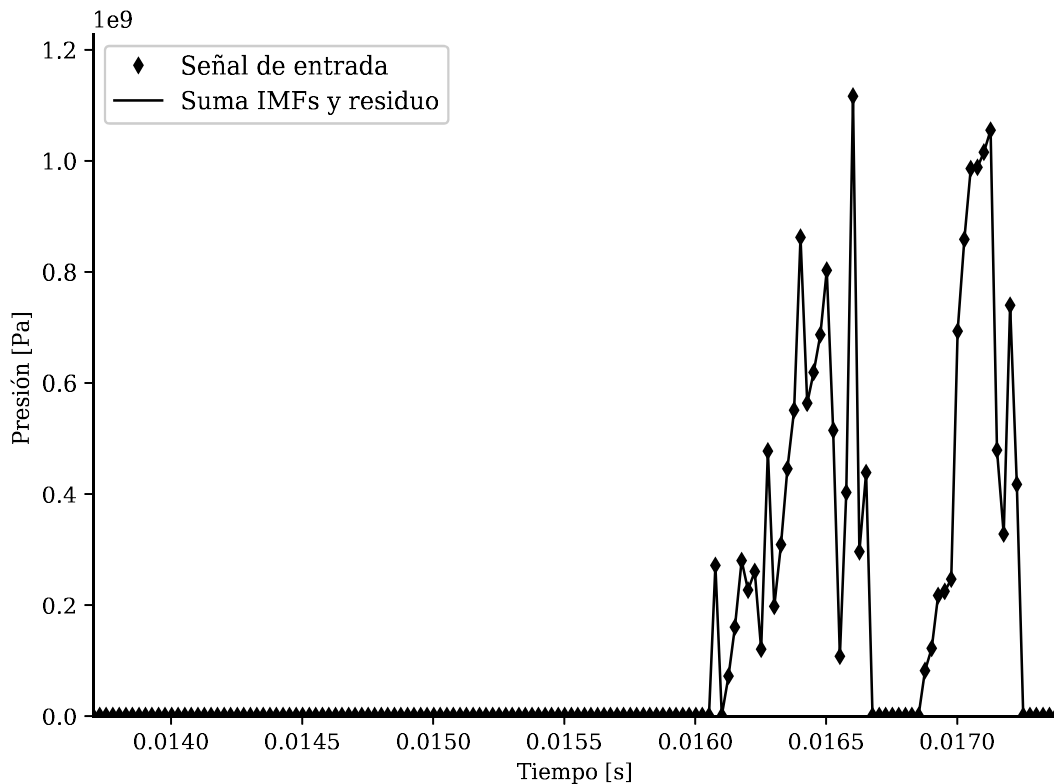
Como resultado del análisis EMD de la señal de entrada se obtuvo 4 componentes de modo intrínseco o IMFs y el respectivo residuo. La configuración del número de iteraciones sifting

se debe a que es un método empírico con el cual se consigue un residuo monótono, en este caso creciente, que junto con las características de la IMF mencionadas en la sección 1.3.1 confirma la finalización eficiente del algoritmo EMD.

En la figura 10, todas las gráficas están en la misma escala, por lo que, es posible evaluar la contribución de cada IMF. Cada IMF es distinta, debido a que, representan diferentes características de la señal obtenida. La primera función de modo intrínseco posee mayor ruido como se describió en la revisión bibliográfica, además, en la figura 10 se visualiza que a partir del tiempo  $0,01605\text{ s}$  se presenta una mayor fluctuación de la presión. Estos cambios de presión no se evidencian en el intervalo de tiempo de  $0,01667\text{ s}$  a  $0,01685\text{ s}$ . De esta manera, el comportamiento de la IMF1 es semejante al de la señal de entrada, a excepción del intervalo de  $0,0137\text{ s}$  a  $0,01685\text{ s}$ . La IMF2 presenta fluctuaciones de presión con menor frecuencia aproximadamente en los mismos intervalos de tiempo que la IMF1. Al contrario de la IMF1, en el intervalo de  $0,0137\text{ s}$  a  $0,01685\text{ s}$  se tiene menor variación de presión, a partir de  $0,0159\text{ s}$  inicia la fluctuación de presión y desde el tiempo  $0,01722\text{ s}$  se produce un decremento de presión como ocurre en la señal original. El comportamiento de la IMF3 e IMF4 es distinto en comparación con las anteriores IMFs, en estas se observa que la fluctuaciones de presión ocurren con menor frecuencia y a partir de  $0,0137\text{ s}$  se tiene un valor de presión mayor que cero. Para la interpretación de cada una de las IMFs es necesario conocer las características del fenómeno y de la señal original. Así, de acuerdo con la señal original, el intervalo de  $0,0137\text{ s}$  a  $0,01605\text{ s}$ , no presenta un aumento de presión durante el sensado. Por esto, en las dos últimas IMFs se destaca que a partir de  $0,01605\text{ s}$  el cambio de presión ocurre con menor frecuencia y es probable que sean las IMFs que mejor describan al fenómeno de colapso de burbujas que se está registrando. Posterior al estudio de las IMFs, se procedió al análisis espectral de las mismas sin la necesidad de crear un filtro, debido a que este es el objetivo de la descomposición de señales.

Además, se verificó que la suma de las IMFs y el residuo es igual a la señal original, como se muestra en la figura 11, lo que ratifica el resultado de la ecuación 2. Por tanto, las componentes de modo intrínseco de la señal de cavitación corresponden a una adecuada descomposición de modo empírico de la misma.





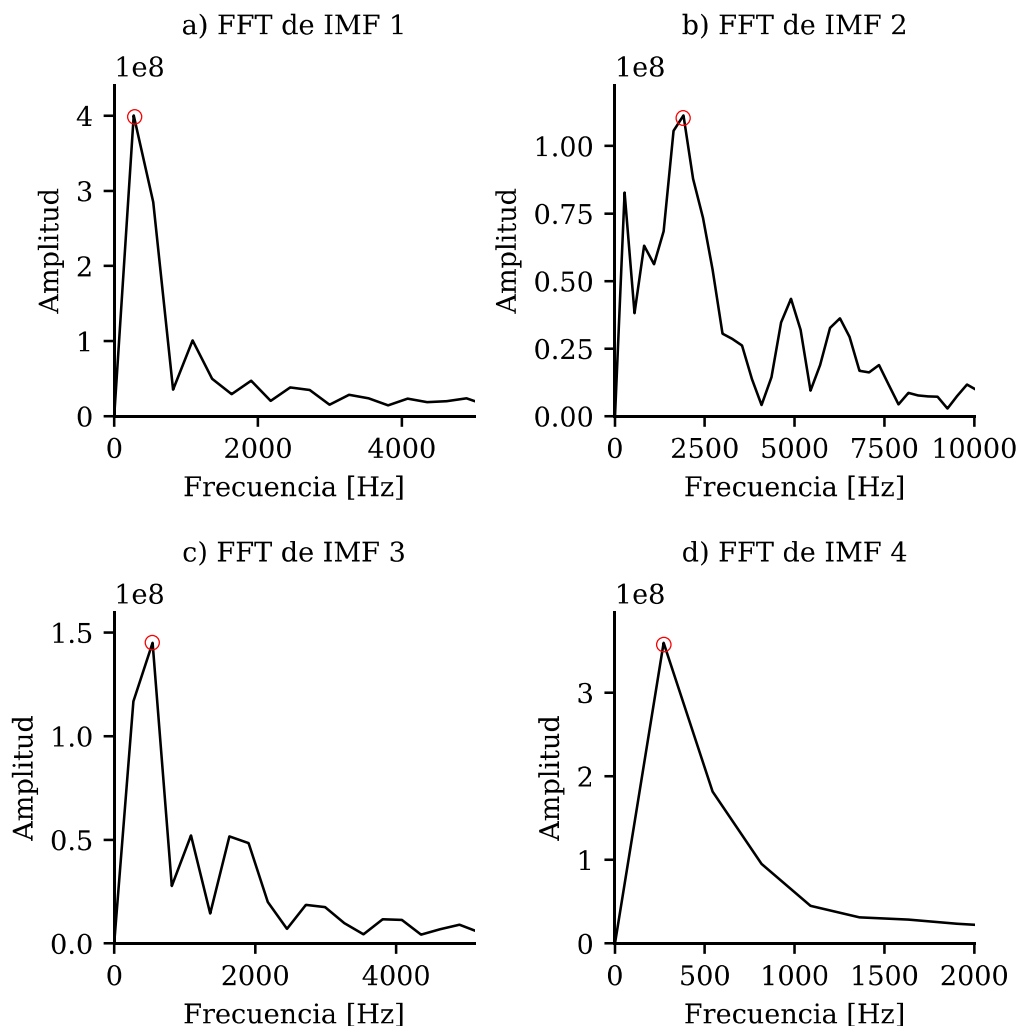
**Figure 11:** Señal original y señal obtenida con la suma de las IMFs y el residuo (Fuente: Propia)

### 3.5. Análisis de frecuencia de las IMFs de la señal con FFT

Se calculó la transformada rápida de Fourier de la IMF1, IMF2, IMF3 e IMF4 con el código que se detalla en el Anexo 3, para realizar el análisis espectral. En este análisis se estima la distribución de la señal en un dominio frecuencial para determinar la frecuencia característica [39]. El dominio de la frecuencia de la FFT de cada IMF se obtuvo un rango de frecuencia de 0 a 20000 Hz, como se muestra en la figura 16 del Anexo 4. En la figura 12 se realiza un ajuste del rango de frecuencia con el fin de realizar un mejor estudio. Al estudiar las zonas con presencia de mayor amplitud de cada IMF, en la figura 12 se identifican que las frecuencias características para las IMFs (1-4) son 272,1 Hz, 1904,8 Hz, 544,22 Hz y 272,1 Hz, respectivamente.

En la figura 12 (a), se tiene que la mayor amplitud se presenta a una frecuencia de 272,11 Hz lo que si bien es una frecuencia que caracteriza el fenómeno, las altas frecuencias de cambios de presión no lo son. Por ello, se reitera la naturaleza de la IMF1 descrita en la sección 1. Las figuras 12 (b) y (c) poseen altas amplitudes en el rango de los 6200 Hz y 2000 Hz, respectivamente. Estos no corresponden a los valores establecidos para el fenó-

meno tanto en Hidalgo [14] como en Escaler [9]: 141,2 Hz y 352,9 Hz, respectivamente. En la figura 12 (d) se evidencia la frecuencia característica de 272,1 Hz para esta señal sensada y, principalmente, no se evidencia la presencia de ruido y el de otros fenómenos. Es decir, la frecuencia de colapso se identifica en la figura 12 (d) como resultado de este proceso y, además, se valida con el estudio experimental de Escaler [9] y el estudio numérico de Hidalgo [14] de su tesis doctoral.



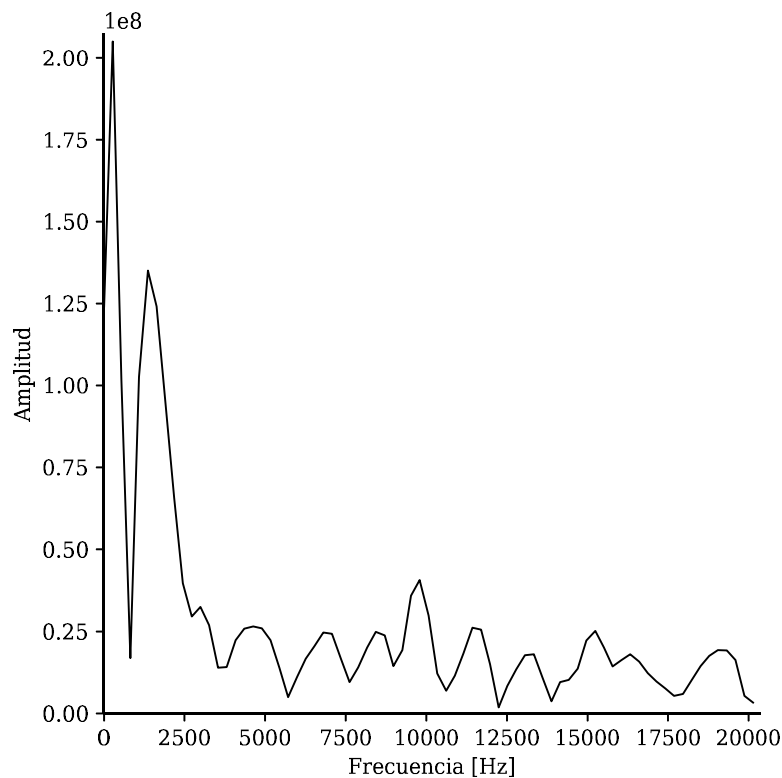
**Figure 12:** FFT de las IMFs obtenidas del análisis EMD  
(Fuente: Propia)

### 3.6. Transformada rápida de Fourier de la señal

Posterior a la descomposición empírica de la señal y su análisis espectral descrito previamente, se realiza el análisis de Fourier de la señal de entrada con el procedimiento

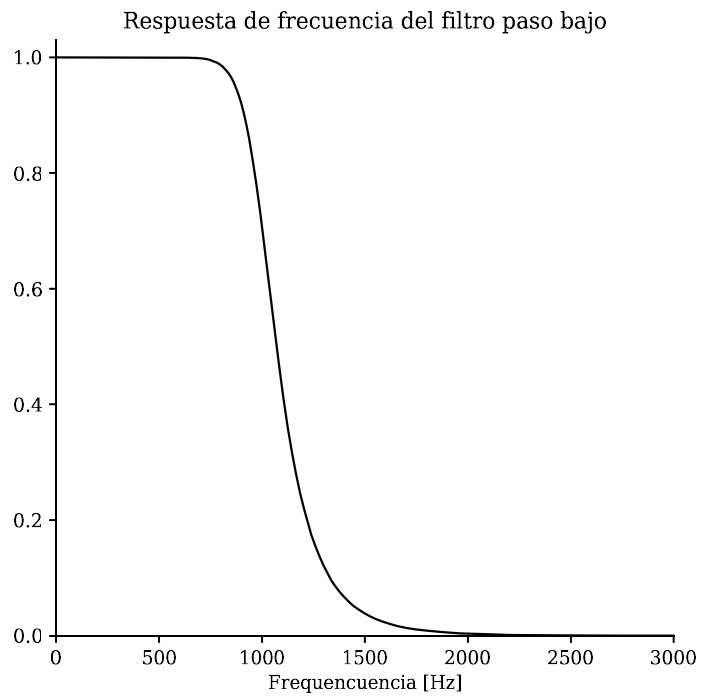
tradicional. El objetivo de este análisis es realizar una comparación con la metodología propuesta en la sección 2. El código en Python para calcular la FFT se la señal se detallan en el Anexo 5.

En la figura 13 se muestran los resultados de la transformada rápida de Fourier de la señal de entrada donde no se observa uniformidad. Debido a que el análisis se realiza sobre los datos sensados, la FFT no representa la frecuencia característica únicamente del fenómeno de estudio, sino también de otros posibles fenómenos existentes durante la medición. Por ello, no se obtiene la frecuencia característica a pesar de que las dos principales frecuencias están en un rango de 1360 Hz. Así se verifica la necesidad de eliminar el ruido y otras interferencias de una señal previo a un análisis espectral, como el desarrollado en la metodología de la sección anterior.

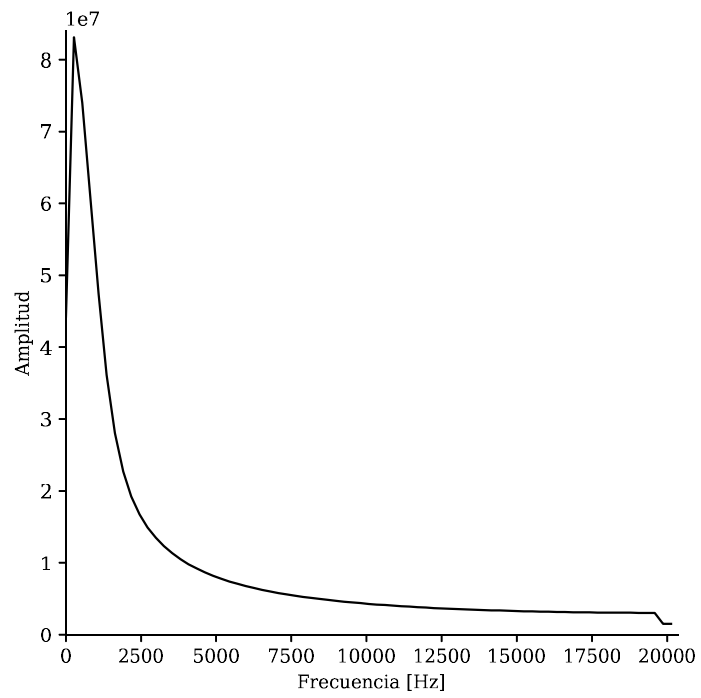


**Figure 13:** Análisis espectral de la señal original  
(Fuente: Propia)

Para realizar al análisis espectral de acuerdo con las recomendaciones de este procedimiento, se diseña un filtro butter paso bajo con un cutoff de 1 000 Hz para analizar el rango de frecuencia deseado. El diseño del filtro se presenta en la figura 14 y será aplicado para filtrar la señal de entrada. El código desarrollado para este proceso se muestra el Anexo 6.



**Figure 14:** Filtro paso bajo  
(Fuente: Propia)



**Figure 15:** Análisis espectral de la señal con filtro  
(Fuente: Propia)

En la figura 15 se representa el análisis espectral realizado a la señal de cavitación tomada por el sensor, después de haber aplicado el filtro paso bajo. Se puede identificar que el valor de la frecuencia característica de la señal es de 272,10 Hz, valor que se encuentra validado en la tesis doctoral de Hidalgo [14].

Por lo que, con los resultados obtenidos se ratifica que mediante la descomposición empírica se consigue separar la señal del fenómeno (IMF 4) de la señal de entrada sensada y obtener, finalmente, un análisis espectral adecuado, sin la necesidad de conocer y establecer todos los parámetros necesarios para el diseño de un filtro en específico.

## 4. CONCLUSIONES

El presente trabajo ha permitido estudiar la frecuencia de colapso de burbujas en flujo cavitativo basado en un modo empírico de descomposición de señales. Éste ha tomado como referencia la descomposición de modo empírico de señales en estudios previos desarrollados en otras áreas de aplicación.

Debido a que la señal de cavitación es resultado de un proceso no estacionario y un sistema no lineal, es pertinente realizar la descomposición de la señal de modo empírico y no mediante otros métodos de descomposición, como lo es el análisis de Fourier. De esta manera, la complejidad de la señal registrada en este fenómeno se representa adecuadamente mediante las funciones de modo intrínseco que resultan del método adaptativo EMD.

Para este estudio se ha realizado la escritura del código en Python 3.5 con la respectiva implementación PyEMD para la descomposición de modo empírico de la señal. Del análisis EMD se obtuvieron 4 componentes de modo intrínseco, de las cuales la cuarta componente es aquella que mejor refleja la naturaleza del fenómeno de acuerdo con el análisis espectral de la misma.

Posterior a la descomposición de modo empírico y análisis espectral de la señal de entrada, se obtuvo la frecuencia característica del fenómeno de cavitación correspondiente al valor de 272,1 Hz. Esta información se verifica con los ensayos de laboratorio y estudio numérico realizados en investigaciones previas de este fenómeno. Con esto, se resalta la aplicación de la descomposición empírica de la señal, pues tiene como ventaja que al realizar el análisis espectral de cada IMF se obtiene la frecuencia característica del fenómeno, sin necesidad de diseñar un filtro como ocurre en otros análisis espectrales.

El análisis de la frecuencia de cavitación en estudios previos se ha efectuado sin tomar en cuenta la existencia de otras posibles fuentes de ruido y fenómenos adicionales a la cavitación, por el contrario, el presente trabajo toma en cuenta la existencia de otras fuentes de ruido que se evidencian en las IMFs, especialmente en la primera.

El código desarrollado para el estudio de frecuencia de colapso basado en el método de descomposición empírica en Python 3.5 es un aporte para cumplir los objetivos planteados en el proyecto de investigación junior PIJ17-13.

### Trabajos Futuros

Como trabajos futuros, debido a las características de las IMFs obtenidas en la descomposición empírica de la señal de cavitación, se recomienda realizar el análisis espectral mediante la transformada de Hilbert-Huang para obtener el espectro de frecuencia instan-

táneo. El mismo que permitirá realizar un estudio frecuencia de colapso en el dominio del tiempo durante el desarrollo del fenómeno.

## References

- [1] M. AGUIAR-KRIGINSKY SILVA, *Estudio de oscilaciones transversales de espículas cromosféricas empleando “empirical mode decomposition”*, (2018).
- [2] V. ARAQUE, *Diseño y simulación de un sistema para la toma de datos de impactos debido al colapso de cavidades sobre superficies bajo condiciones de flujo cavitativo*, tech. rep., Escuela Politécnica Nacional, Quito, 2018.
- [3] O. COUTIER-DELGOSHA, J. REBOUD, AND Y. DELANNOY, *Numerical simulation of the unsteady behaviour of cavitating flows*, International journal for numerical methods in fluids, 42 (2003), pp. 527–548.
- [4] D. DE LANGE AND G. DE BRUIN, *Sheet cavitation and cloud cavitation, re-entrant jet and three-dimensionality*, Applied scientific research, 58 (1997), pp. 91–114.
- [5] A. DE REGULACIÓN Y CONTROL DE ELECTRICIDAD, *Balance Nacional de Energía Eléctrica – ARCONEL*, 2019.
- [6] M. DULAR, R. BACHERT, B. STOFFEL, AND B. ŠIROK, *Experimental evaluation of numerical simulation of cavitating flow around hydrofoil*, European Journal of Mechanics-B/Fluids, 24 (2005), pp. 522–538.
- [7] DYNASEN, *The Ultimate Source for Shock Sensors*.
- [8] X. ESCALER, E. EGUSQUIZA, M. FARHAT, F. AVELLAN, AND M. COUSSIRAT, *Detection of cavitation in hydraulic turbines*, Mechanical Systems and Signal Processing, 20 (2006), pp. 983–1007.
- [9] X. ESCALER, M. FARHAT, F. AVELLAN, AND E. EGUSQUIZA, *Cavitation erosion tests on a 2D hydrofoil using surface-mounted obstacles*, Wear, 254 (2003), pp. 441–449.
- [10] Q. GAO, C. DUAN, H. FAN, AND Q. MENG, *Rotating machine fault diagnosis using empirical mode decomposition*, Mechanical Systems and Signal Processing, 22 (2008), pp. 1072–1081.
- [11] C. J. GAVILÁN MORENO, *El uso de la transformada de hilbert para el diagnóstico de vibraciones. análisis de transitorios*, Dyna, 82 (2007), pp. 382–386.
- [12] E. GONCALVÈS, *Numerical study of unsteady turbulent cavitating flows*, European Journal of Mechanics-B/Fluids, 30 (2011), pp. 26–40.
- [13] A. S. GRISPINO, G. O. PETRACCA, AND A. E. DOMINGUEZ, *Comparative analysis of wavelet and EMD in the filtering of radar signal affected by brown noise*, IEEE Latin America Transactions, 11 (2013), pp. 81–85.



- [14] V. HIDALGO, *Numerical study on unsteady cavitating flow and erosion based on homogeneous mixture assumption*, PhD thesis, Tsinghua University, 2016.
- [15] J. HONG, J. KIM, H. ISHIKAWA, AND Y. MA, *Surface layer similarity in the nocturnal boundary layer: the application of Hilbert- Huang transform*, *Biogeosciences*, 7 (2010), pp. 1271–1278.
- [16] N. HUANG, Z. WU, AND S. LONG, *Hilbert-Huang transform*, *Scholarpedia*, 3 (2008), p. 2544.
- [17] N. E. HUANG, Z. SHEN, S. R. LONG, M. C. WU, H. H. SHIH, N.-C. YEN, C. C. TUNG, AND H. H. LIU, *The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis*, *Royal Society of London Proceedings Series A*, 454 (1998), pp. 903–995.
- [18] J. JABLONSKÁ, M. MAHDAL, AND M. KOZUBKOVÁ, *Spectral analysis of pressure, noise and vibration velocity measurement in cavitation*, *Measurement Science Review*, 17 (2017), pp. 250–256.
- [19] H. JIANG, C. LI, AND H. LI, *An improved eemd with multiwavelet packet for rotating machinery multi-fault diagnosis*, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 36 (2013), pp. 225 – 239.
- [20] A. JUMBO, *Estudio numérico y simulación para la toma de datos de impacto debido al colapso de cavidades sobre superficies bajo condiciones de flujo cavitativo*, tech. rep., Escuela Politécnica Nacional, Quito, 2018.
- [21] C. JUNSHENG, Y. DEJIE, AND Y. YU, *The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis*, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (2007), pp. 668–677.
- [22] Y. KAWANAMI, H. KATO, H. YAMAGUCHI, M. TANIMURA, AND Y. TAGAYA, *Mechanism and control of cloud cavitation*, *Journal of Fluids Engineering*, 119 (1997), pp. 788–794.
- [23] M. KEDADOUCHE, M. THOMAS, AND A. TAHAN, *A comparative study between Empirical Wavelet Transforms and Empirical Mode Decomposition Methods: Application to bearing defect diagnosis*, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 81 (2016), pp. 88–107.
- [24] M. KJELDTSEN, R. E. ARNDT, AND M. EFFERTZ, *Spectral characteristics of sheet/cloud cavitation*, *Journal of Fluids Engineering*, 122 (2000), pp. 481–487.
- [25] D. LABATE, F. L. FORESTA, G. OCCHIUTO, F. CARLO MORABITO, A. LAY-EKUAKILLE, AND P. VERGALLO, *Empirical Mode Decomposition vs. Wavelet Decomposition for the*

- Extraction of Respiratory Signal from Single-Channel ECG: A Comparison*, IEEE Sensors Journal, 13 (2013).
- [26] K. LABERTEAUX AND S. CECCIO, *Partial cavity flows. part 1. cavities forming on models without spanwise variation*, Journal of Fluid Mechanics, 431 (2001), pp. 1–41.
- [27] D. LASZUK, *PyEMD Documentation Release 0.2.5*, tech. rep., 2019.
- [28] Y. LEI, Z. HE, AND Y. ZI, *Eemd method and wnn for fault diagnosis of locomotive roller bearings*, Expert Systems with Applications, 38 (2011), pp. 7334 – 7341.
- [29] C. LÓPEZ, W. ZHONG, F. CONG, AND V. HIDALGO, *Bearing fault diagnosis based on ensemble empirical mode decomposition and teager energy operator*, in 2017 IEEE 13th International Colloquium on Signal Processing & its Applications (CSPA), IEEE, mar 2017, pp. 55–60.
- [30] M. MANJULA AND A. SARMA, *Comparison of Empirical Mode Decomposition and Wavelet Based Classification of Power Quality Events*, Energy Procedia, 14 (2012), pp. 1156–1162.
- [31] B. MATTHEW BATTISTA, C. KNAPP, T. MCGEE, AND V. GÖBEL, *Application of the empirical mode decomposition and Hilbert- Huang transform to seismic reflection data*, Geophysics, 72 (2007).
- [32] METATRADER5, *Introducción al método de descomposición de modo empírico*, 2014.
- [33] J.-R. OHM, *Signal Decomposition*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2004, pp. 417–442.
- [34] H. POLAT, M. AKIN, AND M. S. OZERDEM, *The comparison of wavelet and empirical mode decomposition method in prediction of sleep stages from EEG signals*, in 2017 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP), IEEE, Septiembre 2017, pp. 1–5.
- [35] PSF, *About Python™ | Python.org*.
- [36] A. RAHIMPOUR, *A Review on Signal Decomposition Methods*, tech. rep., University of Tennessee, USA, 2017.
- [37] G. RILLING, P. FLANDRIN, AND P. GONÇALVÈS, *On Empirical Mode Decomposition and its Algorithms*, IEEE-EURASIP, June (2003).
- [38] Y. SAITO, R. TAKAMI, I. NAKAMORI, AND T. IKOHAGI, *Numerical analysis of unsteady behavior of cloud cavitation around a naca0015 foil*, Computational Mechanics, 40 (2007), p. 85.

- [39] P. STOICA AND R. MOSES, *Spectral Analysis of Signals*, Prentice Hall, Inc, USA, 2004, pp. 2–32.
- [40] C. M. URVINA, *Estudio y simulación numérica de los efectos de flujo cavitativo en turbinas tipo Francis de la Central Hidroeléctrica “Agoyán”.*, tech. rep., Escuela Politécnica Nacional, 2016.
- [41] Z. WU AND N. E. HUANG, *A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method*, Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 460 (2004), pp. 1597–1611.
- [42] Y.-J. XUE, J.-X. CAO, R.-F. TIAN, H.-K. DU, AND Y.-X. SHU, *Application of the empirical mode decomposition and wavelet transform to seismic reflection frequency attenuation analysis*, Journal of Petroleum Science and Engineering, 122 (2014), pp. 360–370.
- [43] R. YAN AND R. X. GAO, *Rotary machine health diagnosis based on empirical mode decomposition*, Journal of Vibration and Acoustics, 130 (2008), p. 21007.
- [44] A. ZEILER, R. FALTERMEIER, I. R. KECK, A. M. TOMÉ, C. G. PUNTONET, AND E. W. LANG, *The 2010 International Joint Conference on Neural Networks Empirical Mode Decomposition - an Introduction*, July 2010, pp. 1–8.

# **ANEXOS**