




## Filtering and Smoothing Techniques Assessment at the ZIP Load Model Parametric Estimation with Ambient PMU Data

### Evaluación de Técnicas de Filtrado y Suavizado de Datos en la Estimación Paramétrica del Modelo de Carga ZIP con Datos Tipo Ambiente de PMU

H.P. Laica<sup>1</sup> 0009-0009-8880-3812K.I. Tituaña<sup>1</sup> 0009-0009-3452-6450J.N. Castillo<sup>1</sup> 0000-0002-3120-7229J.R. Constante<sup>2</sup> 0000-0003-1787-5295<sup>1</sup>Universidad Técnica de Cotopaxi, Latacunga, EcuadorE-mail: [henry.laica5976@utc.edu.ec](mailto:henry.laica5976@utc.edu.ec), [kevin.tituaana9978@utc.edu.ec](mailto:kevin.tituaana9978@utc.edu.ec), [jessica.castillo@utc.edu.ec](mailto:jessica.castillo@utc.edu.ec)<sup>2</sup>Empresa Eléctrica Provincial Cotopaxi, Latacunga, EcuadorE-mail: [joffre.constante@elepcosa.com.ec](mailto:joffre.constante@elepcosa.com.ec)

#### Abstract

Nowadays, properly modeling loads and how their parameters change over time is a fundamental topic. One approach, which is currently trending, is to estimate load models using Phasor Measurement Unit (PMU) data. However, noise from the measurements themselves plays a key role, as it has a significant and negative impact on the accuracy achieved. Since the literature does not study filtering techniques in load modeling in depth, this research evaluates different data filtering and smoothing techniques in the parametric estimation of the ZIP load model and determines the best one, as well as the optimal value of its design parameter. The results show that the Savitzky-Golay technique with a third-degree polynomial and a window width of 35 samples performs best, so its use is recommended in the parametric estimation of the ZIP load model with ambient PMU data.

**Index terms**—Ambient PMU Data, Load Modeling, Parametric Estimation, Smoothing Techniques, ZIP Load Model.

#### Resumen

Hoy en día modelar adecuadamente las cargas y cómo sus parámetros varían con el tiempo es un tema fundamental. Para esto, una solución, que es una tendencia actual, es estimar los modelos de carga con datos tipo ambiente de Unidades de Medición Fasorial (PMU), sin embargo, el ruido de las propias mediciones juega un papel fundamental ya que tiene un impacto significativo y negativo en la precisión alcanzada. Dado que en la literatura los trabajos no estudian a profundidad las técnicas de filtrado en el modelamiento de carga, en este trabajo se evalúan diferentes técnicas de filtrado y suavizado de datos en la estimación paramétrica del modelo de carga ZIP y, se determina la mejor, junto con el valor óptimo de su parámetro de diseño. Como resultado se obtiene que la técnica Savitzky – Golay con polinomio de grado 3 y un ancho de ventana de 35 muestras es la que mejor desempeño alcanza, por lo que se recomienda su utilización en la estimación paramétrica del modelo de carga ZIP con datos tipo ambiente de PMU.

**Palabras clave**— Datos Tipo Ambiente de PMU, Modelamiento de Carga, Estimación Paramétrica, Técnicas de Suavizado de Datos, ZIP.

Recibido: 09-11-2025, Aprobado tras revisión: 15-01-2026

Forma sugerida de citación: Laica, H.; Tituaña, K.; Castillo, J.; Constante, J. (2026). "Evaluación de Técnicas de Filtrado y Suavizado de Datos en la Estimación Paramétrica del Modelo de Carga ZIP con Datos Tipo Ambiente de PMU". Revista Técnica "energía". No. 22, Issue II, Pp. 44-53

ISSN On-line: 2602-8492 - ISSN Impreso: 1390-5074

Doi: <https://doi.org/10.37116/revistaenergia.v22.n2.2026.731>

© 2026 Autores



Esta publicación está bajo una licencia internacional Creative Commons Reconocimiento – No Comercial 4.0



## 1. INTRODUCCIÓN

Hoy en día, para el análisis y simulación de los estudios que se realizan a los sistemas eléctricos de potencia es fundamental representar adecuadamente a las cargas mediante el modelo correcto, además de conocer cómo los parámetros de dicho modelo varían con el tiempo [1], [2]. En este punto es importante notar que, a diferencia de los parámetros de los modelos por ejemplo de una línea de transmisión que no varían con el tiempo, los modelos de la carga se encuentran en constante cambio. Es justamente por esta razón que la carga es sumamente desafiante de simular [3].

Como solución a lo anterior, una tendencia actual es utilizar las mediciones sincrofasoriales provenientes de Unidades de Medición Fasorial (PMU) para estimar continuamente los modelos de las cargas [4]. Las PMU forman parte de los sistemas WAMS (*Wide Area Measurement System*) y tienen como una de sus principales ventajas que reportan hasta 50 o 60 fasores por segundo (FPS, *frames per second*) [5], lo cual permite capturar la dinámica de los sistemas y, por ende, de las cargas.

Las mediciones provenientes de PMU se clasifican de manera general en tipo *ambiente* y tipo *RingDown*. Datos tipo *ambiente* se refiere a las mediciones obtenidas cuando el sistema se encuentra en condiciones normales de funcionamiento, es decir, con variaciones de pequeña magnitud que son propias de la operación normal. Por el contrario, datos tipo *RingDown* se refiere a las mediciones realizadas cuando el sistema se encuentra sometido a un evento, contingencia o perturbación mayor, es decir, son mediciones con grandes variaciones, generalmente mayores a 0.03 pu en la tensión [6].

En los sistemas eléctricos de potencia la mayor cantidad de tiempo se cuenta con datos tipo *ambiente*, pues los sistemas se encuentran pocas veces sometidos a contingencias, fallas o perturbaciones mayores [6]. Es por esta razón que es una tendencia actual estimar los parámetros de los modelos de carga con datos tipo *ambiente* [3], [4], sin embargo, se presentan tres principales desafíos. El primero debido a que los datos tipo *ambiente* contienen pequeñas variaciones, lo que resulta en dificultades para estimar con suficiente precisión los parámetros de los modelos, ya que estos parámetros relacionan las variaciones de la carga (potencia) con la tensión y/o con la frecuencia [3]. El segundo desafío se relaciona con el ruido que contienen los datos de las PMU ya que, al utilizar datos tipo *ambiente* (con pequeñas variaciones), el ruido representa una proporción significativa con respecto a la magnitud de la variación de este tipo de mediciones [7], [8]. Y el tercero, debido a que el ruido tiene un impacto significativo y negativo en la precisión alcanzada al estimar los parámetros de los modelos carga [6], [8].

Con base en lo anterior, el filtrado de señales, para reducir la magnitud del ruido de las mediciones utilizadas

en los procesos de identificación paramétrica de los modelos de carga, pasa a tomar un papel fundamental. A pesar de esto, en la literatura se ha abordado superficialmente esta temática, donde un análisis del estado del arte se presenta a continuación.

En [9] y [10] se menciona a las técnicas media – móvil (MA), Savitzky – Golay (SG), Butterworth (BW) y FFT (transformada rápida de Fourier) enfocada a la eliminación de frecuencias altas, como técnicas que pueden ser utilizadas en el modelamiento de carga, sin embargo, no se las analiza a profundidad. Algo similar sucede en [11], [12] y [13] donde se utilizan filtros pasa bajos y FIR (Finite Impulse Response) con frecuencias de corte entre 0.2 y 2 Hz.

En [14], [15] y [16] se comparan varias técnicas de filtrado entre las cuales se encuentran Savitzky – Golay (SG), media – móvil (MA), regresión local robusta (RLR), FIR pasa bajos y Butterworth (BW). Los anchos de ventana utilizados como parámetros de diseño para las técnicas de suavizado de datos son 119, 61, 35, 25 y 8 muestras. La frecuencia de corte, utilizada para los filtros pasa bajos, es 15 Hz. En [15] se recomienda FIR, mientras que en [16] Savitzky – Golay (SG). La comparación se realiza de manera visual al evaluar: la eficiencia en remover ruido, la preservación de la dinámica de la señal original (nitidez) y la calidad en los puntos iniciales y finales de la señal filtrada.

En función de lo precitado, como conclusiones del análisis del estado del arte se tienen las siguientes: ninguno de estos trabajos analiza a profundidad el impacto de las técnicas de filtrado en el modelamiento de carga; no se encuentra algún trabajo que compare y determine la mejor técnica de filtrado en el modelamiento de carga con datos tipo *ambiente* de PMU, y; ningún trabajo determina el mejor parámetro de diseño (ej. ancho de ventana) para ser utilizado con datos tipo *ambiente* en el modelamiento de carga.

Con base en lo anterior, es objeto de este trabajo evaluar diferentes técnicas de filtrado utilizadas en el modelamiento de carga, establecer la más adecuada para esta aplicación, y determinar el mejor valor para el parámetro de diseño correspondiente, todo esto con el fin de utilizar datos tipo *ambiente* en el modelamiento de carga y, específicamente en este trabajo, para la estimación paramétrica del modelo de carga ZIP.

Para cumplir con los objetivos precitados, este trabajo se organiza de la siguiente manera: en la segunda sección se describe el marco teórico; en la tercera sección se presenta la metodología utilizada para evaluar diferentes técnicas de filtrado y suavizado de datos en el modelamiento de carga, además de elegir a la mejor y su parámetro óptimo de diseño; en la cuarta sección se obtienen los resultados y; en la quinta sección se presentan las conclusiones de este trabajo.

## 2. MARCO TEÓRICO

### 2.1 Relación Señal - Ruido (SNR)

La manera de cuantificar el ruido de una señal es a través de la relación señal-ruido (SNR, *signal-to-noise ratio*) y generalmente se la expresa en decibeles. La SNR se define en la ecuación (1), donde A denota el valor RMS (raíz de la media cuadrática) de dicha señal.

$$SNR_{db} = 20 \log_{10} \left( \frac{A_{señal}}{A_{ruido}} \right) \quad (1)$$

### 2.2 Técnicas de Filtrado y Suavizado de Datos

El filtrado y suavizado de datos tiene como objetivo reducir el ruido, remover irregularidades y eliminar comportamientos no deseados. En la literatura existe una gran cantidad de técnicas de filtrado y suavizado de datos.

Una de las técnicas de filtrado de datos que se utiliza en el modelamiento de carga es el filtro pasa bajos, donde el parámetro de diseño de este filtro es la frecuencia de corte.

Por otro lado, entre las técnicas de suavizado de datos se encuentran: media – móvil (MA), mediana – móvil, regresión lineal local, regresión lineal local robusta, regresión cuadrática local, regresión cuadrática local robusta y Savitzky – Golay (SG). El común denominador de estas técnicas es que su parámetro de diseño es el ancho de una ventana móvil sobre la cual, por ejemplo, para la técnica MA, se calcula la media. Adicional a lo anterior, la técnica SG tiene un segundo parámetro de diseño que es el grado del polinomio para realizar una regresión sobre dicha ventana móvil.

Dado que las técnicas de filtrado y suavizado de datos se encuentran ampliamente documentadas en la literatura e implementadas en programas comerciales y de uso libre, no se las aborda a detalle en este trabajo. Para más información se recomienda consultar [17], [18].

### 2.3 Modelo de Carga ZIP

El modelo de carga que se ha seleccionado en este trabajo para evaluar las diferentes técnicas de filtrado y suavizado de datos es el modelo ZIP. Este modelo es la combinación de tres tipos de cargas: impedancia constante (Z), corriente constante (I) y potencia constante (P), tal como se indica en las siguientes ecuaciones:

$$P = P_0 \left[ p_1 \left( \frac{V}{V_0} \right)^2 + p_2 \left( \frac{V}{V_0} \right) + p_3 \right] \quad (2)$$

$$Q = Q_0 \left[ q_1 \left( \frac{V}{V_0} \right)^2 + q_2 \left( \frac{V}{V_0} \right) + q_3 \right] \quad (3)$$

Donde:  $V_0$  es la tensión nominal de la barra;  $V$  es la tensión actual de la barra;  $P$  es la potencia activa consumida por la carga;  $P_0$  es la potencia activa consumida por la carga a tensión nominal  $V_0$ ;  $p_1$ ,  $p_2$  y  $p_3$  son parámetros que definen la proporción de cada

componente Z, I o P. Estos parámetros tienen un rango entre cero y uno y deben sumar uno. Igual lógica para (3), donde  $Q$  hace referencia a la potencia reactiva.

### 2.4 Identificación Paramétrica del Modelo ZIP

La identificación paramétrica es un proceso que permite determinar el valor de los parámetros de los modelos de carga de tal manera que, al ajustar dichos parámetros, los modelos de carga reproduzcan fielmente el comportamiento real de las cargas.

El proceso de identificación paramétrica para el modelo ZIP, con datos de PMU, se detalla en [6] y se reproduce parcialmente a continuación.

El proceso empieza con la disponibilidad de mediciones de tensión ( $V_{med}$ ), potencia activa ( $P_{med}$ ) y reactiva ( $Q_{med}$ ) provenientes de una PMU.  $V_{med}$  es  $V$  en (2) y (3).

El objetivo es determinar los parámetros  $p_1$ ,  $p_2$  y  $p_3$  de (2) mediante la minimización de la función objetivo (FO) que se observa en (4), sujeta a las restricciones de igualdad (5) y a los límites superior e inferior de (6). La potencia reactiva se trata por separado al minimizar una FO similar a (4) y con restricciones análogas a (5) y (6).

$$\min \left| \sum_{i=1}^n (P_i - P_{med_i})^2 \right| \quad (4)$$

$$p_1 + p_2 + p_3 = 1 \quad (5)$$

$$\begin{aligned} 0 &\leq p_1 \leq 1 \\ 0 &\leq p_2 \leq 1 \\ 0 &\leq p_3 \leq 1 \end{aligned} \quad (6)$$

## 3. METODOLOGÍA

La metodología para investigar las técnicas de filtrado y suavizado de datos (utilizadas y recomendadas en la literatura para el modelamiento de carga) en la identificación paramétrica del modelo de carga ZIP se sintetiza en el diagrama de flujo de la Figura 1.

Cada una de las etapas mostradas en esta figura se detallan a continuación:

### 3.1 Sistema de Prueba

El primer paso para evaluar las técnicas de filtrado y suavizado de datos es generar mediciones sincrofásicas sintéticas mediante la simulación de un sistema de prueba.

Los objetivos de estas mediciones son dos. Evaluar las técnicas de filtrado y suavizado de datos desde el punto de vista de su capacidad para retirar ruido y, evaluar estas técnicas directamente en el modelamiento de carga; esto último implica que las mediciones



sintéticas deben obtenerse de barras de carga del sistema de prueba. Para esto se debe seguir el siguiente proceso:

- Al sistema de prueba seleccionado se lo configura de tal manera que las cargas tengan un comportamiento de acuerdo con el modelo de carga ZIP.
- A continuación, se genera una gran cantidad de escenarios de operación donde: varíe la demanda de las cargas en función de diferentes curvas de demanda y; varíen los parámetros del modelo de carga ZIP de cada carga del sistema de prueba, de acuerdo con los valores recomendados en la literatura. Una vez realizado esto, se ejecuta un flujo óptimo de potencia para obtener el despacho de cada generador.
- Mediante Montecarlo se asignan contingencias, variaciones, fallas, entre otros, en los diferentes componentes que conforman el sistema de prueba.
- Posteriormente, para cada uno de estos escenarios, se realizan simulaciones en el dominio fasorial (RMS) y se almacenan los resultados de tensión, potencia activa y potencia reactiva, de cada una de las barras de carga de dicho sistema. Las características para el almacenamiento de estas mediciones sintéticas deben ser similares a las de una PMU real, es decir, 50 o 60 fasores por segundo (FPS, frames per second).
- Una vez realizado lo anterior, y con el objeto de que las mediciones sintéticas sean idénticas a las reales, es necesario añadirles ruido. Para esto se añade ruido blanco gaussiano con los valores de SNR en decibelios que se detallan en (7) [8], y donde V, P y Q representan la tensión, potencia activa y potencia reactiva, respectivamente.

$$SNR(V \ P \ Q) = (73 \ 65 \ 49)dB \quad (7)$$

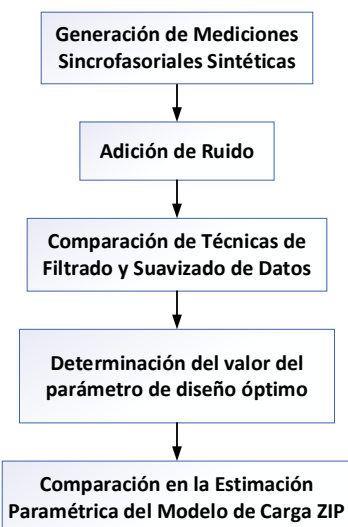


Figura 1: Diagrama de Flujo de la Metodología para Evaluar Algoritmos de Filtrado y Suavizado de Datos en la Estimación Paramétrica del Modelo de Carga ZIP.



### 3.2 Comparación de Técnicas de Filtrado y Suavizado de Datos en la Reducción de Ruido

En esta sección se tiene como objetivo comparar el desempeño de las técnicas de filtrado y suavizado de datos que se utilizan o mencionan en la literatura para el modelamiento de carga. El análisis del estado del arte se realizó en la primera sección de este trabajo, donde se observó que las técnicas a comparar son: filtro pasa bajos, Savitzky – Golay (SG), media – móvil (MA), mediana – móvil, regresión lineal local (LOWESS), regresión lineal local robusta (RLOWESS), regresión cuadrática local (LOESS) y regresión cuadrática local robusta (RLOESS).

En cuanto a los parámetros de diseño, para el filtro pasa bajos, se elige los recomendados en la literatura, es decir, 0.2, 2 y 15 Hz, como frecuencias de corte [11], [12], [13], [15]. Para las técnicas de suavizado de datos se eligen de igual manera los anchos de ventana utilizados en la literatura, 119, 61, 35, 25 y 8 muestras [14], [15]. Para el caso particular de la técnica Savitzky – Golay (SG) se elige, para el orden del polinomio para la regresión, valores de 2 y 3, de acuerdo con [14], [15].

Finalmente, la manera para comparar el desempeño de las técnicas de filtrado y suavizado de datos es mediante la relación señal-ruido (SNR), donde el ruido se refiere al ruido remanente, es decir, se calcula entre la señal filtrada y la señal original sin ruido. De esta forma, valores más elevados de SNR indican un mejor desempeño, lo que resulta en que dicha técnica retira una mayor cantidad de ruido. En este punto es importante mencionar que la comparación que aquí se realiza es a nivel de laboratorio, utilizando mediciones sintéticas obtenidas por simulación del sistema de prueba, donde se cuenta con señales sin ruido, que en la práctica no se dispondría.

El objetivo final de esta comparación es determinar la o las mejores técnicas de filtrado para datos tipo *ambiente* de PMU, además de detectar rangos iniciales óptimos para los parámetros de diseño.

### 3.3 Determinación del Valor del Parámetro de Diseño Óptimo

En esta sección se tiene como objetivo determinar el valor óptimo del parámetro de diseño de la o las mejores técnicas de filtrado y suavizado de datos que fueron determinadas en la sección anterior para retirar ruido en señales tipo *ambiente* provenientes de PMU.

Para esto, se calcula el SNR para diferentes valores del parámetro de diseño. El rango referencial para estos valores se obtiene de la sección anterior.

### 3.4 Comparación en el Modelamiento de Carga

En esta sección se tiene como objetivo comparar la mejor técnica de filtrado, junto con su valor óptimo, determinados en las dos secciones anteriores, frente a las técnicas de filtrado recomendadas en la literatura. La

diferencia con respecto a las secciones anteriores es que la comparación se realiza al evaluar la precisión alcanzada al estimar los parámetros del modelo de carga ZIP de las barras de carga del sistema de prueba.

Las técnicas de filtrado recomendadas en la literatura se indicaron en el análisis del estado del arte realizado en la primera sección de este trabajo. De estas se eligen las que mejores resultados alcancen de las dos anteriores secciones, con valores para los parámetros de diseño de acuerdo con los recomendados en la literatura.

Para esto se utiliza el proceso de identificación paramétrica que se detalla en la sección 2.4, con los datos sintéticos de PMU que se obtienen del sistema de prueba, y con todos los escenarios de operación.

El indicador utilizado para la comparación de los parámetros estimados del modelo de carga ZIP es el Error en la Estimación de Parámetros (EEP) que se define en [6] y que se reproduce a continuación.

El EEP es un indicador que cuantifica el error alcanzado al estimar los parámetros  $p_1, p_2, p_3$  o  $q_1, q_2, q_3$  de (2) y (3). El EEP se calcula por medio de (8) y representa la distancia tridimensional entre los parámetros reales (subíndice r) y estimados (subíndice e). Se utiliza una ecuación análoga a (8) para Q [6].

$$EEP = \sqrt{(p_{1r} - p_{1e})^2 + (p_{2r} - p_{2e})^2 + (p_{3r} - p_{3e})^2} \quad (8)$$

Se recomienda comparar el EEP de cada técnica de filtrado por magnitud de variación de tensión ( $\Delta V$ ).

## 4. RESULTADOS

### 4.1 Sistema de Prueba

El sistema de prueba elegido para este trabajo es el IEEE de 39 barras que se encuentra implementado en el software de simulación PowerFactory. Este sistema consta de 19 cargas que han sido modificadas para que se comporten bajo el modelo de carga ZIP.

Por otro lado, con programación DPL (lenguaje de programación DIGSILENT) se han generado 11 mil diferentes escenarios de operación, en donde los parámetros ( $p_1, p_2, p_3$  y  $q_1, q_2, q_3$ ) de los modelos ZIP de cada una de las 19 cargas y en cada uno de los escenarios son generados aleatoriamente de acuerdo con los valores recomendados en [19], [20]. La cantidad de escenarios ha sido seleccionada en función de lo recomendado en tesis doctorales y artículos científicos como [6], [8] y [21].

De forma similar, la demanda de cada uno de los 11 mil escenarios y para cada una de las 19 cargas se asigna de acuerdo con tres curvas de demanda, residencial, comercial e industrial, donde se selecciona aleatoriamente una hora del día, se obtiene el valor de demanda a esa hora de una de las tres curvas, se ejecuta un flujo óptimo de potencia y, se obtiene como resultado

la potencia de generación de todos los generadores del sistema IEEE 39.

Una vez realizado lo anterior, a cada uno de los 11 mil escenarios se le asigna, de forma aleatoria, una de las siguientes contingencias: cambio repentino de la carga, con magnitud de cambio generada de manera aleatoria; salida de un generador, el cual se selecciona de forma aleatoria; cortocircuito, donde la línea de transmisión y la ubicación de la falla también se determinan de manera aleatoria.

A continuación, para cada uno de los escenarios se realizan simulaciones dinámicas del tipo fasorial (RMS), con una duración de 10 segundos. La tensión, potencia activa y potencia reactiva, de cada una de las 19 barras de carga del sistema IEEE 39, se exportan y almacenan en archivos de texto, con una tasa de muestreo de 60 FPS, de manera que sean similares a las de una PMU. Es importante indicar que se almacenan solamente las simulaciones correspondientes a datos tipo *ambiente*, es decir, aquellas simulaciones que resulten en variaciones de tensión inferiores o iguales a 0.03 pu ( $\Delta V \leq 0.03$  pu).

En la Figura 2 se presenta la cantidad de registros (cantidad de mediciones, que incluye tensión, potencia activa y reactiva) que se obtienen, clasificados por magnitud de variación de tensión ( $\Delta V$ ) y cada 0.001 pu. El valor mínimo de registros se da para  $\Delta V$  entre 0.029 y 0.03 pu, y es de 339 escenarios, por lo que, para no obtener posteriormente resultados sesgados, se limita la cantidad de registros por cada  $\Delta V$  a 339, es decir, cada una de las barras de la Figura 2 se limitan a 339. De este modo se tienen  $29 \times 339 = 9831$  registros de PMU.

Finalmente, a estas mediciones se les agrega ruido blanco Gaussiano con los valores de SNR indicados en (7).

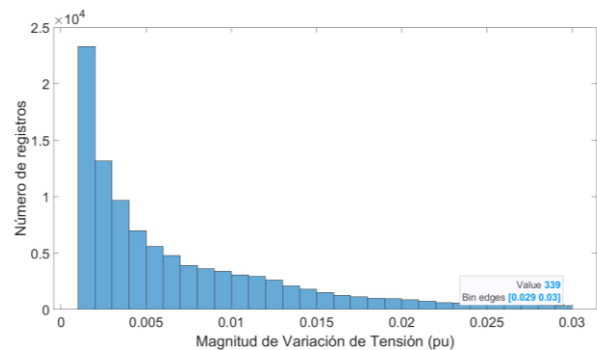


Figura 2: Cantidad de Escenarios por Magnitud de Variación de Tensión.

Tabla 1: SNR (dB) de Diferentes Técnicas de Filtrado y Suavizado de Datos.

Técnica de filtrado	Ancho de la ventana móvil (número de muestras)	V	P	Q	Promedio
Filtro pasa bajos 0.2 Hz		26.3	26.3	26.3	26.3
Filtro pasa bajos 2 Hz		28.7	28.7	28.7	28.7
Filtro pasa bajos 15 Hz		36.5	36.5	36.3	36.4
SG 2	8	78.5	70.5	54.5	67.9
SG 3	8	78.0	70.0	54.0	67.3
Media móvil	8	78.9	72.6	58.0	69.8
Mediana móvil	8	77.9	71.3	56.7	68.6
LOWESS	8	80.3	72.4	56.5	69.8
LOESS	8	77.5	69.5	53.5	66.8
RLOWESS	8	79.9	72.1	56.2	69.4
RLOESS	8	76.6	68.7	52.7	66.0
SG 2	25	82.4	75.0	59.4	72.3
SG 3	25	83.0	75.2	59.3	72.5
Media móvil	25	73.5	69.6	61.4	68.1
Mediana móvil	25	74.7	70.0	60.0	68.2
LOWESS	25	79.5	73.9	61.0	71.5
LOESS	25	82.0	74.2	58.3	71.5
RLOWESS	25	77.9	72.8	60.8	70.5
RLOESS	25	81.5	73.8	57.9	71.1
SG 2	35	81.1	74.8	60.8	72.2
SG 3	35	82.8	75.8	60.7	73.1
Media móvil	35	69.4	66.1	60.8	65.4
Mediana móvil	35	71.3	67.3	59.9	66.2
LOWESS	35	76.6	72.0	61.8	70.1
LOESS	35	82.3	75.1	59.8	72.4
RLOWESS	35	74.3	70.2	61.5	68.7
RLOESS	35	80.7	74.3	59.5	71.5
SG 2	61	74.7	70.3	61.5	68.8
SG 3	61	77.7	72.7	62.0	70.8
Media móvil	61	62.7	59.9	57.8	60.2
Mediana móvil	61	64.4	61.2	57.6	61.1
LOWESS	61	69.8	66.5	61.2	65.8
LOESS	61	78.1	72.9	61.6	70.9
RLOWESS	61	66.6	63.8	60.5	63.6
RLOESS	61	74.5	70.4	61.2	68.7
SG 2	119	65.0	62.0	58.8	61.9
SG 3	119	67.5	64.3	59.8	63.8
Media móvil	119	57.1	54.3	53.8	55.1
Mediana móvil	119	57.8	54.9	53.9	55.5
LOWESS	119	61.4	58.5	57.0	59.0
LOESS	119	69.1	65.8	60.5	65.1
RLOWESS	119	58.6	56.1	56.3	57.0
RLOESS	119	64.4	62.5	59.7	62.2



#### 4.2 Comparación de Técnicas de Filtrado y Suavizado de Datos en la Reducción de Ruido

En esta sección se presentan los resultados de comparar el desempeño de diferentes técnicas de filtrado y suavizado para retirar ruido, de acuerdo con la metodología presentada en la sección 3.2. Para esto se ha utilizado el programa MATLAB, y se han utilizado los comandos para filtrado *smoothdata* y *lowpass*, los cuales pueden ser consultados en la sección de ayuda de este programa.

En la Tabla 1 se presenta el SNR de cada una de estas técnicas, y para diferentes valores del o los parámetros de diseño. SG 2 se refiere a Savitzky – Golay con polinomio de grado 2, mientras SG 3 con polinomio de grado 3. Adicionalmente, en la Tabla 1 se presentan 4 columnas, para los SNR de la tensión (V), potencia activa (P), potencia reactiva (Q) y, el promedio de estas tres. Con la finalidad de obtener fácilmente conclusiones, cada una de las columnas de la Tabla 1 se encuentran resaltadas con colores del verde al rojo, donde verde indica valores más altos de SNR y, por lo tanto, mejor desempeño en la reducción de ruido.

Al analizar la Tabla 1 se concluye lo siguiente:

- Los filtros pasa - bajos son los que peor desempeño alcanzan.
- Los valores más altos de SNR se presentan para anchos de ventana (parámetro de diseño) de 25 y 35 muestras.
- Las técnicas de filtrado que presentan los valores más altos de SNR para diferentes anchos de ventana son SG 3 (Savitzky – Golay con polinomio de grado 3) y regresión cuadrática local (LOESS).

#### 4.3 Determinación del Valor del Parámetro de Diseño Óptimo

En la sección anterior se determinó que las mejores técnicas para retirar el ruido de señales tipo *ambiente* de PMU son: SG 3 (Savitzky – Golay con polinomio de grado 3) y regresión cuadrática local (LOESS). Además, se estimó que el ancho de ventana óptimo debe estar cercano a 25 o 35 muestras.

A partir de lo anterior, el objetivo de esta sección es determinar el valor óptimo del ancho de ventana, para lo cual se calcula el SNR de las técnicas SG 3 y LOESS, para anchos de ventana desde 15 hasta 40 muestras, para las señales de tensión, potencia activa y potencia reactiva, y el promedio de estos tres valores para cada ancho de ventana. A partir de esto, se elige el ancho de ventana que alcance el valor más alto de SNR. Esto se presenta en la Tabla 2.

Tabla 2: SNR (dB) y Ancho de Ventana Óptimo para las Técnicas SG 3 y LOESS.

	SNR (dB)	Ancho de ventana óptimo (cantidad de muestras)
SG3	73.1	35
LOESS	72.5	38

Al analizar la Tabla se concluye lo siguiente:

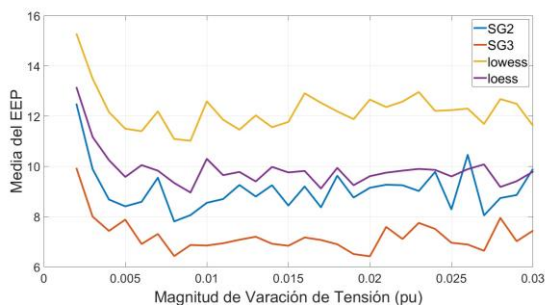
- La técnica Savitzky – Golay con polinomio de grado 3 (SG 3) alcanza un valor ligeramente más alto de SNR, lo que quiere decir que es la mejor técnica para retirar ruido de señales tipo ambiente de PMU.
- El valor óptimo para el parámetro de diseño de SG 3 es un ancho de ventana de 35 muestras.

Por otro lado, para analizar la sensibilidad del ancho de la ventana móvil es necesario observar los valores de SNR de la Tabla 1 para Savitzky – Golay con polinomio de grado 3 (SG 3). Por ejemplo, para un ancho de ventana de 8 muestras se tiene, en promedio, un SNR de 67.3 dB, para 25 muestras un SNR de 72.5 dB, para 35 muestras de 73.1 dB, y para 61 muestras un SNR de 70.8 dB. Claramente se observa que 35 muestras es el valor más adecuado para esta aplicación.

#### 4.4 Comparación en el Modelamiento de Carga

En la anterior sección se determinó que la mejor técnica para filtrar datos tipo *ambiente* de PMU es Savitzky – Golay con polinomio de grado 3 (SG 3) y con un ancho de ventana de 35 muestras. En esta sección se compara su desempeño en la estimación paramétrica del modelo de carga ZIP, frente a las técnicas Savitzky – Golay con polinomio de grado 2 (SG 2), regresión lineal local (LOWESS) y regresión cuadrática local (LOESS), las tres con ancho de ventana de 38 muestras, de acuerdo con los mejores resultados observados en la Tabla 1 y Tabla 2, y de acuerdo con el análisis del estado del arte presentado en la primera sección de este trabajo.

En función de lo anterior, en la Figura 3 se presenta el EEP (Error en la Estimación de Parámetros) de las cuatro técnicas de filtrado precisadas, clasificado por magnitud de variación de tensión ( $\Delta V$ ). Se presenta la media del EEP, dado que se tienen 339 escenarios por cada 0.001 pu de  $\Delta V$ , tal como se indicó en el sistema de prueba detallado en la sección 4.1. Adicionalmente, se presenta la media del EEP ya que es el parámetro que mejor permite analizar la exactitud alcanzada; la desviación estándar o los percentiles aportan información similar y por esta razón no se los presenta.



**Figura 3: EEP por Magnitud de Variación de Tensión.**

Al analizar la Figura 3 se obtienen las siguientes conclusiones:

- La técnica regresión lineal local (LOWESS) es la que peores resultados presenta, pues alcanza el mayor EEP en la estimación paramétrica del modelo de carga ZIP, lo que quiere decir que obtiene la menor precisión en la estimación de los parámetros de dicho modelo.
- Las técnicas regresión cuadrática local (LOESS) y Savitzky – Golay con polinomio de grado 2 (SG 2) obtienen EEP bastante cercanos, sin embargo, no son las técnicas que mejores desempeños presentan en la estimación del modelo de carga ZIP.
- Savitzky – Golay con polinomio de grado 3 (SG 3) y ancho de ventana de 35 muestras, que es el determinado en este trabajo, es el que mejor desempeño alcanza, pues permite estimar los parámetros del modelo de carga ZIP con mayor precisión. Es importante notar que esto permite que se puedan estimar modelos de carga con menores  $\Delta V$ , lo cual se traduce en que se logren estimar los modelos de manera más frecuente, pues en los sistemas eléctricos de potencia se dispone normalmente de mediciones con variaciones de pequeña magnitud.

Por último, es importante indicar que el tiempo promedio que requiere el algoritmo de filtrado con Savitzky – Golay es de 0.3 ms para cada serie temporal de 10 segundos de mediciones. Al requerir registros de PMU de tensión, potencia activa y potencia reactiva para estimar el modelo de carga ZIP, el algoritmo para estas tres magnitudes requiere en promedio 0.9 ms, haciéndolo acorde para ser utilizado en metodologías de modelamiento de carga automáticas y en línea.

## 5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este trabajo se evaluó varias técnicas de filtrado y suavizado de datos en la estimación paramétrica del modelo de carga ZIP con datos tipo *ambiente* de PMU.

En primer lugar, se descartó a las técnicas de filtrado pasa bajos con frecuencias de corte ya que obtuvieron un rendimiento pobre en la reducción de ruido en datos tipo *ambiente* de PMU.

En contraparte a lo anterior, se determinó que la mejor técnica de filtrado para retirar ruido de los datos tipo *ambiente* de PMU es Savitzky – Golay con polinomio de grado 3 (SG 3) y un ancho de ventana de 35 muestras. Esta técnica se comparó contra otras técnicas recomendadas en la literatura por medio de la precisión alcanzada al estimar los parámetros del modelo de carga ZIP, obteniendo el mejor desempeño y, por lo tanto, confirmando que es la mejor técnica para este tipo de aplicación.

Como trabajos futuros se plantea:

- Extender este trabajo de tal manera que se utilicen mediciones sincrofásicas obtenidas de sistemas eléctricos reales.
- Desarrollar un algoritmo capaz de calcular el ancho de la ventana móvil de cada técnica de filtrado de manera automática y cada vez que se disponga de una nueva serie temporal de mediciones tipo *ambiente* de PMU.
- Evaluar algoritmos de filtrado y suavizado de datos que se utilizan en otras aplicaciones, en la estimación paramétrica del modelo de carga ZIP.

## 6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] The NERC Model Validation Task Force of the Transmission Issues Subcommittee, “Power System Model Validation, A White Paper by the NERC Model Validation Task Force of the Transmission Issues Subcommittee,” North American Electric Reliability Corporation, no. December, pp. 1–53, 2010.
- [2] NERC, “Dynamic Load Modeling, Technical Reference Document,” 2016.
- [3] M. Mohammed, A. Abdulkarim, A. S. Abubakar, A. B. Kunya, and Y. Jibril, “Load modeling techniques in distribution networks: a review,” *Journal of Applied Materials and Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 63–70, 2020.
- [4] A. Arif, Z. Wang, J. Wang, B. Mather, H. Bashualdo, and D. Zhao, “Load modeling - A review,” *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 9, no. 6, pp. 5986–5999, 2018, doi: 10.1109/TSG.2017.2700436.
- [5] “IEEE Standard for Synchrophasor Measurements for Power Systems,” 2011. doi: 10.1109/IEEESTD.2011.6111219.
- [6] J. R. Constante and D. G. Colome, “Estimación Paramétrica del Modelo de Carga ZIP basada en Técnicas de Optimización y en Mediciones de PMU,” 2022 IEEE Biennial Congress of Argentina (ARGENCON), San Juan, Argentina, pp. 1–8, 2022, doi: 10.1109/ARGENCON55245.2022.9940010.
- [7] M. Brown, M. Biswal, S. Brahma, S. J. Ranade, and H. Cao, “Characterizing and quantifying noise in

- PMU data,” 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting, vol. 2016, no. 2019–07, pp. 1–5, 2016, doi: 10.1109/PESGM.2016.7741972.
- [8] J. R. Constante Segura, G. Colome, and D. Echeverría, “Noise Amplitude in Ambient PMU Data and its Impact on Load Models Identification,” IEEE Latin America Transactions, vol. 22, no. 8, pp. 678–685, 2024, doi: 10.1109/TLA.2024.10620390.
- [9] C. WG C4.605, “Modelling and Aggregation of Loads in Flexible Power Networks,” no. 272, 2014.
- [10] M. M. Ahmed, M. K. Hasanl, and N. S. F. Yusoff, Dynamic load modeling and parameter estimation of 132/275kv using PMU-based wide area measurement system, vol. 1166. Springer Singapore, 2021. doi: 10.1007/978-981-15-5148-2\_97.
- [11] X. Zhang, C. Lu, J. Lin, and Y. Wang, “Experimental measurement of PMU error distribution and its impact on load model identification,” 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), Boston, MA, pp. 1–5, 2016, doi: 10.1109/PESGM.2016.7741069.
- [12] X. Zhang, C. Lu, and Y. Wang, “A two-stage framework for ambient signal based load model parameter identification,” International Journal of Electrical Power and Energy Systems, vol. 121, no. November 2019, p. 106064, 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2020.106064.
- [13] E. O. Kontis, T. A. Papadopoulos, A. I. Chrysochos, and G. K. Papagiannis, “Measurement-Based dynamic load modeling using the vector fitting technique,” IEEE Transactions on Power Systems, vol. 33, no. 1, pp. 338–351, 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2017.2697004.
- [14] K. N. Hasan, J. V. Milanovic, P. Turner, and V. Turnham, “A step-by-step data processing guideline for load model development based on field measurements,” 2015 IEEE Eindhoven PowerTech, Eindhoven, Netherlands, pp. 1–6, 2015, doi: 10.1109/PTC.2015.7232307.
- [15] T. A. Papadopoulos, G. A. Barzegkar-Ntovom, V. C. Nikolaidis, P. N. Papadopoulos, and G. M. Burt, “Online parameter identification and generic modeling derivation of a dynamic load model in distribution grids,” 2017 IEEE Manchester PowerTech, Manchester, UK, pp. 1–6, 2017, doi: 10.1109/PTC.2017.7980994.
- [16] Y. Zhu and J. V. Milanović, “Automatic Identification of Power System Load Models Based on Field Measurements,” IEEE Transactions on Power Systems, vol. 33, no. 3, pp. 3162–3171, 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2017.2763752.
- [17] R. W. Schafer, “What is a savitzky-golay filter?,” IEEE Signal Process Mag, vol. 28, no. 4, pp. 111–117, 2011, doi: 10.1109/MSP.2011.941097.
- [18] D. C. Montgomery, C. L. Jennings, and Murat. Kulahci, Introduction Time Series Analysis and Forecasting. 2015.
- [19] C. WG C4.605, Modelling and Aggregation of Loads in Flexible Power Networks, no. February. 2014.
- [20] J. V. Milanović, K. Yamashita, S. Martínez Villanueva, S. Ž. Djokić, and L. M. Korunović, “International industry practice on power system load modeling,” IEEE Transactions on Power Systems, vol. 28, no. 3, pp. 3038–3046, 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2012.2231969.
- [21] Diego Ernesto Echeverría Jurado, “Evaluación y mejora de la estabilidad transitoria de sistemas eléctricos en tiempo real utilizando PMUs,” Universidad Nacional de San Juan, 2020.



**Henry Laica Pozo.-** Nació en Salcedo, Ecuador en el año 1997, cursó su educación primaria en la escuela General Rivadeneira - General Emilio Terán. Posteriormente, completó su formación secundaria en la Unidad Educativa 19 de septiembre, obteniendo el título de Bachiller Técnico Industrial con especialización en Electromecánica Automotriz. Continuó sus estudios en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, donde alcanzó el título de Tecnólogo Electromecánico, destacándose por su responsabilidad y dedicación académica. En la actualidad, está por culminar su Ingeniería en Electricidad de la Universidad Técnica de Cotopaxi, institución en la que ha demostrado un sólido compromiso con su desarrollo profesional.



**Kevin Tituaña Tituaña.** - Nació en Pillaro, Ecuador en el año 2002, cursó su educación primaria en la escuela – Unidad Educativa Fiscomisional La Inmaculada Posteriormente, completó su formación secundaria en la – Unidad Educativa 19 de septiembre, obteniendo el título de Bachiller Técnico Industrial con especialización en Electromecánica Automotriz, donde se destacó por su responsabilidad y dedicación académica. Actualmente, se encuentra finalizando sus estudios de tercer nivel en la carrera de Ingeniería en Electricidad de la Universidad Técnica de Cotopaxi, institución en la que ha demostrado un sólido compromiso con su desarrollo profesional.



**Jessica Castillo Fiallos.** - Ingeniera en Electrónica Telecomunicaciones y Redes, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, 2012, con maestría en Master Universitario en Ingeniería Matemática y Computación en 2021 UNIR, Master en

Matemáticas, Mención Modelación y Docencia, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, 2022 y, Magister en Seguridad Telemática, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, 2016. Actualmente es profesora de la Universidad Técnica de Cotopaxi, Ecuador. Su campo de investigación es la Inteligencia Artificial, optimización, matemática y estadística. Ha publicado alrededor de 26 artículos en revistas y conferencias internacionales.



**Joffre Constante Segura.** - Nació en Quito, Ecuador en 1991. Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Universidad Politécnica Salesiana en 2013 y de Magister en Eficiencia Energética de la Escuela Politécnica Nacional en 2016.

Cuenta con experiencia profesional como: Analista Técnico del Instituto de Investigación Geológico y Energético (IIGE); Especialista de regulación técnica, económica y tarifas de la Agencia de Regulación y Control de Electricidad (ARCONEL); Especialista de Gestión de Operación en la Subgerencia de Investigación y Desarrollo del Operador Nacional de Electricidad CENACE, y; como Docente de la carrera de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Técnica de Cotopaxi. Actualmente se encuentra culminando su doctorado en Ingeniería Eléctrica en la Universidad Nacional de San Juan – Argentina, a la vez que se desempeña como Jefe de Prospectiva Energética de la Empresa Eléctrica Provincial Cotopaxi.