



## TRABAJO TEÓRICO EXPERIMENTAL

# Predicción del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelos Holt -Winters

## *Prediction of residential electric power consumption in the Cajamarca Region through Holt -Winters models*

Eduar Jamis Mejía Vásquez<sup>1</sup>, Salome Gonzales Chávez<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidad Nacional de Jaén, Escuela Profesional de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, Jaén, Cajamarca, Perú.

<sup>2</sup> Universidad Nacional de Ingeniería, Facultad de Ingeniería Mecánica, Lima, Perú.

E-mail: [emejiavasquez@unj.edu.pe](mailto:emejiavasquez@unj.edu.pe)

Recibido: noviembre del 2018

Aprobado: marzo del 2019

Licencia de uso y distribución Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 Internacional



### RESUMEN/ABSTRACT

El objetivo de este trabajo es predecir el consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelos Holt-Winters. Este procedimiento de modelización predictiva es útil para la predicción a corto y mediano plazo de ventas de energía eléctrica. La previsión del consumo de energía eléctrica tiene importancia en la planificación energética regional y nacional; a partir de sus resultados los agentes del mercado de energía eléctrica toman decisiones más adecuadas para su labor. El método Holt-Winters se estimó para diferentes constantes de suavización, que incluye métodos para patrones estacionales aditivos y multiplicativos. El valor de las pruebas estadísticas del error porcentual absoluto medio (MAPE) fue considerado como el principal estimador de la capacidad del modelo. El modelo Holt-Winters aditivo fue seleccionado como el mejor modelo de predicción, con un error porcentual absoluto medio de 1,70 y con constantes de suavización estimadas de 0,4.

**Palabras clave:** Consumo de energía eléctrica; modelo Holt-Winters; predicción; residencial; suavización exponencial.

*The objective of this work is to predict the consumption of residential electrical energy in the Cajamarca Region through Holt-Winters models. This predictive modeling procedure is useful for the short and medium term prediction of electricity sales. The forecast of electricity consumption is important in regional and national energy planning; from their results, the agents of the electric power market make more adequate decisions for their work. The Holt-Winters method was estimated for different smoothing constants, which includes methods for seasonal additive and multiplicative patterns. The value of the statistical tests of the mean absolute percentage error (MAPE) was considered as the main estimator of the capacity of the model. The additive Holt-Winters model was selected as the best prediction model, with an average absolute percentage error of 1,70 and with estimated smoothing constants of 0,4.*

**Key words:** Electric power consumption; Holt-Winters model; prediction; residential; exponential smoothing.

### INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, el consumo de energía en el mundo ha aumentado rápidamente debido a cambios fundamentales en la industria y economía. En tales términos, las predicciones o pronósticos exactos de la demanda son imprescindibles para la decisión, desarrollar una estrategia óptima que incluya no sólo la reducción del riesgo, sino también la mejora de la economía y la sociedad en su conjunto [1]. La predicción de la demanda de electricidad es el requisito previo fundamental para lograr el objetivo de la gestión sostenible de la energía y la operación económica y segura de los sistemas de energía modernos [2].

Las predicciones de la demanda de energía eléctrica están ganando mucha atención también de los gerentes de la red eléctrica [3]. La tarea de conocer la demanda de electricidad por adelantado es necesaria para mantener el equilibrio entre la oferta y la demanda y para gestionar el proceso de producción, distribución y consumo de electricidad en una variedad de escalas temporales: muy corto plazo de pocos minutos a una hora, corto plazo de una semana a un año, mediano plazo de un año a cinco años, y largo plazo de cinco años a décadas e incluso hasta 20 años.

Los modelos precisos de predicción de carga son necesarios para una variedad de horizontes de tiempo, estos podrían enumerarse como: muy a corto plazo para control de frecuencia de carga y despacho económico; a corto plazo para la operación diaria en el sistema de potencia, a mediano plazo para la programación de mantenimiento de generadores, y a largo plazo para construir nuevas líneas y subestaciones o para actualizar el sistema existente [4].

La gestión eficiente de los sistemas de potencia requiere pronósticos precisos de la demanda de electricidad (carga) para un rango de tiempos de entrega. Para permitir programación en tiempo real, los operadores del sistema producen previsiones para plazos de entrega cortos utilizando métodos automatizados en línea. En los mercados de energía desregulados, tales predicciones también son importantes para los participantes del mercado para apoyar las transacciones de energía [5].

Los métodos de suavización exponencial son herramientas poderosas para eliminar el ruido de las series de tiempo, predecir la demanda futura y disminuir costos de inventario. Al desarrollar un método de suavización y predicción que es intuitivo, fácil de implementar, computacionalmente estable, y puede manejar satisfactoriamente la estacionalidad tanto aditiva como multiplicativa, incluso cuando las series de tiempo contiene varias entradas cero y un gran componente de ruido [6].

El consumo de electricidad se ha convertido en un tema de inmensa importancia. El creciente interés en el área se ha desencadenado en gran medida por la creciente demanda de energía en todo el mundo alimentada principalmente al aumentar las actividades económicas, especialmente en los países emergentes [7]. Es importante entender y ser capaz de predecir el consumo de electricidad para gestionar de manera efectiva su generación y suministro. Estimar el consumo de electricidad por adelantado es crucial en planificación, análisis y operación de sistemas de energía para asegurar un suministro ininterrumpido, confiable, seguro y económico de electricidad [7]. Las empresas eléctricas tienen que utilizar modelos de previsión de carga para garantizar que la energía suministrada satisfaga la carga de sus clientes más la energía perdida en el sistema [4].

La previsión del consumo de electricidad se encuentra entre las más cuestiones importantes en los países desarrollados y en desarrollo de hoy, porque permite una programación correcta de las inversiones en el sector eléctrico. Este es un punto nodal, porque durante muchos años, con el aumento en los niveles de vida y el desarrollo de la industria, la demanda de electricidad ha estado aumentando [7].

El objetivo de este trabajo es predecir el consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelos Holt - Winters, debido una cantidad considerable de datos de la serie histórica de enero 2005 a diciembre 2017, la técnica de suavización exponencial Holt-Winters se usa para construir los modelos, y predecir el consumo de energía eléctrica hasta marzo del 2021, lo cual permite planear y toma de decisiones a corto y mediano plazo.

## MATERIALES Y MÉTODOS

Para la predicción del consumo de energía eléctrica de la Región Cajamarca mediante modelos Holt-Winters, se utilizó data histórica en resolución mensual del consumo de energía eléctrica residencial (MWh) de las tres empresas eléctricas de la Región Cajamarca-Perú, Electronorte S.A., Hidrandina S.A., y Electro Oriente S.A., de enero 2005 a diciembre 2017, con un total de 156 meses de observaciones. Estos datos se obtuvieron del Sistema de Información Comercial (SICOM) del Osinerming - Perú. En la figura 1, se muestra la metodología de cálculo del modelo de suavización exponencial Holt-Winters.

### **Análisis del gráfico de secuencias de la serie consumo de energía eléctrica residencial.**

El análisis preliminar de una serie constituye el primer paso a seguir a la hora de estudiar una serie de tiempo. Esta fase permitió detectar las características más importantes de la serie, como la tendencia, estacionalidad, ciclaje, y componente irregular o ruido, y también detectar la presencia de valores atípicos. Esto se realizó a través de una gráfica de secuencias de la serie de tiempo consumo de energía eléctrica residencial.

En la Fig. 2, se presenta la gráfica de secuencia de la serie de tiempo original del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca para el periodo enero 2005 a diciembre 2017. Donde se verificó que la serie presenta tendencia ascendente a través del tiempo y estacionalidad.

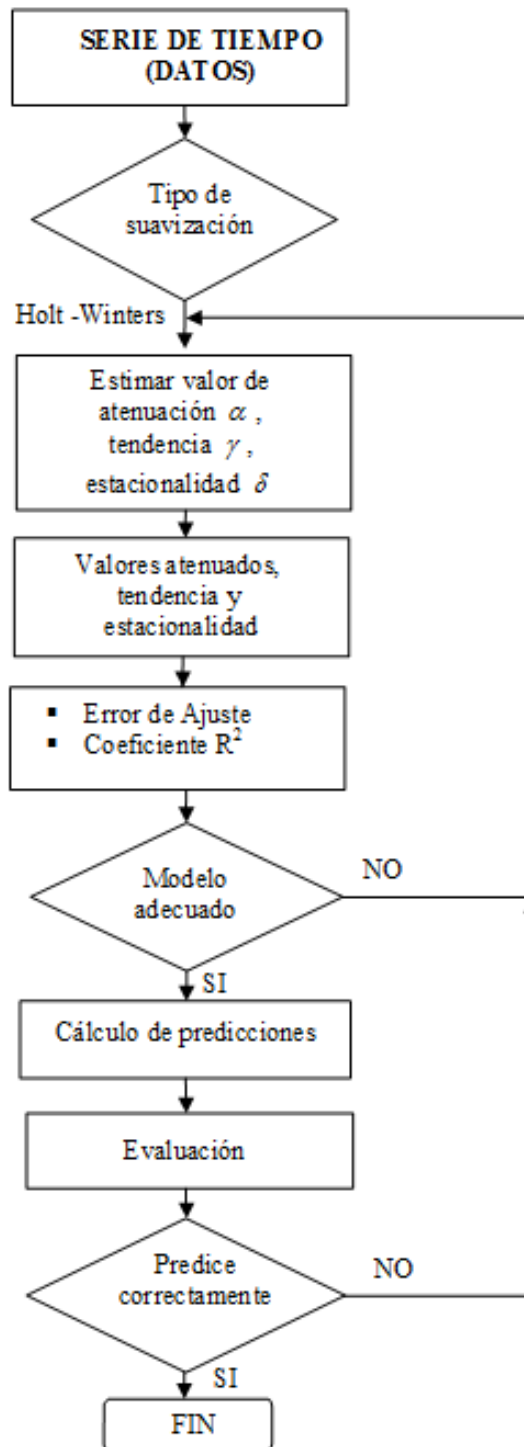


Fig. 1. Metodología de cálculo del modelo de suavización exponencial Holt-Winters.

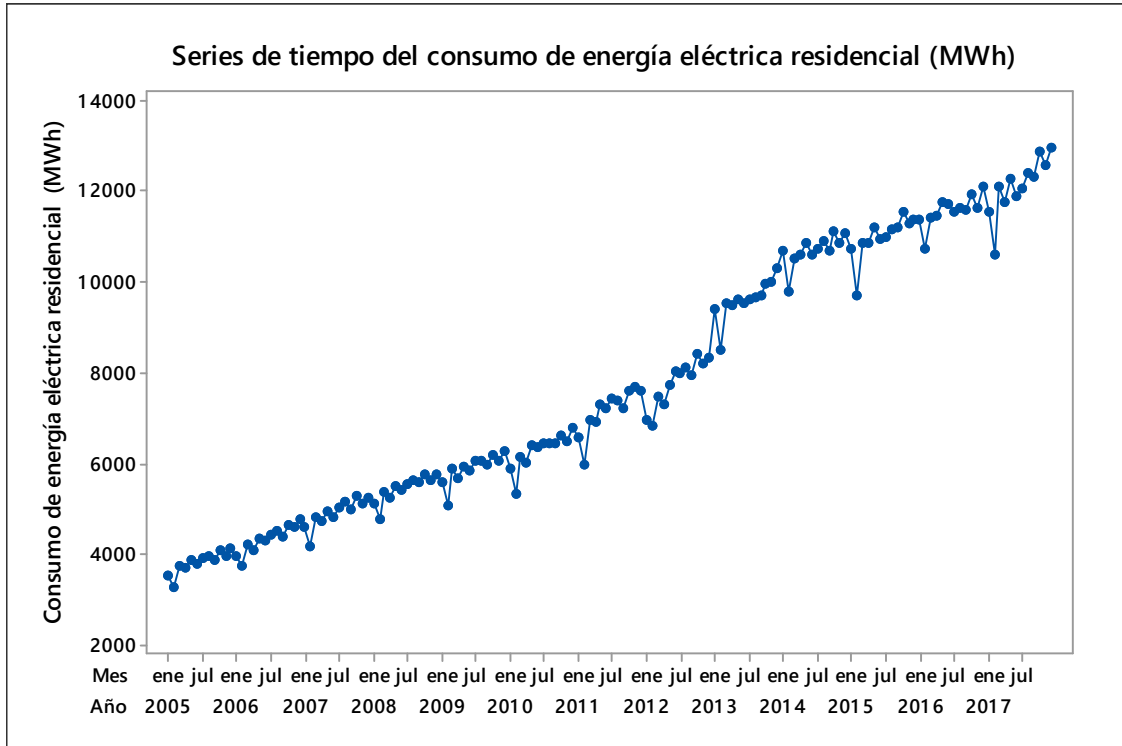


Fig. 2. Gráfico de secuencia de la serie de tiempo consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca, periodo 2005-2017.

### Ajuste del modelo de suavización exponencial Holt –Winters

Conocido también como suavización exponencial triple ajustada a la tendencia y a la variación estacional. En particular, el modelo de suavizado exponencial Holt-Winters agrega un parámetro estacional al modelo de Holt. Permite tratar series de tiempo univariantes que contienen factores de tendencia y estacional. El enfoque de suavización exponencial de Holt-Winters incluye métodos para patrones estacional aditivo y multiplicativo [8].

### Modelo Holt-Winters multiplicativo

La suavización exponencial es probablemente el método más utilizado para la difusión. Se conocen modelos de suavización exponencial simple, doble o triple. Para las series temporales estacionales, es útil el modelo estacional de Holt-Winters [1; 9]. Es un alisamiento exponencial para los datos con una tendencia y un comportamiento estacional [1]. La suavización de forma multiplicativa, se basa en el cálculo de cuatro componentes, y se muestra en las siguientes ecuaciones (1, 2, 3 y 4).

Serie suavizada exponencialmente ó nivel estimado

$$A_t = \alpha \frac{X_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad \alpha \in (0, 1) \quad (1)$$

Estimación de la tendencia

$$T_t = \gamma (A_t - A_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad \gamma \in (0, 1) \quad (2)$$

Estimación de la estacionalidad

$$S_t = \delta \frac{X_t}{A_t} + (1 - \delta) S_{t-s} \quad \delta \in (0, 1) \quad (3)$$

Predicción de  $m$  periodos en el futuro

$$\hat{X}_{t+m} = (A_t + mT_t) S_{t+m-s} \quad (4)$$

Donde:  $A_t$  es el valor de suavización para el nivel de la serie en el periodo  $t$ ;  $\alpha$  constante de suavización exponencial para el nivel;  $X_t$  valor real de la serie en el periodo  $t$ ;  $T_t$  componente de tendencia de la serie para el periodo  $t$ ;  $\gamma$  constante de suavización exponencial para la tendencia;  $S_t$  componente estacional de la serie para el periodo  $t$ ;  $S_{t-s}$  componente estacional de la serie calculado para el periodo  $t-s$ ;  $\delta$  constante de suavización exponencial para la estacionalidad,  $s$  longitud de tiempo de la estacionalidad;  $m$  periodos futuros a predecir; y  $\hat{X}_{t+m}$  predicción de Holt-Winters para el periodo  $t+m$ .

### Modelo Holt-Winters aditivo

La suavización de forma aditiva, también se basa en el cálculo de cuatro componentes [1; 8]. Se muestra en las siguientes ecuaciones (5, 6, 7 y 8).

Serie suavizada exponencialmente ó nivel estimado

$$A_t = \alpha (X_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad \alpha \in (0, 1) \quad (5)$$

Estimación de la tendencia

$$T_t = \gamma (A_t - A_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad \gamma \in (0, 1) \quad (6)$$

Estimación de la estacionalidad

$$S_t = \delta (X_t - A_t) + (1 - \delta)S_{t-s} \quad \delta \in (0, 1) \quad (7)$$

Predicción de  $m$  periodos en el futuro.

$$\hat{X}_{t+m} = A_t + mT_t + S_{t+m-s} \quad (8)$$

Donde:  $A_t$  es el valor suavizado para el nivel de la serie en el periodo  $t$ ;  $\alpha$  constante de suavización exponencial para el nivel;  $X_t$  valor real de la serie en el periodo  $t$ ;  $T_t$  componente de tendencia de la serie para el periodo  $t$ ;  $\gamma$  constante de suavización exponencial para la tendencia;  $S_t$  componente estacional de la serie para el periodo  $t$ ;  $S_{t-s}$  componente estacional de la serie calculado para el periodo  $t-s$ ;  $\delta$  constante de suavización exponencial para la estacionalidad;  $s$  longitud de tiempo de la estacionalidad;  $m$  periodos futuros a predecir; y  $\hat{X}_{t+m}$  predicción de Holt-Winters para el periodo  $t+m$ .

Cuando existe más de una solución matemática optima, la elección de elegir uno u otro modelo calculado, se define de acuerdo a la pericia del especialista (analista energético). Algunos programas estadísticos, ofrecen un modelo más general al Holt-Winters, modelo compuesto, en el que se puede realizar combinaciones con el objetivo minimizar el margen de error [10].

### Indicadores de error del modelo

Estos indicadores sirven para comparar la efectividad de diferentes modelos utilizados. La precisión de la predicción es un criterio importante para evaluar predicción de validez. Por tal razón, un análisis de error basado en tres medidas estadísticas, es decir, error de porcentaje absoluto medio (MAPE), desviación absoluta media (MAD), y error cuadrático medio ó desviación cuadrática media (MSD), se emplea para estimar el rendimiento y la confiabilidad del modelo [7]. Siempre se busca el valor menor de los indicadores MAPE, MAD y MSD, ya que representan un mejor ajuste del modelo. El criterio MAPE es el factor decisivo ya que se expresa de manera fácil en términos de porcentaje genérico. Los tres indicadores se definen en las ecuaciones siguientes (9, 10 y 11).

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |X_t - \hat{X}_t|}{n} \quad (9)$$

$$MSD = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2}{n} \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right|}{n} \times 100 \quad (X_t \neq 0) \quad (11)$$

Donde:  $X_t$  valor real en el periodo  $t$ ;  $\hat{X}_t$  es el valor de predicción en el periodo  $t$ ; y  $n$  es el número total de periodos temporales (número de observaciones).

**Estimación de las constantes de suavización e indicadores de error del modelo**

Para la serie original, se estimó los valores  $\alpha$  de la constante de suavización exponencial para el nivel  $\alpha \in (0,1)$ ,  $\gamma$  de la constante suavización exponencial para la tendencia  $\gamma \in (0,1)$ , y  $\delta$  de la constante de suavización exponencial para la estacionalidad  $\delta \in (0,1)$ .

Se realizó la predicción, aplicación del modelo Holt-Winters aditivo y multiplicativo para diferentes constantes de suavización desde 0,1 hasta 0,5 para la serie consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca, y se evaluó las respectivas medidas de exactitud para cada caso, y se seleccionó el modelo más adecuado para la predicción.

**Constantes de suavización e indicadores de error para la serie original**

Una vez realizada la predicción mediante modelos Holt-Winters aditivo y multiplicativo para diferentes constantes de suavización, se verifica que el mejor modelo para predecir el consumo de energía eléctrica es el modelo Holt- Winters aditivo, con constantes de suavización  $\alpha, \gamma, \delta$  igual a 0,4 ya que presenta mejor ajuste en los tres indicadores, tomando los siguientes valores, MAPE de 1,70, MAD de 132,80 y MSD de 41280,00. En la Tabla 1, se muestran los resultados obtenidos por el software Minitab 17 para diferentes constantes de suavización.

**Tabla 1. Indicadores de error estimados mediante modelo Holt-Winters aditivo y multiplicativo de la serie consumo de energía eléctrica residencial, periodo 2005-2017**

Error	Holt-Winters aditivo					Holt-Winters multiplicativo				
	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,2$	$\alpha = 0,3$	$\alpha = 0,4$	$\alpha = 0,5$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,2$	$\alpha = 0,3$	$\alpha = 0,4$	$\alpha = 0,5$
	$\gamma = 0,1$	$\gamma = 0,2$	$\gamma = 0,3$	$\gamma = 0,4$	$\gamma = 0,5$	$\gamma = 0,1$	$\gamma = 0,2$	$\gamma = 0,3$	$\gamma = 0,4$	$\gamma = 0,5$
	$\delta = 0,1$	$\delta = 0,2$	$\delta = 0,3$	$\delta = 0,4$	$\delta = 0,5$	$\delta = 0,1$	$\delta = 0,2$	$\delta = 0,3$	$\delta = 0,4$	$\delta = 0,5$
MAPE	2,40	1,90	1,70	1,70	1,80	2,40	2,00	1,90	2,00	2,40
MAD	195,70	147,40	132,90	132,80	138,10	198,60	154,40	143,30	153,80	191,10
MSD	84869,20	49300,30	42919,00	41280,00	44048,00	89681,50	51779,80	45918,50	47608,80	72766,80

En la figura 3, se muestran los valores arrojados por el software Minitab 17, donde se compara la función de ajuste con los datos reales mediante los estadísticos de error MAPE, MAD y MSD, para el mejor modelo Holt- Winters aditivo.

En la figura 4, el gráfico histograma de los residuos muestra que los datos son asimétricos (presencia de atípico), una larga cola en una dirección (asimetría), incluye un valor atípico (barra que se encuentra muy alejada de las otras barras). En la gráfica de probabilidad normal de residuos, se verifica que los residuos no están distribuidos normalmente, existe un punto que está alejado de la línea implican una distribución con valor atípico, por lo que los intervalos de confianza pueden resultar inexactos. En la gráfica de residuos vs ajustes se verificar que los residuos están distribuidos aleatoriamente y no tienen una varianza constante, existe un punto que están alejado de cero. La gráfica de orden vs residuos se utilizó para comprobar la premisa de que los residuos son independientes unos de otros (no están correlacionados entre sí), idealmente, los residuos en la gráfica deben caer aleatoriamente alrededor de la línea central.

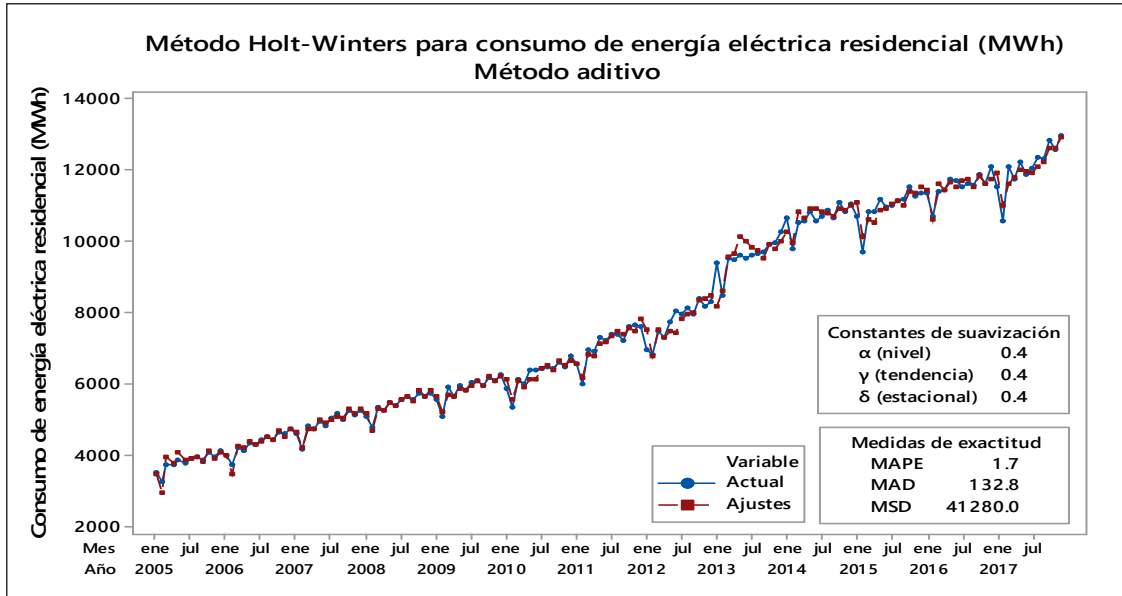


Fig. 3. Valores originales y estimados de la serie consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelo Holt- Winters aditivo, periodo 2005-2017

Se verifica que el MAPE es bajo, menor al 2%, por lo que no es necesario realizar la predicción a corto y mediano plazo con tratamiento de atípicos. En caso se quisiera mejorar más el ajuste de predicción, depende del procedimiento analítico que se utilice. El método más adecuado sería reemplazarlo como valores perdidos por estimaciones calculadas mediante uno de los distintos métodos posibles. Algunos de los métodos de estimación para reemplazar valores perdidos son: media de la serie, media de puntos adyacentes, mediana de puntos adyacentes, interpolación lineal, y tendencia lineal en el punto.

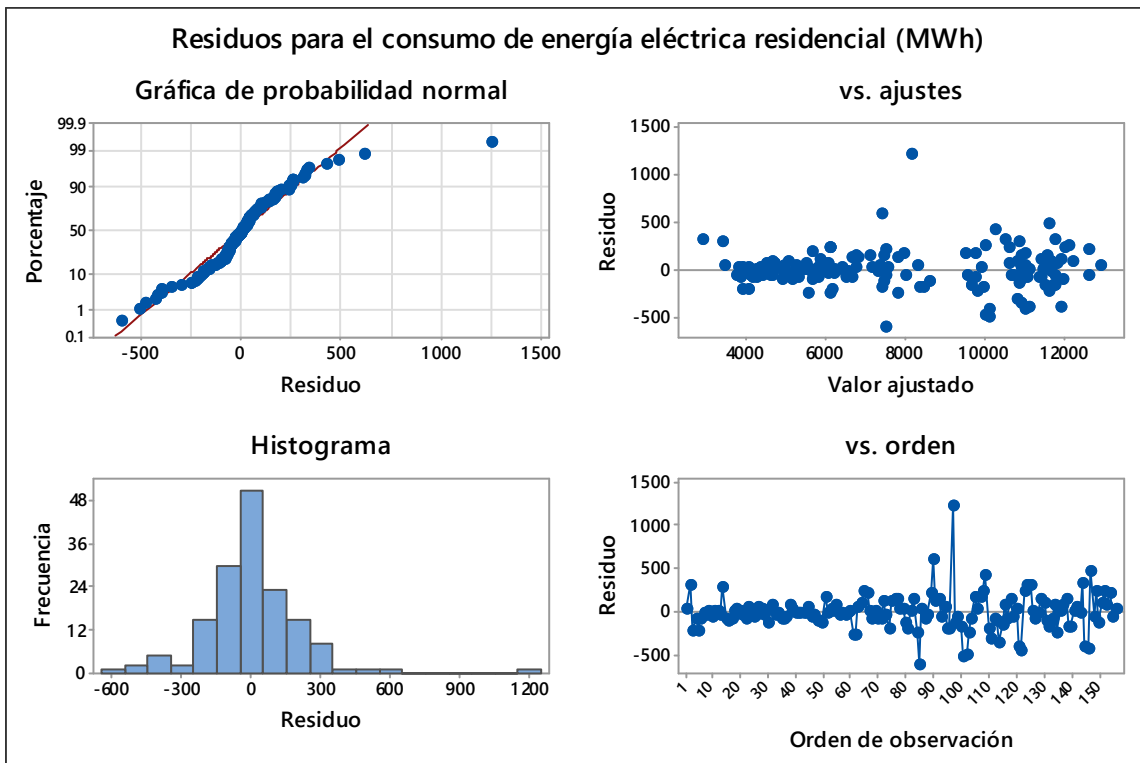


Fig. 4. Residuos de la serie consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelo Holt- Winters aditivo, periodo 2005-2017

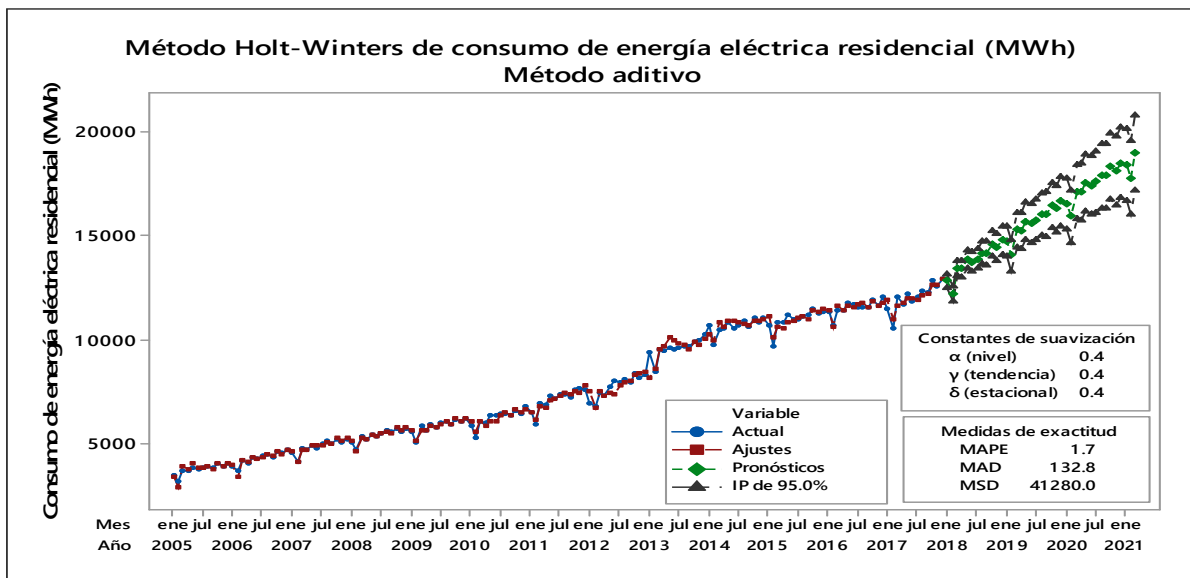
**Predicción del consumo de energía eléctrica residencial con el modelo Holt-Winters aditivo**

No existe patrones específicos que indique una relación entre el horizonte histórico y el tamaño del horizonte predictivo, todo depende de las características propia de las series temporales en estudio. De acuerdo a estudios realizados y experiencias internacionales es posible hacer predicciones ó proyecciones en una proporción de 1/4 a 1/5 del número de observaciones mensuales (data histórica).

En nuestro caso se trata de una serie temporal en resolución mensual de 156 observaciones (13 años) del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca, las predicciones deben tener un proceso dinámico que debe estar validado año a año una vez obtenido el modelo. El horizonte predictivo ó de proyección (HP) será a corto y mediano plazo que corresponderá a un cuarto del horizonte histórico (HH) . Con el horizonte histórico (HH) que se tiene para la serie de tiempo en estudio, se tendrá un horizonte predictivo (HP) de aproximadamente de 3,3 años.

**RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

Para la serie original, el que presenta mejor ajuste para la serie de datos, es el modelo Holt-Winters aditivo, este modelo presentó menor error de ajuste entre los valores de la serie y los estimados, cuyas constantes de suavización  $\alpha, \gamma, \delta$  igual a 0,4. En la Fig. 5, se muestra la modelización predictiva mediante el modelo Holt-Winters aditivo para un horizonte de 3,3 años, generado 39 predicciones, arrojados por el software Minitab 17. Se comparó la función de ajuste con los datos reales, mediante los estadísticos de error MAPE, MAD, y MSD, tomando los siguientes valores: MAPE de 1,70, MAD de 132,80 y MSD de 41280,00. El modelo seleccionado presenta un MAPE menor al 2% por lo que es adecuado para realizar predicciones a corto y mediano plazo.



**Fig. 5. Predicción de la serie consumo de energía eléctrica residencial mediante modelo Holt- Winters aditivo, periodo Enero 2018- Marzo 2021**

En la tabla 2, se encuentran tabulados los resultados de predicción en resolución mensual del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca, para un horizonte de predicción de 3,3 años (39 predicciones). La predicción se realizó con el modelo Holt- Winters aditivo, con constantes de suavización  $\alpha, \gamma, \delta$  igual a 0,4, utilizando el software Minitab 17. Las técnicas de predicción de series de tiempo antes mencionadas han sido aplicadas con éxito a la construcción de previsión de consumo de energía eléctrica. Cada técnica posee ciertas características ventajosas que deberían ser adecuadamente aplicados [11]. Esta sección arroja luz sobre ventajas y desventajas de la técnica o modelo empleado. Los datos obtenidos permiten afirmar que el estadístico MAPE del mejor modelo Holt- Winters aditivo fue mucho más bajo que el estadístico MAPE del mejor modelo Holt-Winters multiplicativo. El valor de las pruebas estadísticas MAPE fue considerada como el principal estimador de la capacidad del modelo. Basado en el comentario anterior, el mejor modelo de predicción del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca a corto y mediano plazo, fue el modelo Holt-Winters aditivo, con constantes de suavización  $\alpha, \gamma, \delta$  igual a 0,4, y un MAPE de 1,70. Se ha observado que los métodos de suavización exponencial, sus previsiones son ponderadas combinaciones de observaciones pasadas, con observaciones recientes que tienen más peso que las observaciones anteriores [6].



Los modelos Holt-Winters solo necesitan las series históricas de consumo de electricidad para construir la predicción. La principal fortaleza de los modelos propuestos es su baja capacidad computacional y costos de minería de datos [7]. Por lo tanto, el esfuerzo para mantenerlos actualizado es muy limitado. Sobre la base de nuestra predicción, un aumento ascendente en el consumo de energía eléctrica residencial debe esperarse en la Región Cajamarca durante los próximos años. Por lo tanto, es necesario para mantener este crecimiento con inversiones adecuadas en capacidad de infraestructura y generación.

**Tabla 2. Predicción de la serie consumo de energía eléctrica residencial mediante modelo Holt- Winters aditivo, periodo Enero 2018- Marzo 2021**

Período	Predicción consumo energía eléctrica residencial (MWh)	Límite de confianza inferior (LCI)	Límite de confianza superior (LCS)
ene-18	12860,60	12535,30	13185,90
feb-18	12230,50	11884,20	12576,80
mar-18	13430,80	13059,60	13802,00
abr-18	13406,10	13006,80	13805,40
may-18	13847,40	13417,50	14277,30
jun-18	13736,70	13274,20	14199,30
jul-18	13904,70	13407,80	14401,60
ago-18	14170,50	13637,90	14703,00
sep-18	14176,80	13607,50	14746,00
oct-18	14622,90	14016,10	15229,70
nov-18	14442,80	13797,70	15087,90
dic-18	14797,10	14113,10	15481,20
ene-19	14709,20	13985,70	15432,70
feb-19	14079,10	13315,70	14842,40
mar-19	15279,40	14475,80	16083,00
abr-19	15254,70	14410,60	16098,80
may-19	15696,00	14811,10	16580,90
jun-19	15585,40	14659,40	16511,30
jul-19	15753,30	14786,20	16720,50
ago-19	16019,10	15010,50	17027,70
sep-19	16025,40	14975,20	17075,50
oct-19	16471,50	15379,70	17563,40
nov-19	16291,40	15157,70	17425,10
dic-19	16645,80	15470,10	17821,40
ene-20	16557,80	15340,10	17775,50
feb-20	15927,70	14667,90	17187,60
mar-20	17128,00	15826,00	18430,10
abr-20	17103,30	15758,90	18447,70
may-20	17544,60	16157,90	18931,40
jun-20	17434,00	16004,80	18863,10
jul-20	17602,00	16130,30	19073,60
ago-20	17867,70	16353,50	19381,90
sep-20	17874,00	16317,30	19430,70
oct-20	18320,20	16720,80	19919,50
nov-20	18140,00	16498,00	19782,10
dic-20	18494,40	16809,70	20179,10
ene-21	18406,40	16679,00	20133,90
feb-21	17776,30	16006,10	19546,50
mar-21	18976,70	17163,70	20789,60

Debido a la escasez de datos disponibles en literatura sobre la previsión del consumo de energía eléctrica en la Región Cajamarca, decidimos emplear el modelo mencionado anteriormente, analizando diferentes alternativas para diferentes constantes de suavización entre 0 y 1 para reducir los errores de estimación, y comparar sus resultados para seleccionar el mejor modelo y verificar la confiabilidad de nuestra predicción a falta de pronósticos y documentos oficiales que traten con este tema.

De acuerdo a resultados obtenidos, y bibliografía revisada los modelos de suavización exponencial de Holt-Winters son adecuados para predicciones del consumo de energía eléctrica para un horizonte a corto y mediano plazo, cuando las series de tiempo no presentan comportamientos fuertes de ruidos.

## CONCLUSIONES

En este trabajo, se realizó la predicción del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelos Holt-Winters. Los resultados revelaron, que en los próximos años, debido a los cambios fundamentales en la industria y economía se espera un aumento ascendente del consumo de electricidad residencial en la Región Cajamarca.

De acuerdo con los modelos de predicción, el modelo que presentó mejor ajuste para la serie de datos, es el modelo Holt-Winters aditivo, este modelo presentó menor error de ajuste entre el modelo y la serie de datos, cuyas constantes de suavización estimada  $\alpha$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$  igual a 0,4. Se comparó la función de ajuste con los datos reales, mediante los indicadores o estadísticos de error, resultando un MAPE de 1,70, MAD de 132,80 y MSD de 41280,00. La predicción se realizó a corto y mediano plazo para un horizonte predictivo de 3,3 años (Tabla 2). De acuerdo a resultados de ajuste el modelo Holt-Winters aditivo, se predice un consumo de energía eléctrica residencial para marzo del año 2021 de 18976,70 MWh con un incremento de 6010,52 MWh, respecto a diciembre del año 2017 cuyo consumo de energía eléctrica residencial fue de 12966,18 MWh.

La predicción del consumo de energía eléctrica y comentarios contenido en este documento se espera que sea útil para los planificadores de energía y los responsables políticos en la construcción de escenarios futuros sobre el sector de electricidad en la Región Cajamarca. Por lo tanto, inversiones adecuadas son necesarias para cumplir con los requisitos de demanda y para evitar la escasez de electricidad en los próximos años.

## REFERENCIAS

- [1] MEIRA, E.M. y CYRINO, F.L. Forecasting mid-long term electric energy consumption through bagging ARIMA and exponential smoothing methods. Energy [en línea]. 2018, v. 144, p. 776-788. [Consulta 3 julio 2018]. ISSN 03605442. DOI 10.1016/j.energy.2017.12.049. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544217320820>, <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.12.049>
- [2] LAOUAFI, A., *et al.*, "Online electricity demand forecasting based on an effective forecast combination methodology". Electric Power Systems Research [en línea]. 2017, v. 148, p. 35-47. [Consulta 3 julio 2018]. ISSN 0378-7796. DOI 10.1016/J.EPSR.2017.03.016. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779617301165>.
- [3] ROSSI, M. y BRUNELLI, D. "Forecasting data centers power consumption with the Holt-Winters method". Conference: Environmental, Energy and Structural Monitoring Systems (EESMS), 2015 IEEE Workshop on. p. 210-214. DOI 10.1109/EESMS.2015.7175879.
- [4] LAOUAFI, A., *et al.*, "Daily peak electricity demand forecasting based on an adaptive hybrid two-stage methodology". International Journal of Electrical Power & Energy Systems [en línea]. 2016, v. 77, p. 136-144. [Consulta 3 julio 2018]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061515004664>. ISSN 0142-0615. DOI 10.1016/J.IJEPES.2015.11.046
- [5] TAYLOR, J.W. "Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting". European Journal of Operational Research [en línea]. 2010, v. 204, n. 1, p. 139-152. [Consulta 3 julio 2018]. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2009.10.003>, ISSN 03772217. DOI 10.1016/j.ejor.2009.10.003
- [6] FERBAR, T. L., *et al.*, "Demand forecasting with four-parameter exponential smoothing". International Journal of Production Economics [en línea]. 2016, v. 181, p. 162-173. [Consulta 3 julio 2018]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925527316301839?via%3Dihub>. ISSN 09255273. DOI 10.1016/j.ijpe.2016.08.004.
- [7] BIANCO, V., *et al.*, "Analysis and forecasting of nonresidential electricity consumption in Romania". Applied Energy [en línea]. 2010, vol. 87, n. 11, pp. 3584-3590. [Consulta 3 julio 2018]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261910002035>, ISSN 03062619. DOI 10.1016/j.apenergy.2010.05.018

- [8] SUDHEER, G. y Suseelatha, A. ``Short term load forecasting using wavelet transform combined with Holt-Winters and weighted nearest neighbor models``. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* [en línea]. 2015, v. 64, p. 340-346. [Consulta 3 julio 2018], Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.07.043>. ISSN 01420615. DOI 10.1016/j.ijepes.2014.07.043.
- [9] KOTILLOVÁ, A. ``Very Short-Term Load Forecasting Using Exponential Smoothing and Arima Models``. *Journal of Information, Control and Management* [en línea]. 2011, v. 9, n. 2, p. 85-92. [Consulta 3 julio 2018], Disponible en: [http://kifri.fri.utc.sk/~marti/Cislo18.pdf/Kotillova\\_opr.pdf](http://kifri.fri.utc.sk/~marti/Cislo18.pdf/Kotillova_opr.pdf)
- [10] FERBAR, L. y STRMČNIK, E., ``The comparison of Holt-Winters method and Multiple regression method: A case study``. *Energy*. 2016, v. 109, p. 266-276. [Consulta 3 julio 2018], Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544216305357>, ISSN 03605442. DOI 10.1016/j.energy.2016.04.115.
- [11] DEB, C. , *et al.*, ``A review on time series forecasting techniques for building energy consumption``. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* [en línea]. 2017, v. 74, p. 902-924.. [Consulta 3 julio 2018], Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117303155?via%3Dihub>. ISSN 18790690. DOI 10.1016/j.rser.2017.02.085