

Triple Exponential Smoothing Models for Forecasting Residential Natural Gas Consumption in Colombia

Alexander D. Pulido-Rojano, PhD¹; Arnaldo Verdeza-Villalobos, PhD¹; Juan Molina-Tapia, BSc(c)¹; Ricardo Marin-Algarin, BSc(c)¹; Aaron Jiménez-Rodríguez, BSc(c)¹; Jesús Tejera-Gutiérrez, BSc(c)¹

¹Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad Simón Bolívar, Colombia, alexander.pulido@unisimon.edu.co, arnaldo.verdeza@unisimon.edu.co, Juan.molina5@unisimon.edu.co, ricardo.marin@unisimon.edu.co, aaron.jimenez@unisimon.edu.co, jesus.tejera@unisimon.edu.co

Abstract– *The growing demand for natural gas in Colombia highlights the need for accurate forecasting tools to support energy planning, especially in the residential sector, where consumption patterns are shaped by climatic, socioeconomic, and behavioral factors. This study proposes a methodological framework for forecasting national residential natural gas demand using the additive and multiplicative Holt–Winters exponential smoothing models. Monthly historical consumption data from April 2020 to July 2025, obtained from the UPME’s Commercialization Bulletin, are used to calibrate both models. A nonlinear optimization procedure based on the Simplex method is applied to identify the optimal smoothing parameters that minimize the Mean Absolute Error (MAE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The results show that both Holt–Winters models achieve high predictive accuracy, confirming their suitability for short-term forecasting in the residential gas sector. The optimized multiplicative model demonstrates consistent parameter stability across different seasonal lengths, whereas the additive version yields slightly lower forecasting errors, with MAPE and MAE values of approximately 2.15% and 3.70, respectively. The proposed framework offers a replicable, computationally efficient tool aligned with national energy planning objectives, providing valuable insights for distributors, regulators, and market agents involved in supply management and operational decision-making.*

Keywords– *Demand forecasting, Residential natural gas, Holt–Winters exponential smoothing, Short-term prediction, Energy planning.*

Modelos de Suavización Exponencial Triple para el Pronóstico del Consumo de Gas Natural Residencial en Colombia

Alexander D. Pulido-Rojano, PhD¹; Arnaldo Verdeza-Villalobos, PhD¹; Juan Molina-Tapia, BSc(c)¹; Ricardo Marin-Algarin, BSc(c)¹; Aaron Jiménez-Rodríguez, BSc(c)¹; Jesús Tejera-Gutiérrez, BSc(c)¹

¹Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad Simón Bolívar, Colombia, alexander.pulido@unisimon.edu.co, arnaldo.verdeza@unisimon.edu.co, juan.molina5@unisimon.edu.co, ricardo.marin@unisimon.edu.co, aaron.jimenez@unisimon.edu.co, jesus.tejera@unisimon.edu.co

Resumen— La creciente demanda de gas natural en Colombia resalta la necesidad de contar con herramientas de pronóstico precisas que respalden la planificación energética, especialmente en el sector residencial, donde los patrones de consumo están determinados por factores climáticos, socioeconómicos y conductuales. Este estudio propone un marco metodológico para el pronóstico de la demanda nacional de gas natural residencial mediante los modelos de suavización exponencial de Holt–Winters en sus versiones aditiva y multiplicativa. Para la calibración de ambos modelos se utilizan datos históricos mensuales de consumo correspondientes al periodo de abril de 2020 a julio de 2025, obtenidos del Boletín de Comercialización de la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME). Se aplicó un procedimiento de optimización no lineal basado en el método Simplex para identificar los parámetros de suavización óptimos que minimizan el Error Medio Absoluto (EMA) y Error Porcentual Medio Absoluto (EPMA). Los resultados revelaron que ambos modelos de Holt–Winters alcanzan una alta precisión predictiva, lo que confirma su idoneidad para el pronóstico a corto plazo en el sector de gas residencial. El modelo multiplicativo optimizado demostró una estabilidad consistente de los parámetros ante diferentes longitudes estacionales, mientras que la versión aditiva presentó errores de pronóstico ligeramente menores, con valores de EPMA y EMA cercanos a 2.15% y 3.70, respectivamente. El marco metodológico propuesto ofrece una herramienta replicable y computacionalmente eficiente, alineada con los objetivos nacionales de planificación energética, y proporciona información valiosa para distribuidores, reguladores y agentes del mercado involucrados en la gestión de suministro y la toma de decisiones operativas.

Palabras clave— Pronóstico de demanda, gas natural residencial, suavizado exponencial de Holt–Winters, predicción a corto plazo, planificación energética.

I. INTRODUCCIÓN

A pesar del crecimiento de las energías renovables en Colombia y en el mundo, los combustibles fósiles, en particular el gas natural, continúan siendo fundamentales para garantizar la seguridad energética y la estabilidad del suministro [1-3]. Este recurso ha ganado relevancia debido a sus menores emisiones contaminantes en comparación con otros combustibles fósiles, lo que ha impulsado su adopción en sectores clave como la generación eléctrica, la industria, el transporte vehicular y, de manera especial, el consumo residencial [4-6]. En el contexto colombiano, la demanda energética ha aumentado de forma sostenida durante la última

década, y los patrones de consumo de gas natural evidencian diferencias estructurales entre los distintos sectores económicos, reflejando tanto dinámicas territoriales como variaciones en hábitos de uso y disponibilidad del recurso [7]. El sector residencial, en particular, presenta patrones definidos por factores climáticos, ciclos de consumo doméstico y dinámicas socioeconómicas, lo que exige herramientas de pronóstico específicas que capturen estas particularidades. Una estimación precisa de la demanda residencial permite mejorar la programación de mantenimientos del sistema de gasoductos, mitigar riesgos de desabastecimiento y apoyar políticas de eficiencia energética. Asimismo, proporciona insumos confiables para la toma de decisiones por parte de productores, comercializadores, transportadores y entidades regulatorias [8].

En este sentido, los modelos de pronóstico de consumo energético han evolucionado gracias al uso de series temporales, algoritmos de aprendizaje automático y técnicas híbridas de optimización, buscando mayor precisión y adaptabilidad en sistemas energéticos complejos [9–12]. Dentro de estos enfoques, los métodos de suavizamiento exponencial han mostrado alta eficacia para capturar tendencias y estacionalidades en el corto y mediano plazo, incluso en economías emergentes. Además, su uso permite aplicar técnicas de optimización matemática para determinar los valores óptimos de los parámetros de suavización que minimicen las métricas de error del pronóstico.

En este trabajo se propone un marco metodológico específico para pronosticar el consumo residencial de gas natural en Colombia mediante los modelos Holt–Winters aditivo y multiplicativo. Para esto, se aplica un procedimiento de optimización no línea para calibrar los parámetros de cada modelo, minimizando simultáneamente el Error Medio Absoluto (EMA) y Error Porcentual Medio Absoluto (EPMA). Los parámetros y métricas de error son comparados y analizados considerando la precisión obtenida. Los datos utilizados corresponden a los registros históricos mensuales desde abril del 2020 a Julio de 2025, tomados del Boletín Mensual de Comercialización de Gas Natural (BMCBEC) publicados por la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) [13]. Estos registros son reconocidos como la fuente más completa y confiable para el seguimiento del consumo de gas natural en Colombia. Aunque el boletín presenta ocho

segmentos de demanda, este documento se centra exclusivamente en el consumo residencial a nivel nacional, aprovechando la calidad, consistencia y validación oficial de esta información. El enfoque propuesto combina técnicas estadísticas clásicas con estrategias de optimización modernas, ofreciendo una metodología replicable y alineada con los objetivos nacionales de planificación energética.

El presente artículo se organiza de la siguiente manera: en la Sección 2 se presenta una revisión de la literatura relevante sobre el consumo y pronóstico de la demanda de gas natural. La Sección 3 describe en detalle los métodos de pronóstico aplicados en el estudio, junto con los criterios de evaluación del desempeño. En la Sección 4 se exponen los resultados obtenidos y el análisis de los experimentos numéricos realizados. Finalmente, la Sección 5 sintetiza las conclusiones más importantes del trabajo y plantea posibles líneas de investigación futura.

II. ANTECEDENTES

La aplicación de modelos, técnicas y metodologías para el estudio, análisis y pronóstico del sector del gas natural a nivel nacional ha sido diversa y continúa en expansión. El uso de cada enfoque depende de la finalidad y los objetivos planteados en cada estudio, así como de la disponibilidad de datos, el horizonte temporal del análisis y las características propias del sistema energético evaluado. Por ejemplo, [5] desarrollaron un modelo de “System Dynamics” para evaluar la sostenibilidad de la matriz energética colombiana y proyectar la cobertura de la demanda de gas natural bajo diferentes trayectorias de transición energética. El modelo integró variables macro (PIB, crecimiento urbano, adopción de energías limpias), la dinámica de seis grandes sectores de consumo y la interacción entre generación térmica a gas, energías no convencionales y la variabilidad hidrológica ligada al fenómeno de “El Niño”. Su principal contribución metodológica fue la unificación de oferta y demanda en un marco de retroalimentación que incorpora efectos como la urbanización, la sustitución vehicular y la disponibilidad hidrológica, lo que permite simular doce escenarios de políticas combinando hidrógeno, eólica, solar y nuevos descubrimientos de reservas. Los resultados evidenciaron que, bajo las condiciones actuales, las reservas existentes asegurarían la cobertura hasta 2026, mientras que la incorporación simultánea de fuentes renovables y nuevos hallazgos podría extender la cobertura hasta 2033; no obstante, la sostenibilidad a largo plazo depende críticamente del descubrimiento y explotación de nuevas reservas. Este estudio aportó una visión sistémica y de política pública que complementa los enfoques univariantes y sectoriales, mostrando la importancia de incorporar retroalimentaciones y restricciones de oferta en la planificación energética nacional. Por su parte, [8] propuso una alternativa de pronóstico del consumo de gas natural en Medellín (Colombia), utilizando datos oficiales del Sistema Único de Información (SUI) desde el primer trimestre de 2003 hasta el segundo trimestre de 2014. El estudio comparó el desempeño predictivo de dos enfoques:

el modelo estadístico ARIMA y un modelo de Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), ambos aplicados a series temporales de consumo y precios del gas. A partir de métricas de error como Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM) y Error Medio Absoluto (EMA), los resultados mostraron que el modelo ARIMA ofreció un mejor ajuste y mayor precisión en el horizonte evaluado, superando al método basado en aprendizaje automático. Este estudio evidenció la utilidad de modelos clásicos de series de tiempo en contextos urbanos específicos y pone de manifiesto la necesidad de ajustar la elección metodológica al comportamiento particular de cada serie. Sus hallazgos respaldan la pertinencia de metodologías estadísticas tradicionales como línea base para la modelación de la demanda residencial de gas en distintos ámbitos geográficos del país. Asimismo, [14] analizó integralmente la cadena de suministro de gas natural en Colombia, empleando un enfoque de modelación con dinámica de sistemas, que permitió representar de forma dinámica y simultánea el comportamiento de los niveles de producción, transporte y consumo en distintos sectores de demanda. Los resultados revelaron discrepancias importantes entre la capacidad actual de producción y transporte y las necesidades crecientes de los usuarios finales, evidenciando cuellos de botella y posibles brechas de cobertura en distintos horizontes de tiempo. Asimismo, el modelo permitió identificar las capacidades que deberían ampliarse, junto con sus tiempos de implementación, para garantizar una adecuada cobertura del suministro. En conclusión, la investigación destacó la utilidad de los modelos de dinámica de sistemas para anticipar desequilibrios estructurales en la cadena de suministro y apoyar la toma de decisiones públicas y privadas orientadas a asegurar la disponibilidad del gas natural en el marco de la transición energética del país. En [15] se exploró el potencial de las técnicas de ciencia de datos y aprendizaje automático para el análisis y pronóstico de variables asociadas al mercado del gas natural en Colombia, a partir de grandes volúmenes de información operativa y comercial generada por una empresa productora. El estudio tuvo como objetivo identificar patrones relevantes en los cargos fijos y variables del servicio, considerando características demográficas de los usuarios. Para ello, los datos públicos fueron sometidos a procesos de comprensión, limpieza y preparación, y posteriormente utilizados en dos modelos predictivos: series temporales mediante redes neuronales artificiales (TS-ANN) y k-nearest neighbors (KNN). Los resultados mostraron que ambos modelos logran predicciones con desviaciones reducidas frente a los valores reales y permitieron identificar tendencias significativas, como los grupos de consumidores con mayores cargos y los periodos en los que estos aumentan. La investigación concluyó que el aprovechamiento de datos disponibles públicamente ofrece oportunidades valiosas tanto para las empresas, al fortalecer la toma de decisiones, como para los usuarios, al facilitar estrategias informadas de gestión del consumo energético. Otros autores como [16] abordaron la problemática de la priorización del gas natural para la

generación termoeléctrica en Colombia, la cual genera restricciones de suministro para otros sectores durante periodos de escasez. Su objetivo fue desarrollar un modelo predictivo de la demanda de gas natural del sector térmico, que permita mejorar la planificación de la distribución nacional del recurso, especialmente en escenarios de alta exigencia energética. Para ello, se comparan tres enfoques de aprendizaje de máquina para series temporales: un modelo tradicional SARIMAX y dos redes neuronales recurrentes (LSTM y GRU), incorporando además el precio de la energía en bolsa como variable exógena. Los resultados evidenciaron que las redes neuronales recurrentes superan de manera consistente al SARIMAX, logrando una reducción significativa del error de predicción y una mejor captura de los patrones complejos característicos de la demanda térmica. El estudio concluye que las RNN representan una alternativa metodológica más robusta para respaldar la toma de decisiones en la planeación energética, en especial durante episodios críticos de consumo y riesgo de desabastecimiento. Finalmente, [17] analizó la predicción del consumo de gas natural en el sector industrial del Eje Cafetero colombiano, reconociendo la creciente demanda energética y los desafíos logísticos, ambientales y regulatorios asociados a su suministro. El objetivo fue desarrollar modelos de corto plazo que permitan estimar con precisión el consumo industrial de gas natural, facilitando la toma de decisiones para actores de la cadena de suministro. Para ello, se implementaron diversas técnicas de machine learning, incluyendo Random Forest, Máquinas de Vectores de Soporte y Redes Neuronales Recurrentes (LSTM), utilizando series históricas de consumo a cinco años para construir y evaluar modelos individuales por industria. La metodología incorporó procesos de entrenamiento, validación y selección de modelos basados en el desempeño medido mediante la métrica RECM. Los resultados evidenciaron que las LSTM presentaron un desempeño significativamente superior frente a los demás métodos, logrando capturar patrones no lineales y temporales con mayor precisión. El estudio concluyó que los modelos basados en redes neuronales recurrentes son una herramienta altamente confiable para la gestión energética a corto plazo y recomienda explorar variables adicionales y enfoques híbridos en futuras investigaciones para mejorar aún más la precisión de las estimaciones.

Tomando en cuenta los antecedentes presentados, la incorporación de modelos de descomposición estacional como Holt–Winters representa una contribución científica y práctica relevante para el análisis y pronóstico del consumo de gas natural residencial en Colombia. A nivel académico, su estructura aditiva o multiplicativa permite capturar de manera explícita la tendencia, la estacionalidad y la dinámica de corto plazo propias de series energéticas sometidas a variabilidad climática, ciclos productivos y fluctuaciones de la demanda, ofreciendo una alternativa robusta frente a enfoques univariantes tradicionales y complementaria a los modelos basados en aprendizaje automático reportados en la literatura. Desde la perspectiva aplicada, la optimización de sus

parámetros suavizantes mediante criterios de error, como EMA o EPMA, mejora significativamente la precisión predictiva, lo que se traduce en pronósticos más estables y confiables para la planificación operativa, la gestión de inventarios de suministro y la toma de decisiones estratégicas durante escenarios de alta presión energética. Su facilidad de implementación, bajo requerimiento computacional y capacidad para actualizarse en tiempo real lo convierten en una herramienta valiosa para empresas distribuidoras, autoridades regulatorias y agentes del mercado, aportando evidencia cuantitativa de utilidad inmediata para la gestión del recurso gas natural.

III. MÉTODOS

Como ha sido mencionado, esta investigación aplicada los modelos aditivo y multiplicativo de Holt–Winters para predecir el consumo residencial de gas natural en Colombia. Estos modelos constituyen una extensión fundamental de los modelos de suavizamiento exponencial simple y doble, desarrollados específicamente para mejorar la precisión del pronóstico en series temporales que presentan simultáneamente tendencia y patrones estacionales bien definidos [18, 19]. A diferencia de los enfoques clásicos que solo capturan el nivel subyacente o una tendencia lineal, los modelos Holt–Winters descomponen la serie en tres componentes (nivel, tendencia y estacionalidad) cada uno actualizado mediante ecuaciones de suavizamiento [20]. Esta estructura permite que cada modelo se adapte de manera eficiente a cambios estructurales en los datos, como variaciones en los patrones de consumo o ciclos estacionales de demanda, aumentando así la estabilidad y exactitud de los pronósticos [21].

El modelo aditivo es apropiado cuando la magnitud de la estacionalidad se mantiene constante a lo largo del tiempo, y por su parte, el modelo multiplicativo es útil cuando la intensidad de las fluctuaciones estacionales varía proporcionalmente con el nivel de la serie. Formalmente, cada modelo actualiza el nivel suavizado A_t , la tendencia estimada T_t y el índice estacional S_t en cada periodo t , empleando tres parámetros de suavizamiento que determinan la rapidez con la que cada componente incorpora nueva información [22]. La interacción conjunta de estos elementos permite capturar de forma simultánea las dinámicas de corto y largo plazo, y generar pronósticos multi-paso que reflejan tanto el comportamiento intrínseco de crecimiento como su variación cíclica [23].

La elección entre los modelos aditivo o multiplicativo es un elemento crítico que determina la capacidad del modelo para reproducir adecuadamente la estructura estacional real de la serie. Cuando la estacionalidad aumenta o disminuye en relación con la escala de los datos (como suele ocurrir en aplicaciones energéticas) la versión multiplicativa ofrece una representación más realista, mientras que la aditiva resulta más robusta cuando las variaciones estacionales se mantienen relativamente constantes [24, 25]. En conjunto, el método Holt–Winters destaca por su equilibrio entre simplicidad matemática, eficiencia computacional y buen desempeño empírico,

características que explican su amplia adopción en contextos de pronóstico económico, industrial y energético. La representación matemática de cada versión del modelo se presenta en las Ecuaciones (1)–(8).

Ecuaciones del modelo multiplicativo de Holt–Winters:

$$A_t = \alpha \left(\frac{Y_t}{S_{t-L}} \right) + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1)$$

$$T_t = \beta (A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2)$$

$$S_t = \gamma \left(\frac{Y_t}{A_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-L} \quad (3)$$

$$Y'_{t+p} = (A_t + pT_t)S_{t-L+p} \quad (4)$$

Ecuaciones del modelo aditivo de Holt–Winters:

$$A_t = \alpha (Y_t - S_{t-L}) + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad (5)$$

$$T_t = \beta (A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (6)$$

$$S_t = \gamma (Y_t - A_t) + (1 - \gamma)S_{t-L} \quad (7)$$

$$Y'_{t+p} = A_t + pT_t + S_{t-L+p} \quad (8)$$

Como se observa, los modelos Holt–Winters emplea tres parámetros de suavizamiento (α para el nivel, β para la tendencia y γ para la estacionalidad) que regulan su capacidad de respuesta frente a cambios en la serie. El parámetro α controla la adaptación del nivel general, β ajusta la pendiente de la tendencia y γ capta los patrones estacionales recurrentes, mientras que L representa la longitud del ciclo estacional y p el horizonte para el pronóstico Y'_{t+p} [26]. En conjunto, estos elementos permiten que el modelo se adapte tanto a fluctuaciones de corto plazo como a comportamientos estructurales de largo plazo, generando pronósticos confiables para múltiples periodos [27]. Para garantizar su precisión, en este estudio la selección óptima de α , β y γ se realizó mediante un proceso de optimización no lineal orientado a minimizar simultáneamente el Error Medio Absoluto (EMA) y Error Porcentual Medio Absoluto (EPMA). Este procedimiento de calibración ajusta los componentes de nivel, tendencia y estacionalidad, logrando que el modelo represente adecuadamente la dinámica del consumo y produzca estimaciones más robustas para la planificación estratégica del sector.

Las métricas de error EMA y EPMA permiten medir la precisión del modelo y que tan cercanos son los valores pronosticados a los reales de sus correspondientes periodos. El EMA evalúa la magnitud promedio del error en un conjunto de n predicciones, sin considerar la dirección del error. Se calcula

como el promedio de las diferencias absolutas entre los valores observados y los pronosticados, proporcionando una medida sencilla y directa del desvío general del modelo [28, 29]. Valores menores de EMA indican una mayor precisión del pronóstico y una mejor capacidad de ajuste del modelo (ver Ecuación (9)).

$$EMA = \frac{\sum_{t=1}^n |Y_t - Y'_t|}{n} \quad (9)$$

Por su parte, el EPMA es una métrica ampliamente utilizada que expresa la precisión del pronóstico en términos porcentuales, lo que facilita interpretar la magnitud relativa de los errores respecto a los valores observados. Se obtiene promediando las diferencias absolutas porcentuales entre los datos reales y los predichos, permitiendo comparar el desempeño del modelo incluso entre series con escalas o unidades diferentes [30, 31]. Valores menores de EPMA reflejan una mayor exactitud predictiva, por lo que resulta especialmente útil en contextos donde la magnitud de los datos varía significativamente a lo largo del tiempo o entre sectores (ver Ecuación (10)).

$$EPMA = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - Y'_t}{Y_t} \right|}{n} \cdot 100 \quad (10)$$

IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS

En esta sección se presentan y analizan los resultados obtenidos en la predicción del consumo residencial de gas natural en Colombia mediante los modelos de suavizamiento exponencial Holt–Winters, previamente descritos. Para ello, se empleó una serie histórica compuesta por 64 observaciones del consumo mensual de gas natural, correspondientes al período comprendido entre abril de 2020 y julio de 2025. Estos datos fueron recopilados del Boletín Mensual de Comercialización de Gas Natural (BMCBEC), publicado por la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) [13], y posteriormente procesados para su uso en los modelos de pronóstico. La serie seleccionada permitió capturar tanto la tendencia como los patrones estacionales característicos del consumo residencial, elementos fundamentales para evaluar el desempeño del método Holt–Winters. Además, en la evaluación del desempeño de los modelos se probaron valores entre 1 y 4 para la longitud del ciclo estacional (L), considerando un valor de $p = 1$.

La Tabla 1 presenta los valores obtenidos para el Error Medio Absoluto (EMA), el Error Porcentual Medio Absoluto (EPMA) y el pronóstico Y'_{t+1} correspondientes a todos los escenarios evaluados. Estos indicadores permiten comparar el desempeño de los modelos aplicados y determinar su capacidad para reproducir adecuadamente el comportamiento histórico del consumo residencial de gas natural. Asimismo, los valores óptimos de los parámetros de suavización de cada escenario fueron determinados mediante el método Simplex de la herramienta Solver de MS Excel, lo que garantizó la

identificación de combinaciones que minimizan las métricas de error y, por ende, mejoran la precisión del modelo. Esta optimización constituye un paso fundamental para asegurar que las predicciones generadas sean robustas y adecuadas para apoyar procesos de análisis y toma de decisiones.

TABLA I
 RESULTADOS ÓPTIMOS PARA LOS PARÁMETROS DE SUAVIZACIÓN QUE
 MINIMIZAN LOS VALORES DE EMA Y EPMA CUANDO SE EMPLEAN LOS
 MODELOS HOLT-WINTERS

Modelo multiplicativo de Holt-Winters						
L	α	β	γ	EMA* óptimo	EPMA	Y'_{t+1}
1	0.3178064	0.2204035	0.0000001	3.97	2.31%	170.28
2	0.3115808	0.2345737	0.00087694	3.97	2.31%	170.24
3	0.3178217	0.2203893	0.0000001	3.97	2.31%	170.28
4	0.3107017	0.2269288	1×10^{-7}	3.97	2.31%	170.29
L	α	β	γ	MAE	EPMA* óptimo	Y'_{t+1}
1	0.31895435	0.2193813	0.0000001	3.97	2.31%	170.27
2	0.3184959	0.2197881	0.0000001	3.97	2.31%	170.27
3	0.3178217	0.2203893	0.0000001	3.97	2.31%	170.28
4	0.3217215	0.2169519	0.0000001	3.97	2.31%	170.27

Modelo aditivo de Holt-Winters						
L	α	β	γ	EMA* óptimo	EPMA	Y'_{t+1}
1	0.3073687	0.2425332	0.00034236	3.93	2.29%	170.15
2	0.3075009	0.2422576	0.00034236	3.93	2.29%	170.15
3	0.3080183	0.2417775	0.00034249	3.93	2.28%	170.17
4	0.3078124	0.2420639	0.00034233	3.93	2.29%	170.15
L	α	β	γ	EMA	EPMA* óptimo	Y'_{t+1}
1	0.3073452	0.2426334	0.00034215	3.93	2.29%	170.15
2	0.3076347	0.2423032	0.0000001	3.93	2.29%	170.15
3	0.4596057	0.00421262	0.38733506	3.70	2.15%	176.74
4	0.3623429	0.19545994	0.00972879	3.94	2.29%	169.89

Como se puede observar, la aplicación del modelo Holt-Winters multiplicativo mostró valores optimizados constantes de EMA (3.97) y EPMA (2.31%) para los distintos valores de L evaluados, lo que sugiere que su precisión es estable y poco sensible a cambios en la amplitud del componente estacional. Esta consistencia indica que, aunque el modelo captura adecuadamente la estructura general de la serie, su capacidad para mejorar la precisión relativa frente a variaciones en el ciclo estacional es limitada. En contraste, el modelo Holt-Winters aditivo presentó un EMA óptimo constante de 3.93 para los diferentes valores de L evaluados; sin embargo, la métrica EPMA mostró una reducción (2.28%) cuando $L = 3$, aun cuando dicha métrica no era el criterio de optimización.

Al optimizar directamente el EPMA, el menor valor obtenido fue 2.15%, también asociado a $L = 3$, lo que evidencia

una mejora sustancial en el error relativo y, en consecuencia, una mayor precisión porcentual del modelo. Además, al optimizar EPMA con $L = 3$ se alcanzó simultáneamente el valor más bajo de EMA (3.70), lo cual indica una consistencia interna entre ambas métricas. Este comportamiento sugiere que, para series con variaciones moderadas como el consumo residencial de gas natural, el modelo aditivo capta de forma más eficiente las fluctuaciones sin amplificar errores, lo que sí puede ocurrir en el enfoque multiplicativo. Las Figuras 1 y 2 presentan el comportamiento gráfico de los valores predichos para los escenarios con mejor rendimiento y precisión de los modelos.

En conjunto, los resultados demuestran que el modelo Holt-Winters aditivo con $L = 3$ ofrece el mejor desempeño general al presentar los menores errores absolutos y porcentuales. Esto indica una alta capacidad para representar de forma precisa el comportamiento estacional y de tendencia de la serie temporal, generando pronósticos más confiables para el corto plazo.

Desde una perspectiva operativa, estos hallazgos tienen implicaciones directas para la planificación energética del sector residencial. Un modelo más preciso (como el Holt-Winters aditivo con $L = 3$) permite anticipar con mayor confiabilidad las variaciones mensuales en la demanda, optimizando la asignación de recursos en la cadena de suministro. Esto se traduce en una mejor programación del despacho, una gestión más eficiente de las reservas y una reducción del riesgo de desbalance entre oferta y consumo en periodos de alta sensibilidad estacional. Asimismo, contar con pronósticos robustos facilita la toma de decisiones regulatorias y tarifarias, al permitir escenarios de simulación más realistas frente a fluctuaciones del mercado y condiciones climáticas variables.

Al contrastar los resultados obtenidos con la literatura especializada, se observa que los modelos Holt-Winters, particularmente en su configuración aditiva, se consolidan como una alternativa metodológica efectiva para el pronóstico de series energéticas con estacionalidad moderada, como es el caso del consumo residencial en Colombia. A diferencia de enfoques más complejos basados en aprendizaje automático, que requieren mayores volúmenes de datos y capacidades computacionales, el método Holt-Winters ofrece un balance óptimo entre simplicidad operativa, estabilidad y precisión predictiva. Estos resultados fortalecen la evidencia de que los modelos de descomposición estacional continúan siendo altamente competitivos en contextos donde la disponibilidad de datos es limitada y la interpretabilidad es un criterio relevante para la toma de decisiones. En consecuencia, los hallazgos del estudio no solo validan la pertinencia del enfoque utilizado, sino que aportan una referencia empírica útil para futuras investigaciones y para entidades encargadas de la planificación energética en el país.

Finalmente, es importante reconocer que, aunque los modelos de suavizamiento exponencial ofrecen una alta precisión basada en patrones históricos, su naturaleza univariante no contempla exógenamente escenarios de ruptura

estructural o crisis de reservas. En contextos de alta incertidumbre o escenarios caóticos en la disponibilidad de recursos, este marco metodológico debería complementarse con modelos de simulación de escenarios o dinámica de sistemas que permitan evaluar el impacto de choques externos en el suministro nacional.

V. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos a través de la implementación de los modelos Holt-Winters aditivo y multiplicativo permiten concluir que ambos enfoques constituyen herramientas robustas para la predicción de la demanda residencial de gas natural en Colombia.

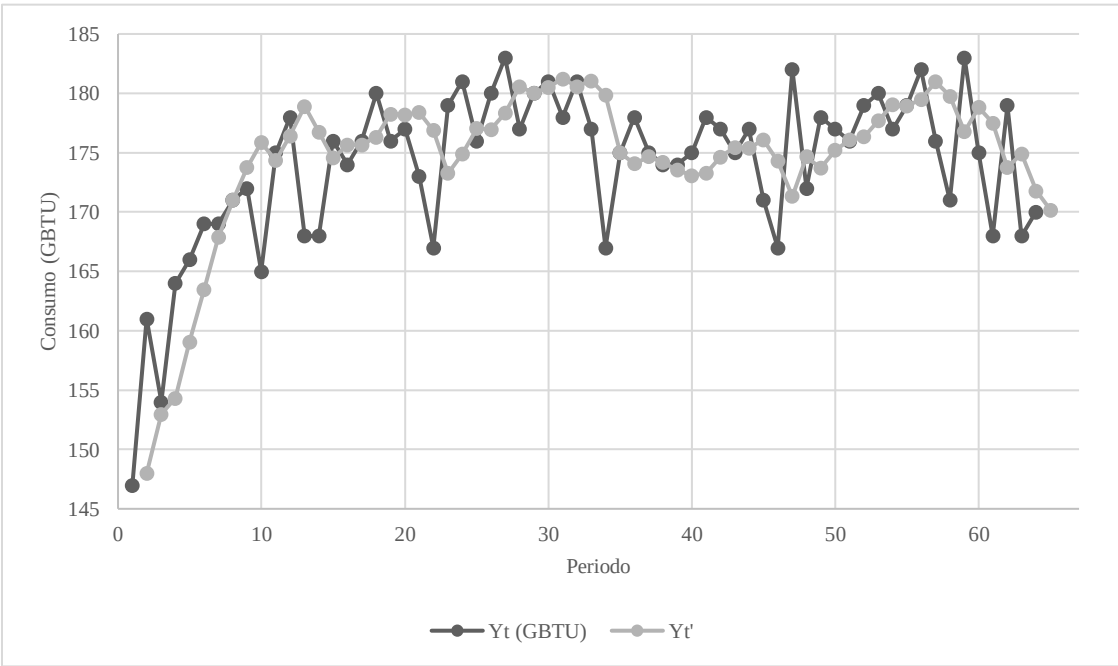


Fig. 1. Predicción vs valores reales del consumo de gas natural para el modelo aditivo de Holt-Winters al optimizar EMA y $L = 3$

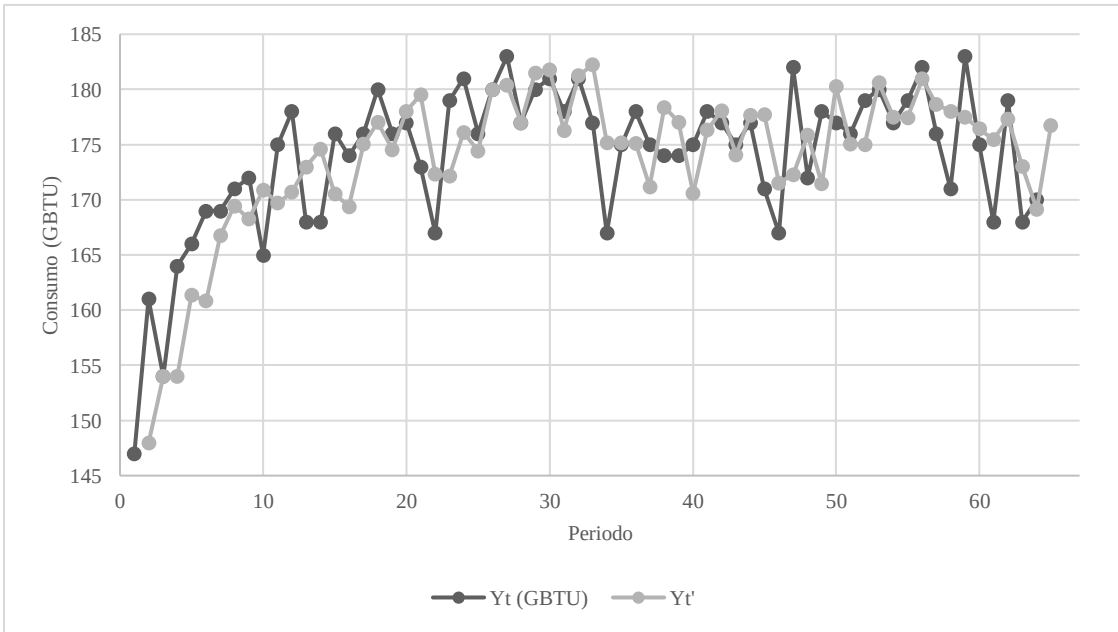


Fig. 2. Predicción vs valores reales del consumo de gas natural para el modelo aditivo de Holt-Winters al optimizar EPMA y $L = 3$

La capacidad de estos modelos para capturar la tendencia y estacionalidad de la serie, aun en un contexto marcado por variaciones climáticas y patrones de consumo relativamente estables, evidencia su pertinencia para escenarios de planificación energética de corto plazo. El análisis comparativo entre los modelos muestra que, si bien el modelo Holt-Winters multiplicativo ofrece parámetros estables ante distintos valores de la longitud estacional ($L = 1-4$), su desempeño en términos de error absoluto y porcentual es ligeramente superado por el modelo aditivo. Este último presenta valores más bajos de EMA y EPMA, particularmente cuando se emplea $L = 3$, lo que sugiere que la estructura del consumo residencial colombiano tiende a ajustarse mejor a variaciones lineales moderadas que a cambios proporcionales. Esta característica es consistente con el comportamiento del sector, donde los picos y descensos de demanda no suelen presentar amplitudes amplificadas por efectos multiplicativos. Los niveles de precisión alcanzados ratifican la confiabilidad de los modelos para aplicaciones operativas. Entre los aspectos destacables se encuentra la efectividad del procedimiento de optimización Simplex para la calibración de los parámetros de suavización, lo que contribuye a mejorar la calidad del ajuste sin necesidad de técnicas computacionales complejas. Este hallazgo resalta la ventaja adicional de reproducibilidad y bajo costo computacional, factores relevantes para instituciones que requieren implementar sistemas de pronóstico continuos. Desde una perspectiva operativa y estratégica, estos resultados aportan un insumo valioso para los actores del sector energético.

Los distribuidores pueden anticipar con mayor precisión las necesidades diarias y mensuales de suministro, lo que favorece la gestión eficiente de inventarios y la reducción de riesgos asociados a la variabilidad del consumo. De igual forma, los reguladores y planificadores energéticos pueden apoyarse en estas proyecciones para tomar decisiones oportunas sobre balance oferta-demanda, expansión de infraestructura, y medidas preventivas frente a posibles escenarios de desabastecimiento. En conjunto, el marco metodológico propuesto ofrece una base sólida para perfeccionar futuros modelos de pronóstico, incorporar nuevas variables explicativas y extender su aplicación a otros segmentos del mercado, contribuyendo así al fortalecimiento de la seguridad energética en el país.

AGRADECIMIENTO

Los autores expresan su sincero agradecimiento a la Universidad Simón Bolívar, Barranquilla, Colombia, por el apoyo institucional brindado durante el desarrollo de esta investigación.

REFERENCIAS

- [1] UPME, Plan Energético Nacional – PEN 2020–2050. Unidad de Planeación Minero-Energética, Bogotá, Colombia, 2020.
- [2] J. C. Cardona Castaño, “Energy Management in Colombia: Evolution and Prospects for the Sustainable Transition (1993–2023),” *Int. J. Environ. Sustain. Soc. Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 427–440, 2025. <https://doi.org/10.38142/ijesss.v6i2.1312>.
- [3] S. J. Sofan-Germán, J. D. Arrieta-Torres, A. Ruíz-Garcés, and M. E. Doria-Oviedo, “Evaluación energética de la formación de biogás obtenido de residuos sólidos urbanos del relleno sanitario mediante el modelo LandGEM”, *Invest. Innov. Ing.*, vol. 11, no. 2, pp. 16–27, Jul. 2023. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=10351135>.
- [4] M. Salazar-Cachopo, A. De la Hoz Moreno, y G. Morales Medina, “Energy efficiency of a crude oil pipeline: assessment of operation and maintenance practices following ISO 50001”, *Invest. Innov. Ing.*, vol. 13, no. 1, pp. 200–221, jun. 2025. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=10417485>.
- [5] D. Franco, J. C. Osorio, and D. F. Manotas, “Dynamic modelling of the natural gas market in Colombia in the framework of a sustainable energy transition,” *Energies*, vol. 18, no. 19, p. 5316, 2025. doi: 10.3390/en18195316.
- [6] Ministerio de Minas y Energía, Informe de rendición de cuentas 2023. Bogotá, Colombia: MinMinas, 2023. [Online]. Disponible: https://www.minenergia.gov.co/documents/11068/Informe_de_Rendicion_de_Cuentas_Nov2023.pdf. [Accessed: Oct. 29, 2025].
- [7] UPME, “Proyección de demanda de Gas Natural 2024–2038,” Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME), Jan.2025. [Online]. Available: https://docs.upme.gov.co/DemandayEficiencia/Documents/Doc_Proyecc_Dem_Gas_Nat_Ene2025_v5.pdf. [Accessed: Oct. 29, 2025].
- [8] G. J. G. Uribe, D. E. R. Guevara, and P. A. R. Gallego, “Estimation of residential natural gas consumption in Medellín-Antioquia,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 16, no. 3, pp. 819–822, Mar. 2018, doi: 10.1109/TLA.2018.8358661.
- [9] E. Poongavanam, P. Kasinathan y K. Kanagasabai, “Optimal Energy Forecasting Using Hybrid Recurrent Neural Networks,” *Intell. Autom. Soft Comput.*, vol. 36, no. 1, pp. 249–265, 2023. <https://doi.org/10.32604/iasc.2023.030101>.
- [10] K. Chreng, H. S. Lee, y S. Tuy, “A Hybrid Model for Electricity Demand Forecast Using Improved Ensemble Empirical Mode Decomposition and Recurrent Neural Networks with ERA5 Climate Variables,” *Energies*, vol. 15, no. 19, 2022. <https://doi.org/10.3390/en15197434>.
- [11] T. Mazibuko y K. Akindeji, “Hybrid Forecasting for Energy Consumption in South Africa: LSTM and XGBoost Approach,” *Energies*, vol. 18, no. 16, 2025. <https://doi.org/10.3390/en18164285>.
- [12] W. Jiang, X. Wu, Y. Gong, W. Yu, and X. Zhong, “Holt–Winters smoothing enhanced by fruit fly optimization algorithm to forecast monthly electricity consumption,” *Energy*, vol. 193, 116779, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.energy.2019.116779.
- [13] Bolsa Mercantil de Colombia S.A. (BMCBEC), Boletín Mensual de Comercialización de Gas Natural: Informes mensuales. [En línea]. Disponible: <https://www.bmcbec.com.co/informes/informes-mensuales>. [Accedido: 29-oct-2025].
- [14] M. Becerra Fernández, E. C. González La Rotta, F. Cosenz, and I. Dyrner Rezonzew, “Demand and Supply Model for the Natural Gas Supply Chain in Colombia,” in *Methods and Applications for Modeling and Simulation of Complex Systems, AsiaSim 2018, Commun. in Comput. and Inf. Sci.*, vol. 946, Singapore: Springer, 2018, pp. 220–231, doi:10.1007/978-981-13-2853-4_17.
- [15] A. Alviz-Meza, E. Torres-Salazar, S. Gastiaburú-Morales, H. Alvarez-Vasquez, J. Orozco-Agamez, and D. Peña-Ballesteros, “Machine learning models for natural gas consumer decision making: Case study of a Colombian company,” *Chem. Eng. Trans.*, vol. 100, pp. 169–174, 2023, doi: 10.3303/CET23100029.
- [16] J. Flórez Lizarazo and L. Zárate Herrera, Predicción de la demanda de gas natural de las centrales térmicas en Colombia en el corto plazo. Universidad de Antioquia, 2024. [Online]. Available: <https://hdl.handle.net/10495/44506>. [Accessed: Oct. 14, 2025].
- [17] L. Zuleta García, Modelo predictivo del consumo de gas natural, en el mercado industrial del eje cafetero. 2021. [Online]. Available: <https://repositorio.ucaldas.edu.co/handle/ucaldas/17093>. [Accessed: Oct. 13, 2025].
- [18] P.R. Winters, “Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages,” *Manag. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 324–342, 1960. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.3.324>.

- [19] C. C. Holt, "Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages," *Int. J. Forecast.*, vol. 20, no. 1, pp. 5–10, 2004, doi: 10.1016/j.ijforecast.2003.09.015.
- [20] P. S. Kalekar, *Time Series Forecasting Using Holt-Winters Exponential Smoothing*, Kanwal Rekhi School of Information Technology, 2004.
- [21] E. S. Gardner, "Exponential smoothing: The state of the art—Part II," *Int. J. Forecast.*, vol. 22, no. 4, pp. 637–666, 2006, doi: 10.1016/j.ijforecast.2006.03.005.
- [22] T. Hanzák, "Holt–Winters method with general seasonality," *Kybernetika*, vol. 48, no. 1, pp. 1–15, 2012.
- [23] O. Trull, J. C. García-Díaz, and A. Peiró-Signes, "msf: A forecasting library to predict short-term electricity demand based on multiple seasonal time series," *J. Comput. Sci.*, vol. 78, p. 102280, 2024, doi: 10.1016/j.jocs.2024.102280.
- [24] D. Majed Saleh Al-Hafid and G. Hussein Al-maamary, "Short term electrical load forecasting using holt-winters method", *AREJ*, vol. 20, no. 6, pp. 15–22, Dec. 2012. <https://doi.org/10.33899/rengj.2012.63377>.
- [25] E. Mejía Vásquez, "Predicción del consumo de energía eléctrica global de la Empresa Municipal de Servicios Eléctricos Utcubamba mediante modelos Holt–Winters," *Rev. Cienc. Pakamuros*, vol. 7, no. 1, 2023, doi: 10.37787/07z03d58.
- [26] I. O. Anaguano Pérez and F. F. Sandoya Sánchez, "Métodos basados en los modelos ARIMA estacional y Holt–Winters para la previsión de la demanda eléctrica a ultra corto plazo," *Rev. Mat. Teor. Apl.*, vol. 23, no. 1, pp. 1–12, Jan. 2025. <https://www.revistas.espol.edu.ec/index.php/matematica/article/view/1234/1078>.
- [27] M. D. Mariño, A. Arango, L. Lotero, and M. Jiménez, "Modelos de series temporales para pronóstico de la demanda eléctrica del sector de explotación de minas y canteras en Colombia," *Rev. EIA*, vol. 18, no. 35, pp. 1–23, 2021, doi: 10.24050/reia.v18i35.1458.
- [28] R. J. Hyndman and A. B. Koehler, "Another look at measures of forecast accuracy," *Int. J. Forecast.*, vol. 22, no. 4, pp. 679–688, 2006, doi: 10.1016/j.ijforecast.2006.03.001.
- [29] C. Chatfield, *The Analysis of Time Series: An Introduction*, 6th ed. CRC Press, 2003. <https://doi.org/10.4324/9780203491683>.
- [30] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2015.
- [31] J. S. Armstrong and F. Collopy, "Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons," *Int. J. Forecast.*, vol. 8, no. 1, pp. 69–80, 1992, doi: 10.1016/0169-2070(92)90008-W.