

Análisis de sustentabilidad de la generación eléctrica en Colombia mediante la proyección de indicadores de eficiencia energética

Melissa Valencia-Duque¹, Juan Zapata-Mina², Juan E. Tibaquirá³

Grupo de investigación en Gestión Energética - GENERGÉTICA, Facultad de Ingeniería Mecánica, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia. Email: [1melissa.valencia2@utp.edu.co](mailto:melissa.valencia2@utp.edu.co), [2juan.zapata1@utp.edu.co](mailto:juan.zapata1@utp.edu.co), [3juantiba@utp.edu.co](mailto:juantiba@utp.edu.co)

Resumen

Este estudio busca determinar si las prácticas actuales de generación de energía eléctrica en Colombia, cubrirán la demanda eléctrica futura de manera sustentable. Para ello, se realizó una proyección de un escenario de tendencia actual (*Business As Usual* - *BAU*) mediante el modelo de Vectores Autorregresivos (VAR), comparando los resultados con la demanda eléctrica proyectada por el país al año 2030. Se realizó un análisis de la eficiencia en la generación (η) como indicador técnico, de la intensidad energética primaria (IEP) como indicador económico, y de la intensidad de emisiones de carbono (IEC) como indicador ambiental. Se identificó que la generación eléctrica alcanzará a cubrir la demanda eléctrica nacional en su escenario medio, pero no su límite superior. El proceso de generación eléctrica del país tiende a aumentar su η y a reducir tanto su IEP como su IEC. De tal forma, se recomienda implementar estrategias de eficiencia energética con resultados visibles al año 2025.

Palabras clave: Generación eléctrica, proyecciones, eficiencia energética, indicadores.

Abstract

This study seeks to determine whether current practices of electric power generation in Colombia will cover future electricity demand in a sustainable manner. For this purpose, a Business As Usual (BAU) scenario was projected using the Vector Autoregressive (VAR) model, comparing the results with the country's projected electricity demand for the year 2030. An analysis of generation efficiency (η) as a technical indicator, primary energy intensity (PEI) as an economic indicator, and carbon emission intensity (CEI) as an environmental indicator was carried out. It was identified that electricity generation will meet the national electricity demand in its medium scenario, but not its upper limit. The country's electricity generation tends to increase its η and reduce both its IEP and IEC. It is recommended to implement energy efficiency strategies with visible results by 2025.

Keywords: Power generation, forecast, energy efficiency, indicators.

1. Introducción

El aumento en el consumo de recursos energéticos a nivel global, no sólo refleja el rápido crecimiento económico y demográfico, sino que también contribuye a la contaminación ambiental. Según la Unión Europea, la eficiencia energética es clave en las transiciones energéticas limpias de los países, reduciendo las pérdidas y, por ende, las emisiones contaminantes asociadas al consumo de fuentes fósiles, contribuyendo así a la seguridad energética para cubrir la demanda eléctrica [1], [2]. El éxito de las iniciativas de control y reducción de la contaminación y aumento de la eficiencia energética suele estar respaldado por una gestión eficaz de la energía. Esta gestión requiere identificar los Usos Significativos de la Energía

(USEs) y pronosticar su consumo, reconociendo la relación entre los aspectos técnicos, económicos y ambientales; esto es sustentabilidad.

Colombia, mediante su Contribución Determinada a nivel Nacional (NDC, por sus siglas en inglés) se comprometió con una reducción de las emisiones de Gases Efecto Invernadero (GEI) del 51% respecto a la proyección en 2030 en el escenario de referencia, esto es máximo 169,4 Mt CO₂eq [3]. Uno de los sectores priorizados para realizar acciones es el sector energía, específicamente en el proceso de generación, el cual fue responsable de 13,4 Mt CO₂eq para el año 2020 [4], [5]. Por lo tanto, el proceso de generación eléctrica en Colombia se considera un USE.

El país cuenta con diferentes fuentes primarias de energía como el agua, el carbón, el gas natural, los derivados del petróleo, la biomasa, la radiación solar y el viento. Dichas fuentes de energía son procesadas en diferentes plantas generadoras de energía eléctrica. Las plantas hidroeléctricas proporcionan aproximadamente el 63% de la energía eléctrica generada en el país, debido a las condiciones climatológicas y geográficas de Colombia. Las plantas termoeléctricas operan principalmente con combustibles fósiles como carbón y gas natural, las cuales generan aproximadamente 23% de la energía eléctrica del país. Las plantas de autogeneración y cogeneración con 13% de participación, operan con fuentes fósiles y biomasa. Finalmente, las plantas solares y eólicas tienen una participación cercana a 0,25% en la generación de energía eléctrica del país [6].

A pesar de tener una generación eléctrica basada en fuentes renovables, las cuales representan aproximadamente el 69% de la capacidad instalada en el país, el sistema eléctrico colombiano presenta inestabilidad a causa de su dependencia en la energía hidráulica. Las condiciones climatológicas variables, los altos precios de los recursos energéticos, la disminución de las reservas petroleras y las pérdidas de energía eléctrica en la transmisión y distribución son algunos de los principales problemas de la baja seguridad energética del país [7]. Colombia ha desarrollado políticas para diversificar sus procesos de generación de energía eléctrica. Tales como el impuesto al carbono en la Ley No. 1819 de 2016 [8], la promoción de la adopción de Fuentes No Convencionales de Energía Renovable (FN CER) [9] y el Programa de Uso Racional y Eficiente de la Energía (PROURE) [10]. Estas políticas buscan reducir el 51% de sus emisiones a 2030 de acuerdo al escenario base [11], [12]. Adicionalmente, para el año 2023, se prevé un crecimiento anual de la demanda eléctrica nacional cercana al 3,4% [13]. Por lo tanto, es necesario determinar si las prácticas actuales de generación de energía eléctrica en Colombia, cubrirán la demanda eléctrica futura de manera sustentable; esto es, desde un punto de vista técnico, económico y ambiental. Lo anterior permitiría identificar la necesidad de aplicar estrategias de eficiencia energética.

Algunos estudios sobre sustentabilidad del sector energético han analizado la generación eléctrica a través de indicadores energéticos, económicos y ambientales. Babkir Ali [13], desarrolló indicadores de sostenibilidad y sustentabilidad medibles para la generación de energía eléctrica a partir del carbón. A través de estos, integró los impactos en el agua [m^3/MWh] y el uso de la tierra [m^2/MWh] con las emisiones de GEI [$\text{kg CO}_2\text{eq}/\text{MWh}$] y el Costo Nivelado de Energía de la generación (LCOE, por sus siglas en inglés) [USD/MWh]. Ali identificó que la mayoría de los estudios publicados sobre

sustentabilidad y sostenibilidad de la generación de energía con carbón se han centrado en las emisiones de GEI y el efecto económico relacionado, dejando de lado el efecto de las eficiencias de conversión de las diferentes centrales eléctricas. E.L.L. Rovere et al. [14] presentaron una propuesta metodológica para analizar la sostenibilidad y sustentabilidad de la expansión de la generación eléctrica, integrando indicadores técnicos, socioeconómicos, ambientales y tecnológicos de las diversas alternativas de expansión del sector. Sin embargo, no consideraron la distribución de cada variable y su correlación, desde un punto de vista estadístico. Mohammadi-Aylar, Almassi y Bakhoda [15] determinaron, de ocho zonas de estudio en Irán, aquellas con el mayor potencial de generación eléctrica mediante energías renovables. Utilizaron el método del Proceso Analítico Jerárquico (AHP, por sus siglas en inglés) analizando criterios económicos, ambientales y energéticos. En este estudio no se consideró el cambio de las variables en el tiempo, lo cual permitiría una planificación energética adecuada.

A partir de la revisión bibliográfica, se evidenció la pertinencia de realizar un análisis de sustentabilidad en la generación eléctrica colombiana considerando el cambio de las variables con el tiempo. Por lo tanto, en este estudio se comparó la proyección de la generación eléctrica en Colombia en un escenario BAU (Business as usual) con la demanda eléctrica proyectada por el país al año 2030, y se analizaron los siguientes indicadores de eficiencia energética: eficiencia en la generación, intensidad energética primaria (IEP) e intensidad de emisiones de carbono (IEC) [16], [17]. Este estudio ayudará a los tomadores de decisiones a identificar en qué momento las condiciones actuales de operación del proceso de generación eléctrica serán insuficientes para cubrir la demanda eléctrica nacional, previendo la aplicación de estrategias de eficiencia energética, que además aporten a la mitigación del cambio climático, al incremento en la eficiencia energética y a la reducción de los costos energéticos del país.

2. Metodología

En esta sección, se describen los pasos necesarios para modelar, proyectar las variables, y calcular los indicadores.

2.1. Recopilación de la información

Las variables recopiladas para este estudio fueron: la generación eléctrica, el consumo de fuentes primarias, las emisiones de CO_2eq asociadas al consumo de fuentes primarias y el Producto Interno Bruto (PIB). Para esta última, se utilizó la serie de datos de la proyección del PIB Colombia 2020 – 2050, bajo el escenario Promedio [18]. Las principales fuentes de información fueron: la Unidad de Planeación Minero

Energética de Colombia (UPME); la empresa XM, encargada de operar el Sistema Interconectado Nacional (SIN) y administrar el Mercado de Energía Mayorista (MEM); la Superintendencia de Servicios Públicos, encargada de vigilar las empresas generadoras y distribuidoras de energía eléctrica en el país; el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE); el Departamento Nacional de Planeación (DNP); la Agencia Internacional de Energía (IEA, por sus siglas en inglés); el Banco Mundial; y el Fondo Monetario Internacional. La información obtenida de estos proveedores fue recopilada a través de bases de datos de acceso público.

La recopilación de información se realizó con una periodicidad anual entre el 2006 y 2020, ya que, no fue posible validar la información anterior a dicho intervalo de tiempo en las entidades consultadas. Finalmente, se realizó un proceso de tratamiento de datos que consistió en limpiar, completar, validar y consolidar la información en series de datos.

2.2. Modelo de regresión y estimación por Vectores Autorregresivos (VAR)

2.2.1. Descripción del modelo VAR

Entre los modelos de series de tiempo se encuentra el modelo de Vectores Autorregresivos (VAR), el cual permite relacionar diferentes variables y observar su variación conjunta a partir de una correlación entre las mismas [19]. Un rasgo específico de este modelo es que incluye valores rezagados de las variables empleadas como regresores. Esto permite estimar no sólo los efectos instantáneos sino también los efectos dinámicos en las relaciones hasta n rezagos [20].

Este modelo requiere que las series sean estacionarias. Una serie es estacionaria si el nivel global (media) y la desviación media del nivel (varianza) son constantes a lo largo de la serie. En series temporales como el histórico de la generación eléctrica, del consumo de fuentes primarias, de las emisiones de CO₂ y del PIB, las características más habituales son: tendencia; estacionalidad y varianza que crece con la media. Por lo tanto, es necesario estabilizar las series a través de transformaciones en los datos que eliminan estas características habituales, garantizando la estacionariedad de la serie en media y/o varianza [21]. Para este caso, se realizó una transformación logarítmica de las series de datos.

En este estudio se tiene un modelo VAR que explica el comportamiento temporal de 3 variables. Por lo tanto, se tienen 3 variables explicativas retardadas, más una constante en cada ecuación, para un total de 12 coeficientes a estimar, más los 6 elementos de la matriz de covarianzas de las innovaciones (18 parámetros en total). Las ecuaciones (1) (2) y (3), presentan el modelo

VAR de las series de datos de interés para este estudio, modeladas como variables endógenas. Para un año t los logaritmos naturales del consumo de fuentes primarias, de las emisiones de CO₂, y de la generación eléctrica se conocen como $y_1(t)$, $y_2(t)$, y $y_3(t)$, respectivamente. Entendiendo la dependencia entre las variables, estas se calculan como una función de sus valores pasados, como $y_{1(t-i)}$, $y_{2(t-i)}$ y $y_{3(t-i)}$. En función de los coeficientes del modelo, como $a_{k i}^j$ para $j, k \in [1,3]$, donde j hace referencia a la variable de interés y k a la ecuación de cada modelo. En función de una constante c_k , y de las perturbaciones por ruido blanco u_k , respectivamente para cada modelo. Donde p es la cantidad óptima de rezagos [22].

$$y_1(t) = c_1 + \sum_{i=1}^p [a_{1i}^1 y_{1(t-i)} + a_{1i}^2 y_{2(t-i)} + a_{1i}^3 y_{3(t-i)}] + u_1(t) \quad (1)$$

$$y_2(t) = c_2 + \sum_{i=1}^p [a_{2i}^1 y_{1(t-i)} + a_{2i}^2 y_{2(t-i)} + a_{2i}^3 y_{3(t-i)}] + u_2(t) \quad (2)$$

$$y_3(t) = c_3 + \sum_{i=1}^p [a_{3i}^1 y_{1(t-i)} + a_{3i}^2 y_{2(t-i)} + a_{3i}^3 y_{3(t-i)}] + u_3(t) \quad (3)$$

Este modelo debe ser validado estadísticamente antes de intentar cualquier proyección.

2.2.2. Validación del modelo de estimación y predicción VAR

En la **Tabla 1** se presentan algunas de las herramientas estadísticas que se utilizaron en este estudio para analizar la fiabilidad y la precisión del modelo VAR [21], [23], [24]. Para analizar la capacidad de predicción del modelo, se utilizó el Error Medio Absoluto (MAE, por sus siglas en inglés) mediante la ecuación (4), el Error Porcentual Medio Absoluto (MAPE, por sus siglas en inglés) con la ecuación (5), y el Error Cuadrático Medio (RMSE, por sus siglas en inglés) con la ecuación (6). Tanto el MAE como el RMSE proporcionan información sobre la fidelidad y la rectitud del modelo. Cuanto mayor sea el RMSE en relación con el MAE, mayor será la variación del error de predicción. Es decir, cuanto menor sea el RMSE y el MAE, mejor será la capacidad de predicción del modelo [25]. Un MAPE menor al 10% indica una capacidad de predicción excelente, entre el 10% al 20% indica una predicción buena, y mayor al 50% indica una mala predicción [26].

Tabla 1. Herramientas estadísticas empleadas para la validación del modelo VAR.

Herramienta estadística	Descripción	Criterio
Criterio de longitud de rezagos.	Mediante criterios de información como el Akaike (AIC), el Schwarz (SC) y el Hannan-Quinn (HQ) se determina la cantidad óptima de rezagos p que mejor ajustan el modelo a los datos.	La cantidad p es aquella con las puntuaciones más bajas de los criterios.
Estimaciones de autorregresión vectorial.	R^2 y R^2 ajustado, son los coeficientes de determinación normal y ajustado del modelo, respectivamente.	Cercano a 1.
	Suma residual de cuadrados (SSR, por sus siglas en inglés). Desviación de los valores empíricos predichos respecto a los valores reales.	Menor al 5%.
Condición de estabilidad	Verifica la estacionariedad del modelo cuando ninguna raíz se encuentra por fuera del círculo unitario.	Módulos de las raíces, menores a 1.
Test normalizado	Analiza que las perturbaciones tengan una distribución normal, con media cero y varianza constante; a partir de la prueba de Jarque-Bera. Hipótesis nula: Los residuos son normales multivariantes.	Probabilidad (p -value) cercana a 1.

Fuente: elaboración propia.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i|}{N} \quad (4)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \cdot 100 \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N}} \quad (6)$$

Donde N representa el número de predicciones, \hat{y}_i y y_i indican el valor predicho y el valor real.

2.3. Indicadores de sustentabilidad

En este estudio se propone el cálculo de tres indicadores de eficiencia energética para realizar el análisis de sustentabilidad de la generación eléctrica en Colombia: eficiencia en la generación eléctrica (η), intensidad energética primaria (IEP) e intensidad de emisiones de carbono (IEC) [16], [17]. Los cálculos se realizan a partir de las series de datos de las variables modeladas bajo el modelo VAR.

2.3.1. Eficiencia en la generación eléctrica

Este indicador de carácter técnico-energético permite conocer qué tan eficiente es un proceso de generación eléctrica en cuanto a la conversión de energía primaria en electricidad, al entregar el porcentaje de la salida energética sobre la energía de entrada o consumida por el proceso, ecuación (7) [27].

$$\eta = \frac{\sum G_i}{\sum C_i} \quad (7)$$

donde, η es la eficiencia de la generación de energía eléctrica [%], $\sum G_i$ es la suma de energía generada de

cada central eléctrica i [GWh], $\sum C_i$ es la suma de la energía consumida para la generación de cada central eléctrica i [GWh].

2.3.2. Intensidad energética primaria

Indicador energético-económico, hace referencia a la energía primaria consumida en las plantas de generación eléctrica C_i por unidad de PIB, la cual indica la relación general del consumo de energía primaria con el desarrollo económico, como se observa en la ecuación (8) [28], [29].

$$IEP_g = \frac{\sum C_i}{PIB_i} \quad (8)$$

donde, IEP_g Intensidad energética primaria de la generación eléctrica [kWh/USD] y PIB_i Producto interno bruto del país a base constante del 2015 [Billones de USD].

2.3.3. Intensidad de emisiones de carbono

Inicialmente se realiza el cálculo de las emisiones en la generación eléctrica, lo que permite determinar la huella de carbono asociada al dióxido de carbono (CO_2), metano (CH_4), óxido nitroso (NO) y otras emisiones contaminantes generadas en el proceso de generación eléctrica. Para determinar las emisiones equivalentes de CO_2 se deben identificar las fuentes de energía con potencial de generación de emisiones [27]. En este caso de estudio se identificaron como principales fuentes de generación de emisiones contaminantes: el carbón, el gas natural, el diésel, la gasolina, el petróleo, el gas licuado de petróleo y el bagazo de caña de azúcar. En la ecuación (9) se presenta el cálculo de las emisiones equivalentes.

$$ECO2 = \frac{\sum_j SC_j FE_j}{1000} \quad (9)$$

donde, $ECO2$ son las emisiones de CO_2 equivalentes de la generación eléctrica asociada a los combustibles [$MtCO_2$], SC_j es el consumo de cada fuente de energía j que genere emisiones contaminantes [GWh], FE_j es el factor de emisión de cada fuente de energía j que genere emisiones [kt CO_2 eq/GWh]. Los factores de emisión asociados a las fuentes contaminantes se tomaron de la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) [30], [31].

Finalmente, $IECO2$ es la Intensidad de emisiones de CO_2 equivalente de la generación eléctrica para un periodo de tiempo [g CO_2 eq/USD], indicador de eficiencia energética de carácter económico-ambiental. Se determina a partir de la ecuación (10), relacionando las $ECO2$ de la generación eléctrica con el desarrollo económico del país medido a partir del PIB [17].

$$IECO2 = \frac{ECO2}{PIB} \quad (10)$$

3. Resultados

En esta sección se presentan los resultados estadísticos de la validación del modelo VAR, los resultados de la proyección de las variables de interés, el análisis de la comparación entre la demanda eléctrica nacional y la generación eléctrica proyectada, y finalmente, los resultados del cálculo de los indicadores.

3.1. Resultados del modelo VAR

La **Tabla 2** presenta los resultados del criterio de longitud de rezagos. Donde * indica el orden de rezago seleccionado por los criterios Akaike (AIC), Schwarz (SC) y Hannan-Quinn (HQ). Por lo tanto, se usaron 3 rezagos para modelar las series de datos de interés mediante el modelo VAR.

Tabla 2. Criterio de longitud de rezagos.

p	AIC	SC	HQ
0	-5,6117	-5,1869	-5,6163
1	-8,9001	-8,0504	-8,9091
2	-8,5536	-7,2791	-8,5672
3	-11,0271*	-9,3277*	-11,0452*

Fuente: elaboración propia.

La **Tabla 3** presenta los resultados de las estimaciones de autorregresión vectorial del modelo VAR, por cada variable y en general. Los valores de los coeficientes de determinación normal y ajustado, R^2 y R^2 ajustado, son cercanos a 1, indicando un buen ajuste del modelo a los datos. Según el parámetro SSR, y_3 y y_2 son las variables que mejor y peor se ajusta al modelo, respectivamente.

Tabla 3. Estimaciones de autorregresión vectorial.

Parámetros	y_1	y_2	y_3
R^2	0,9766	0,9667	0,9949
R^2 ajustado	0,8907	0,8445	0,9764
SSR	0,0063	0,0278	0,0008

Fuente: elaboración propia.

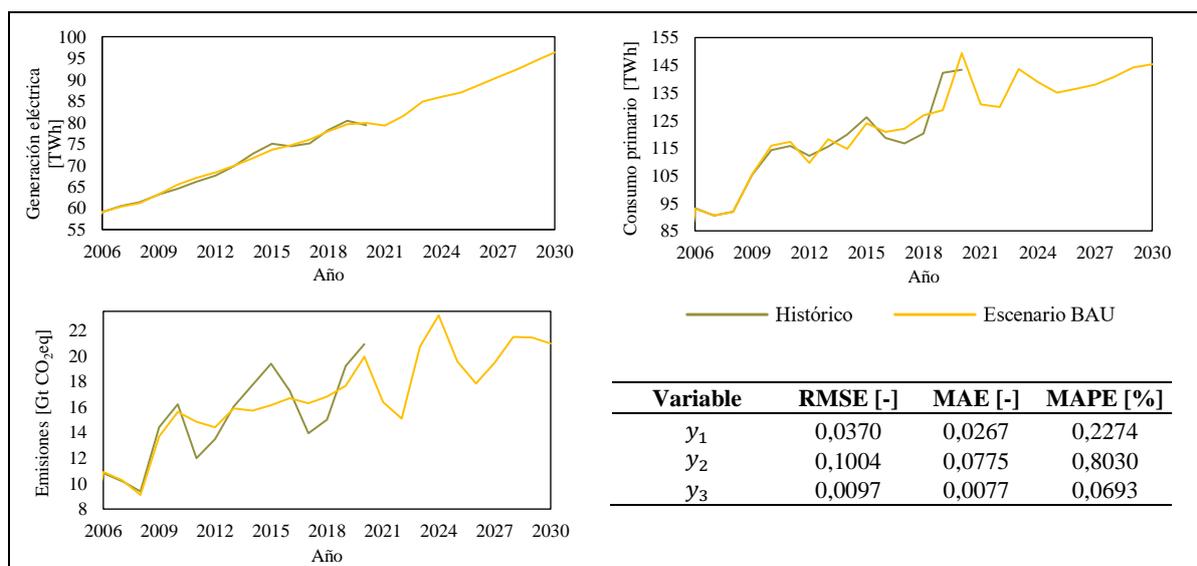


Figura 1. Resultados proyección de variables mediante modelo VAR.

En la prueba de condición de estabilidad, los módulos de las raíces del polinomio característico tuvieron valores entre 0,19 y 0,99, por lo cual están dentro del círculo unitario. Lo anterior indica que las series temporales son estacionarias y que el modelo VAR satisface la condición de estabilidad.

Los resultados del test normalizado se presentan en la **Tabla 4**, donde el *p-value* es cercano a 1 para todos los componentes. Esto indica que los residuos no están correlacionados y se distribuyen aproximadamente de forma normal con media cero y desviación estándar constante.

Tabla 4. Resultados test normalizado.

Componente	Jarque-Bera	df	p-value
1	0,0224	2	0,9889
2	0,0346	2	0,9829
3	0,8257	2	0,6618
Joint	0,8826	6	0,9897

Fuente: elaboración propia

Finalmente, los valores del RMSE y el MAE fueron cercanos a cero, indicando una buena capacidad de predicción del modelo. El MAPE fue menor al 10% para todas las variables, lo cual indica una capacidad de predicción excelente. Lo anterior se observa en los resultados de la proyección de variables bajo un escenario BAU mediante la metodología VAR, en la **Figura 1**.

3.2. Análisis de sustentabilidad

En la **Figura 2** se presenta la comparación entre la generación eléctrica (GE) proyectada mediante el modelo VAR hasta el año 2030, y la demanda de energía eléctrica del Sistema Interconectado Nacional (SIN) proyectada al mismo año bajo el escenario Medio [18]. Esta proyección de la demanda eléctrica del SIN fue realizada por el país a partir de series históricas trimestralizadas del operador del Sistema (XM) de la demanda de energía eléctrica del SIN hasta el último trimestre disponible. Contempla la incorporación de consumidores especiales y la proyección de demanda de energía eléctrica proveniente de vehículos eléctricos [32]. Esta comparación permite determinar si las condiciones actuales de generación de energía eléctrica en Colombia, cubrirán la demanda eléctrica futura.

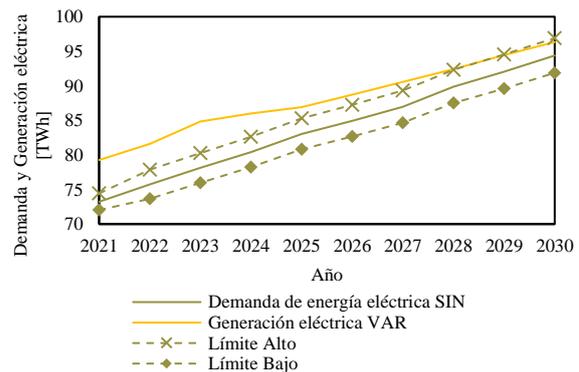


Figura 2. Comparación demanda eléctrica del SIN con la generación eléctrica VAR.

Para el año 2030 la demanda eléctrica del SIN será de 94.391 GWh, con un límite alto de 96.917 GWh y un límite bajo de 91.883 GWh. Según los resultados de la proyección de las variables de interés mediante el modelo VAR para un escenario BAU, para el año 2030 se espera una generación eléctrica de 96.339 GWh. Para este año, la generación eléctrica proyectada, alcanzará a cubrir la demanda eléctrica del SIN pero no a su límite alto. Entre los años 2023 y 2025, la tasa de cambio de la línea que representa la generación eléctrica VAR disminuye en un 62% respecto a la pendiente entre el 2021 y el 2023. Debido a esta reducción en la tasa de generación eléctrica, a partir del 2025 se mantiene una diferencia alrededor de 1.700 GWh con el Límite Alto de la demanda eléctrica, frente a la diferencia de 4.500 GWh que había antes del 2023. A partir del 2028, el límite alto de la demanda eléctrica alcanza a la generación eléctrica.

Adicionalmente, para identificar si esta cobertura de la demanda será de manera sustentable, se realiza un análisis de los indicadores seleccionados, lo cual permitiría identificar la necesidad de aplicar estrategias de eficiencia energética.

Según los resultados presentados en la **Figura 3**, la eficiencia en la generación eléctrica (η) como indicador técnico, tiende a incrementar para el año 2030, en comparación con el 2020. En cuanto a su comportamiento histórico, se observa que entre los años 2008 y 2010 hubo una reducción cercana al 10% de la eficiencia en las plantas eléctricas del país, esto pudo ser debido al incremento en el uso de plantas térmicas y de auto y cogeneración, las cuales tienen menor eficiencia que las plantas hidroeléctricas. Durante los años 2009 al 2011 se presentó el fenómeno ambiental El Niño-Oscilación del Sur (ENSO, por sus siglas en inglés), el cual generó un periodo de sequía prolongada produciendo una disminución del caudal de los ríos y por ende del volumen útil de agua para producir energía eléctrica mediante plantas hidroeléctricas [33]. Entre el 2018 y el 2020, se observa otra caída en la eficiencia energética del sistema, la cual pudo estar relacionada con las restricciones

económicas que surgieron por la pandemia del Covid-19 a principios del año 2020 en los principales sectores económicos del país.

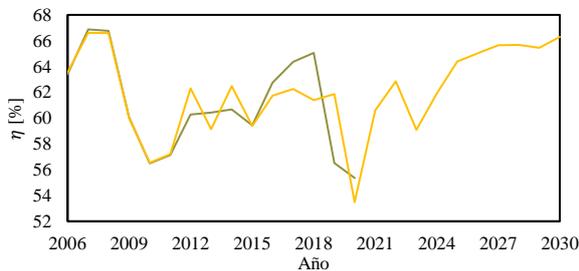


Figura 3. Eficiencia en la generación eléctrica.

Como es de esperarse en la **Figura 4**, si la eficiencia aumenta, la intensidad energética primaria (IEP) disminuye, al reducir el consumo de fuentes primarias para generar mayor cantidad de energía eléctrica. La IEP tiende a reducir su valor en un 19% para el año 2030, respecto al 2020. Es decir, para el 2030 se espera consumir menor cantidad de energía por cada unidad monetaria producida, comparada con el 2020.

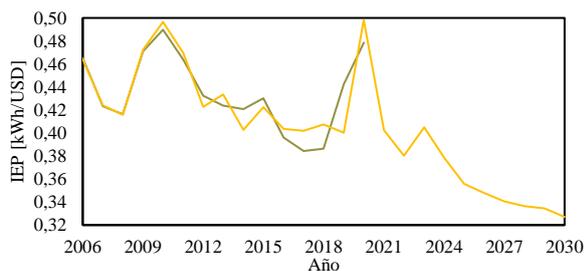


Figura 4. Intensidad energética primaria.

Así mismo, en la **Figura 5**, la intensidad de emisiones de carbono (IEC) se reduce con una variación relativa porcentual del 7%, entre los años 2020 y 2030. Lo anterior evidencia la reducción en el consumo de fuentes fósiles como fuentes primarias en las plantas eléctricas del país, las cuales tienen un factor de emisión mayor a las fuentes renovables. Es decir, para el año 2030 se espera emitir menor cantidad de emisiones contaminantes por cada unidad monetaria producida, comparada con el 2020.

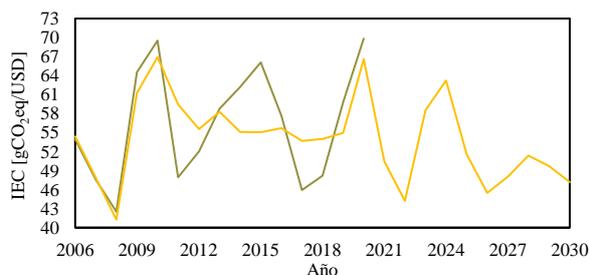


Figura 5. Intensidad de emisiones de carbono.

4. Conclusiones

En este artículo se realizó un análisis de sustentabilidad de la proyección de la generación eléctrica en Colombia bajo un escenario Business as usual (BAU), a través de los siguientes indicadores de eficiencia energética: eficiencia en la generación, intensidad energética primaria (IEP) e intensidad de emisiones de carbono (IEC). La generación eléctrica proyectada mediante el modelo de regresión y estimación por Vectores Autorregresivos (VAR) se comparó con la demanda eléctrica proyectada por el país al año 2030. Lo anterior, para determinar si las condiciones actuales de operación del proceso de generación eléctrica del país, manifestadas por el comportamiento histórico de las variables, serían suficientes para cubrir la demanda eléctrica nacional. Esto permitió identificar la necesidad de implementar estrategias de eficiencia energética con resultados positivos para el año 2025. Año en el cual la curva de generación eléctrica se acerca al límite superior de la demanda eléctrica.

Se emplearon diversas herramientas estadísticas para la validación del modelo VAR. Según las estimaciones de autorregresión vectorial, los coeficientes de determinación normal y ajustado (R^2) del modelo fueron cercanos a 1 y la suma residual de cuadrados (SSR) menor al 5%. Los módulos de las raíces fueron menores a uno, por lo cual el modelo cumple con la condición de estabilidad y verifica la estacionariedad del modelo. El valor de probabilidad (p -value) del test normalizado presentó valores cercanos a uno, afirmando la hipótesis nula, lo cual indica que las perturbaciones tienen una distribución normal, con media cero y varianza constante. Lo anterior indica un buen ajuste del modelo a las series de datos históricas y habilita al modelo para generar las proyecciones.

En cuanto a la capacidad de predicción, el Error Porcentual Medio Absoluto (MAPE) estuvo entre 0,8% y 0,07%, esto es menor al 5%. El Error Medio Absoluto (MAE) presentó valores entre 0,02 y 0,008; así como el Error Cuadrático Medio (RMSE) con valores entre 0,1 y 0,01, ambos muy cercanos a cero. Lo cual indica que el modelo tiene una buena capacidad de predicción y los resultados son válidos.

Según las proyecciones realizadas mediante el modelo VAR, para el año 2030 y con las prácticas actuales de operación representadas bajo un escenario BAU, la generación eléctrica alcanzará a cubrir la demanda eléctrica nacional en su escenario medio, pero no su límite superior. Esto implica la necesidad de aplicar estrategias de eficiencia energética en el corto plazo.

En comparación con el año 2020 para el año 2030 la Eficiencia en la generación eléctrica η tiende a incrementar y tanto la Intensidad Energética Primaria (IEP) como la Intensidad de Emisiones de Carbono

(IEC) tienden a reducir su valor en un 23% y 7%, respectivamente.

5. Agradecimientos

Los autores agradecen a MinCiencias por la financiación del proyecto “Estrategia para la gestión y utilización de indicadores de eficiencia energética en los procesos de generación, distribución y uso final de la energía en Colombia”, asociado al “Programa para la integración eficiente de la energía eléctrica proveniente de fuentes renovables no convencionales, para favorecer el crecimiento económico del país – INTEGRA2023”.

6. Referencias

- [1] E. Nam and T. Jin, “Mitigating carbon emissions by energy transition, energy efficiency, and electrification: Difference between regulation indicators and empirical data,” *J. Clean. Prod.*, vol. 300, p. 126962, 2021.
- [2] Comisión Europea, *Directiva 2012/27/UE del parlamento Europeo y del Consejo*. Unión Europea, 2012, pp. 1–56.
- [3] Gobierno de Colombia, “Actualización de la Contribución Determinada a Nivel Nacional de Colombia (NDC).” p. 112, 2020.
- [4] Gobierno de Colombia, “Portafolio de medidas sectoriales de mitigación del cambio climático. Contribución Determinada a Nivel Nacional (NDC) de Colombia 2020.” Bogotá D.C, p. 75, 2020.
- [5] UPME, “BECO Consulta,” *Demanda y eficiencia energética*, 2020. [Online]. Available: <https://www1.upme.gov.co/DemandayEficiencia/Paginas/BECO-Consulta.aspx>. [Accessed: 05-Feb-2022].
- [6] XM, “Capacidad efectiva por tipo de generación,” *PARATEC-XM*, 2021. [Online]. Available: <http://paratec.xm.com.co/paratec/SitePages/generacion.aspx?q=capacidad>. [Accessed: 03-Jan-2022].
- [7] Unidad de Planeación Minero Energética (UPME), “Plan Energético Nacional Colombia: Ideario Energético 2050.” Ministerio de Minas y Energía, Bogotá D.C., p. 184, 2015.
- [8] Congreso de la República de Colombia, *Ley 1819 de 29 de Dic de 2016*. Colombia, 2016, pp. 1–174.
- [9] Congreso de la República de Colombia, *Ley 2099 de 2021*. Colombia, 2021, p. 25.
- [10] Ministerio de Minas y Energía, “Programa de Uso Racional y Eficiente de Energía y Fuentes No Convencionales – PROURE Plan de acción al 2015 con visión al 2025,” 2010.
- [11] D. A. de F. Pública, *Ley 1715 De 2014*. 2014, p. 98.
- [12] Congreso de la República de Colombia, *Ley 2099 de 2021. Transición energética, dinamización del mercado energético y reactivación económica del país*. Colombia, Colombia, 2021, p. 25.
- [13] B. Ali, “Development of sustainability indicators for the assessment of coal-based power generation pathways,” *Water-Energy Nexus*, vol. 3, pp. 198–208, 2020.
- [14] E. L. La Rovere, J. B. Soares, L. B. Oliveira, and T. Lauria, “Sustainable expansion of electricity sector: Sustainability indicators as an instrument to support decision making,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 14, no. 1, pp. 422–429, 2010.
- [15] S. O. Mohammadi-Aylar, M. Almassi, and H. Bakhoda, “Economic, environmental and energy analysis of the utilization of renewable energy based on Analytic Hierarchy Process: a case study,” *Int. J. Low-Carbon Technol.*, vol. 17, pp. 430–435, 2022.
- [16] H. Dargahi and K. B. Khameneh, “Energy intensity determinants in an energy-exporting developing economy: Case of Iran,” *Energy*, vol. 168, pp. 1031–1044, Feb. 2019.
- [17] F. Dong *et al.*, “Drivers of carbon emission intensity change in China,” *Resour. Conserv. Recycl.*, vol. 129, no. October 2017, pp. 187–201, Feb. 2018.
- [18] Unidad de Planeación Minero Energética (UPME), “Proyección demanda energía eléctrica, gas natural y combustibles líquidos 2022 - 2036,” 2021.
- [19] H. Lütkepohl, “Vector autoregressive models,” in *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Macroeconomics*, N. Hashimzade and M. A. Thornton, Eds. Edward Elgar Publishing, 2013, pp. 139–164.
- [20] A. Novales, *Econometría Segunda Edición*, 2nd ed. Madrid: McGraw-Hill, 1993.
- [21] E. Zivot and J. Wang, *Modeling financial time series with S-PLUS®*. New York: Springer, 2006.
- [22] S. Guefano, J. G. Tamba, T. E. W. Azong, and L. Monkam, “Forecast of electricity consumption in the Cameroonian residential sector by Grey and vector autoregressive models,” *Energy*, vol. 214, p. 118791, 2021.
- [23] W. H. Greene, *Econometric Analysis*, Fifth Edit. New Jersey: Prentice Hall, 2002.
- [24] G. Athanasopoulos, O. Teixeira de Carvalho Guillény, and J. V. Issler, “Model selection, estimation and forecasting in VAR models with short-run and long-run restrictions,” *Brasília*, 205, 2010.
- [25] S. Guefano, J. G. Tamba, T. E. W. Azong, and L. Monkam, “Forecast of electricity consumption in the Cameroonian residential sector by Grey and vector autoregressive models,” *Energy*, vol. 214, p. 118791, 2021.
- [26] R. Eidestedt, S. Ekberg, and J. Lyhagen, “Evaluating forecast accuracy for Error Correction constraints and Intercept Correction,”

- Uppsala University, 2012.
- [27] E. Marrasso, C. Roselli, and M. Sasso, "Electric efficiency indicators and carbon dioxide emission factors for power generation by fossil and renewable energy sources on hourly basis," *Energy Convers. Manag.*, vol. 196, pp. 1369–1384, Sep. 2019.
- [28] H. Al Garni, A. Kassem, A. Awasthi, D. Komljenovic, and K. Al-Haddad, "A multicriteria decision making approach for evaluating renewable power generation sources in Saudi Arabia," *Sustain. Energy Technol. Assessments*, vol. 16, pp. 137–150, 2016.
- [29] K. L. Lam, S. J. Kenway, J. L. Lane, K. M. N. Islam, and R. Bes de Berc, "Energy intensity and embodied energy flow in Australia: An input-output analysis," *J. Clean. Prod.*, vol. 226, pp. 357–368, Jul. 2019.
- [30] Unidad de Planeación Minero Energética, INCOMBUSTION, and F. NATURA, "Consultoría técnica para el fortalecimiento y mejora de la base de datos de factores de emisión de los combustibles colombianos - FECOC," Colombia, Medellín, 2016.
- [31] J. A. Nieves, A. J. Aristizábal, I. Dyner, O. Báez, and D. H. Ospina, "Energy demand and greenhouse gas emissions analysis in Colombia: A LEAP model application," *Energy*, vol. 169, pp. 380–397, 2019.
- [32] Unidad de Planeación Minero Energética (UPME), "Metodología para proyecciones de demanda de energía eléctrica y gas natural," 2020.
- [33] J. Restrepo-Trujillo, R. Moreno-Chuquen, and F. N. Jiménez-García, "Strategies of Expansion for Electric Power Systems Based on Hydroelectric Plants in the Context of Climate Change: Case of Analysis of Colombia," *Int. J. Energy Econ. Policy*, vol. 10, no. 6, pp. 66–74, 2020.