



MODELO DE PROSPECTIVA ENERGÉTICA PARA EL PRONÓSTICO DE ESCENARIOS FUTUROS EN COLOMBIA ESCENARIOS DE SECTORES DE CONSUMO DE ENERGÍA

Energy Prospective Model For The Forecast of Future Scenarios in Colombia

NELSON JAVIER HERNÁNDEZ BUENO
Corporación Universitaria Minuto de Dios, Colombia

KEYWORDS

*Energy consumption
Energy
Future scenarios
Model
Forecast Prospective
Consumer sectors*

ABSTRACT

*This investigation presents the development of a prospective model for the forecast of energy consumption scenarios of the consumption sectors in Colombia, based on the economic factor of the country.
The study implements a multiple regression analysis, together with multi-criteria decision making to establish an integrated methodology and forecast the behavior of future scenarios of energy demand by the final consumption sectors. The transport, commercial, industrial, residential, agriculture, mining and construction sectors were taken as a study.*

PALABRAS CLAVE

*Consumo Energético
Energía
Escenarios futuros
Modelo
Pronóstico
Prospectiva
Sectores de consumo*

RESUMEN

*La presente investigación muestra el desarrollo de un modelo de prospectiva para el pronóstico de escenarios del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia, a partir del factor económico de Colombia.
El estudio implementa un análisis de regresión múltiple, junto con la toma de decisiones con criterios múltiples para establecer una metodología integrada y pronosticar el comportamiento de los escenarios futuros de la demanda de energía por parte de los sectores de consumo final. Se tomó como estudio el sector transporte, comercial, industrial, residencial, agricultura, minería y construcción.*

Recibido: 20/ 09 / 2022

Aceptado: 26/ 11 / 2022

1. Introducción

La prospectiva energética en el desarrollo de país permite planificar el comportamiento de la demanda a largo plazo y así, plantear estrategias que permitan la gestión óptima en la integración de diferentes fuentes renovables para satisfacer una demanda de energía en un área determinada (UPME, 2020) (Fde Llano-Paz, Calvo-Silvosa, Antelo, Soares, 2017, vol. 77, p 636–651). En Colombia, la generación de energía eléctrica en el año 2018 cuenta con la dependencia de recursos hídricos del 63.33% de la capacidad total efectiva neta de generación; los recursos no convencionales - FNCE, representan solo el 0,1% de la generación total de energía (Procolombia, 2015) es por esto que la diversificación de la canasta energética nacional juega un papel importante (Swan, Ugursal, 2009, Vol. 13, p 1819-1835.99), debido a que busca tener una cobertura contra problemas de oferta energética y el crecimiento paulatino de la demanda energética (Shih, Rajendran, 2019)(Schellong, 2011). Estos márgenes han llamado la atención de inversionistas privados nacionales e internacionales para que inviertan en la generación eléctrica del país no solo para ampliar la red nacional sino también para diversificar la actual composición de la canasta energética del país. De hecho, la nueva Ley de Energías Renovables de Colombia, Ley 1715, está comprometida con la diversificación del mix energético colombiano a través de la implementación de proyectos de energías renovables en la planificación de la demanda energética del país (Congress, 2014). Por lo anterior se evidencia la necesidad de desarrollar herramientas de análisis que permitan realizar un ejercicio de planeación energética que responda a las necesidades reales del entorno.

Martínez Viviana y O.L. (2016) Castillo presentan una revisión del plan energético nacional PEN con una mirada ecológica orientada hacia la transición energética. El trabajo reitera que el principal objetivo del PEN es la ventaja de exportación e inversión extranjera en el sector energético y el éxito de esto dependerá de los conflictos sociales y territoriales. La transición de energía que ha experimentado el país no corresponde una planeación energética adecuada debido a que requiere no solo una demanda activa de lo contrario solo los cambios se reflejarán en los sectores de consumo en reducción del uso de leña, la expansión de gas natural y electricidad como consumo final (Gerencia, 2014), sino que a su vez tengan presentes factores más allá del comportamiento de datos históricos de la demanda.

Por otra parte, el estudio realizado por la UPME en 2015, “Plan energético nacional Colombia: ideario energético 2050” presenta el desarrollo futuro del sector energético colombiano como posible base para la elaboración e implementación de una política energética según la unidad de planeación minero-energética de Colombia. Este estudio analiza aspectos como: (i) Lograr el abastecimiento interno y externo de energía y minerales de manera eficiente, con criterios de seguridad, confiabilidad y bajo impacto generando valor para las regiones y poblaciones; (ii) Diversificar la canasta energética y de minerales de Colombia; y (iii) Promover la universalización y asequibilidad del servicio y la formalidad en minería (Soms, de la Torre, 2005).

Además, Colombia es un país en desarrollo marcado por acontecimientos políticos, sociales y militares. Estos hechos han sido perjudiciales para todos los sectores de la sociedad, incluidos aspectos que dan cuenta de la demanda energética y la economía del país (Páez, 2017). Con la visión de una nueva Colombia que acordó recientemente poner fin al conflicto armado (Santos, Jimeenz, 2016), la Empresa Colombiana de Petróleos SA (ECOPETROL) y la UPME se asociaron para desarrollar el primer estudio de escenario energético futuro a largo plazo de Colombia donde la complejidad y la fuerte relación que el comportamiento social tiene sobre la economía de Colombia fue considerado en el estudio prospectivo. El estudio denominado “Prospectiva Energética Colombia 2050” llevó a la participación de las tres mejores universidades de la región; La Universidad Autónoma de Bucaramanga (UNAB), la Universidad Industrial de Santander (UIS) y la Universidad Pontificia Bolivariana (UPB) en colaboración con la UPME y ECOPETROL para desarrollar el primer modelo EPM integrado de Colombia (Ecopetrol, 2018), a partir del estudio de la demanda energética y el análisis de escenarios de proyección de la canasta energética (escenario tendencial, escenario de seguridad energética, escenario de diversificación energética) teniendo en cuenta los impactos desarrollados en otras disciplinas. Sin embargo, este modelo energético solo da cuenta de los factores económicos que representan el comportamiento actual de la demanda energética del país (Páez, 2017) dejando fuera los factores climáticos y de comportamiento social que son cruciales para los desafíos energéticos del siglo XXI que atribuyen al impacto climático y agotamiento de los recursos (Schaeffer, 2012) (Abreu, Silva, Amaro, Magalhães, 2016) (deLlano-Paz, Calvo-Silvosa, Antelo, Soares, 2017, vol. 77, p 636–651) (Pfenninger, Hawkes, Keirstead, 2014, vol. 33, p 74–86).

2. Objetivos

2.1. Objetivo General

Desarrollar un modelo de prospectiva estratégica para la formulación de escenarios futuribles del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia a partir de variables macroeconómicas.

2.2. Objetivos Específicos

- Elaborar un diagnóstico sobre el estado del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia

- Analizar las variables macroeconómicas que influyen en el comportamiento del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia.
- Diseñar e implementar un modelo de prospectiva estratégica en la formulación de escenarios futuribles del comportamiento del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia.
- Evaluar los resultados obtenidos luego de implementado el modelo de prospectiva estratégica en la serie de tiempo retrospectiva del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia.

3. Metodología

La presente investigación es de enfoque mixto puesto que integra el enfoque exploratorio y cuantitativo. Desde el enfoque exploratorio, a partir de la revisión de fuentes primarias, secundarias y terciarias de información, se busca explorar la prospectiva estratégica como herramienta de pronóstico del comportamiento del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia. Desde el enfoque cuantitativo, se busca analizar la base de datos del consumo de cada una de las fuentes que componen la canasta energética en Colombia, así como las principales variables que describen el comportamiento de este a partir de análisis estadísticos para la estimación de los escenarios futuribles del consumo de energía en los sectores de consumo, con el cual se pudiese probar la hipótesis planteada.

Para el desarrollo de la presente investigación, se consideran un total de cuatro (4) fases relacionadas directamente con los objetivos específicos del proyecto, las cuales son presentadas a continuación:

3.1. Primera Fase: Diagnóstico sobre el estado del consumo energético en los sectores de consumo en Colombia.

Para el desarrollo del objetivo, se definen las siguientes actividades:

3.1.1. Revisión bibliográfica en fuentes primarias, secundarias y terciarias de información sobre las siguientes temáticas: (i) Panorama del consumo energético mundial (ii) Panorama del sector minero energético nacional y; (iii) Caracterización energética de los sectores de consumo en Colombia.

3.1.2. Caracterización de las fuentes de información consultadas, revisando para ello antigüedad, veracidad y apropiación del tema.

3.1.3. Análisis de la información recuperada, a partir del estudio de los siguientes ejes temáticos: Sector minero energético: Recopilación y análisis de la información recuperada en los ámbitos mundial y nacional; estudio detallado del mercado minero - energético colombiano; análisis del sector minero energético a través del balance energético colombiano; impacto del sector en el PIB nacional y correlación de rama que conforma el sector minero energético con las demás ramas de la economía nacional y el PIB y; análisis de tendencias de consumo energético de los sectores de consumo en Colombia.

3.2. Segunda Fase: Análisis de influencia de las variables que describen el comportamiento del consumo energético en los sectores de consumo en Colombia.

Para el desarrollo del objetivo, se definen las siguientes actividades:

3.2.1. Estudio del mercado minero - energético colombiano, tomando en consideración cada uno de los sectores de que lo componen

3.2.2. Análisis del comportamiento histórico de la demanda y producción de cada uno de los energéticos pertenecientes a los sectores mencionados desde el año 1975 hasta el año 2020.

3.2.3. Identificación de variables de impacto a partir de la revisión bibliográfica realizada y de la matriz de impacto de factores en el consumo energético de los sectores de consumo de Colombia.

3.2.4. Análisis fundamental de tipo teórico para la revisión previa de las variables listadas, para la identificación de la relación entre las variables independientes, con la variable de estudio. En esta sección se establece cómo las variables independientes (indicadores económicos) afectan a las variables dependientes del modelo (consumo energético por sectores). Se procede a realizar la caracterización de las variables a partir de la observación del comportamiento endógeno o exógeno, la medición de las variables (cuantificable / No cuantificable) y el tipo de relación de la variable (directa / inversa) con respecto a su variable de estudio (consumo de energía por sectores).

3.2.5. Base de datos: Una vez identificadas las variables del factor de estudio, es necesario recopilar la información cuantitativa que describen las variables. Desde un punto de vista estadístico, la precisión del análisis será más preciso si se cuenta con la disponibilidad de gran cantidad de datos (Espinoza, 2015). Se utiliza una técnica de series temporales para construir el conjunto de datos. Este estadístico tiene como principio tener una secuencia de N datos equidistante cronológicamente. Los datos recopilados de series temporales se representan matemáticamente de la forma (X_t, X_{t-k}) , donde t es el año presente y k el año más antiguo del conjunto de datos. La diferencia debe ser igual a la cantidad de datos que el modelo quiera pronosticar. Varios estudios de prospectiva como "Libro de Prospectiva Energética de Colombia 2050" y "Escenarios futuros y tendencias de la demanda de energía en Colombia utilizando LEAP" siguen este principio estadístico debido a que es la estrategia EPM que utiliza Colombia actualmente (Debnath, Mourshed, 2018, p 297-325)

3.2.6. Análisis del impacto de variables económicas al consumo energético de los sectores de consumo de Colombia. Así mismo, siguiendo los principios del análisis MCDM, se debe tener en cuenta la opinión de expertos para la identificación las variables de estudio.

3.2.7. Análisis de correlación: se adiciona un análisis descriptivo y de correlación de las variables independientes como parte del razonamiento procedimental de la metodología. La implementación del estudio de correlación se realiza para calcular el coeficiente de correlación entre las variables independientes y las variables de estudio, con el fin de identificar el comportamiento general de las variables independientes con las que se desea expresar las variables de estudio. Se utiliza el coeficiente de correlación de Pearson, debido a que el modelo está compuesto por variables cuantitativas con una distribución bivariada conjunta, es decir que cuando los valores de una variable aumentan los valores de la otra variable pueden aumentar o disminuir proporcionalmente. Los valores de la correlación de Pearson van desde -1 hasta 1, siendo los valores extremos los que indican mayor correlación entre variables, y siendo el 0 el punto que indica la no existencia de correlación.

El coeficiente de correlación de Pearson establece el rango de relación de una variable de la siguiente manera: Si el coeficiente de correlación arrojado se encuentra entre 0 y 0,2, entonces la correlación es mínima; si va entre 0,2 y 0,4, existe una correlación baja; si se encuentra entre 0,4 y 0,6, entonces existe una correlación moderada, entre 0,6 y 0,8 presenta una correlación media alta; finalmente, entre 0,8 y 1, es una correlación muy alta. Los valores deben ser tomados en valor absoluto, dado que en valores negativos aplica de la misma manera, pero con una relación indirecta.

3.2.8. Análisis estadístico y adecuación de los datos: con el análisis de correlación se observa la fuerza y dirección de la relación lineal entre variables. Sin embargo, todas las relaciones entre las variables no son lineales. Por lo tanto, se realiza una variación de la expresión de las variables independientes puesto que existen otras especificaciones para expresar matemáticamente dicha relación entre variables (cuadráticas, cúbicas, logarítmicas, etc)(Dincer, 1999, p 845–854) (Rencher, Schaalje, 2008) (Toro, Garcia, Aguilar, Perea, Vera, 2010) (Granados, 2016) (Cardona, Rivera, González, Cárdenas, 2014)

3.2.8.1. Afectación de variables: Acorde a lo anterior, es necesario realizar una afectación de la expresión de las variables independientes puesto que existen otras especificaciones para expresar matemáticamente dicha relación entre variables. (Alonso, p 40) C. Alonso, “Modelo de Regresion lineal Multiple - Econometria Universidad Carlos III de Madrid,”. Por lo tanto, se presentan las diferentes variaciones que se implementarán dentro del modelo a trabajar:

Modelo lineal en variables

Representa los cambios de manera lineal. Si X varía 1 unidad, Y varía 1 unidad.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X$$

Modelos semilogarítmicos

Se utiliza para modelizar que variaciones en términos porcentuales en X producen variaciones constantes en términos absolutos en Y.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \ln(X)$$

Modelo con términos cuadráticos

Se utilizan variables independientes de forma cuadrática cuando se quieren analizar efectos marginales crecientes o decrecientes con relación a la variable dependiente.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2$$

Dependiendo del signo de los efectos marginales serán crecientes ($\beta_2 > 0$) o decrecientes ($\beta_2 < 0$).

Modelo con términos cúbicos

Se utiliza cuando los modelos lineales, cuadráticos o semilogarítmicos no presentan varianza en la variable de estudio

Para observar de una mejor manera el comportamiento de las variables independientes que se desean estudiar, se realiza un segundo análisis de correlación donde expresa la relación directa o indirecta de las variables con sus variaciones/afectaciones.

3.3. Tercera Fase: Diseño e implementación de un modelo econométrico para prospectiva estratégica en la formulación de escenarios futuribles del comportamiento del consumo energético en los sectores de consumo en Colombia.

Para el desarrollo del objetivo, se definen las siguientes actividades:

3.3.1. Combinatorias: Una vez determinadas las variaciones de las variables independientes, se implementa la herramienta estadística de combinatorias, la cual permite obtener todos los sucesos posibles de las variables independientes con la variable dependiente. La expresión matemática esta expresado por la forma:

$${}^n C_R = \frac{n!}{(n-r)!r!}; \quad n \text{ elementos organizados en } r \text{ conjuntos}$$

Para el modelo se tienen combinatorias efectuadas en iteración que va desde modelos que incluyen todas las variables independientes hasta modelos de una sola variable independiente. Cada afectación de las variables se toma de manera independiente, es decir, en el mismo modelo no puede haber más de una afectación de una variable independiente. No se permite tener como variables independientes dos o más expresiones de una misma variable (ej: X y X2).

3.3.2. Análisis econométrico: en el cual se mide la significancia, la correlación entre variables, el coeficiente de determinación, entre otros aspectos; que permiten identificar las variables de mayor influencia sobre el consumo de los sectores de consumo del país. Una vez se determinen todos los sucesos posibles entre las variables independiente y la variable dependiente, se realiza el análisis de regresión múltiple. Esta técnica permite establecer la relación que se produce entre una variable dependiente Y y un conjunto de variables independientes (X1, X2, ... XK). El análisis de regresión lineal múltiple, a diferencia del simple, se aproxima más a situaciones de análisis real puesto que los fenómenos, hechos y procesos sociales, por definición, son complejos y, en consecuencia, deben ser explicados en la medida de lo posible por la serie de variables que, directa e indirectamente, participan en su concreción. Lo anterior permite la aplicabilidad del análisis MCDM.

El resultado permitirá comprender el comportamiento de las variables independientes observando la expresión de Y, cuando X asume ciertos cambios durante el proceso de iteración.

La variación Y se relaciona con k variables explicativas X1, ..., Xk, (variables independientes)

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$$

en donde, y es la variable por predecir; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$, son parámetros desconocidos a estimar (coeficientes de las variables en la ecuación); ε es el error en la predicción de los parámetros.

De igual manera, se debe realizar la compilación de resultados del análisis econométrico: Además de conocer los coeficientes para cada variable independiente, es necesario compilar los resultados de las regresiones realizadas: Coeficiente de correlación múltiple, Coeficiente de determinación múltiple R² y R² Ajustado.

El coeficiente de correlación múltiple mide la asociación entre varias variables independientes y una dependiente. En el caso de regresión lineal simple coincide con el coeficiente de correlación de simple. Expresa la correlación entre los valores reales de la variable dependiente en regresión múltiple y los valores dados por la ecuación de regresión.

El coeficiente de determinación múltiple R² representa la proporción de variación de y explicada por la regresión.

$$R^2 = \frac{SCR_{eg}}{SCT} = 1 - \frac{SCE}{SCT}; \quad 0 \leq R^2 \leq 1$$

$$R^2 = 1 - \frac{\text{Variación no explicada en Y}}{\text{Varación total en Y}} = \frac{\text{Variación explicada en Y}}{\text{Varación total en Y}}$$

Si $R^2 = 0 \rightarrow SCR_{eg} = 0$: El modelo no explica nada de la variación de y a partir de su relación lineal con X₁, ..., X_K.

Si $R^2 = 1 \rightarrow SCR_{eg} = SCT$: Toda la variación de y es explicada por los términos presentes en el modelo.

Un valor de R² cercano a 1 : Mayor cantidad de variación total es explicada por el modelo de regresión.

El coeficiente de determinación ajustado o R cuadrado (R²) ajustado se utiliza en la regresión múltiple para ver el grado de intensidad o efectividad que tienen las variables independientes en explicar la variable dependiente, es decir, representa qué porcentaje de variación de la variable dependiente es explicado colectivamente por todas las variables independientes.

$$R_a^2 = 1 - \left[\left(\frac{n-1}{n-k-1} \right) \right] * (1 - R^2)$$

R²: representa el R cuadrado ajustado o coeficiente de determinación ajustado

R²: es el R cuadrado o coeficiente de terminación

n: es el número de observaciones de la muestra y;

k: representa el número de variables independientes.

3.3.3. El procedimiento de las combinatorias y el análisis de regresión múltiple se programó en la aplicación Microsoft Excel a través del uso de Visual Basic con el objetivo de automatizar la entrada de datos para el análisis de significancia, Ver Anexo A Manual de uso.

3.3.4. Análisis de significancia: una vez realizado el análisis de regresión múltiple, se debe realizar el análisis de significancia siguiendo el proceso sistemático del modelo.

Se debe iniciar con promedios estadísticos del coeficiente de correlación múltiple, coeficiente de determinación múltiple (R^2) y ajustado (R^2 ajustado) para cada variable independiente de acuerdo con el número de variables en la regresión. Este análisis previo se realiza para determinar el ruido característico de cada variable independiente en relación con su grupo poblacional de estudio.

Una vez realizada la evaluación general del comportamiento de cada variable independiente en el modelo, se procede a calcular los máximos y mínimos para cada grupo identificando los parámetros estadísticos mencionado anteriormente. El objetivo es evaluar el modelo con sus parámetros regresivos máximos para observar el grupo de variación que el estudio regresivo enfoca en tendencia.

Una vez se tengan identificadas las variables que presentaron los valores máximos en sus parámetros regresivos, se filtra el grupo poblacional (set de variables) mediante el uso del análisis MCDM comparando estos resultados con el análisis previo de promedios estadísticos.

El último paso del análisis de significancia es la identificación del P-valor (probabilidad) para cada grupo poblacional escogido.

El análisis del P-valor nace del estudio Ronald Fisher, Egon Pearson y Jerzy Neyman. La prueba de significación (null hypothesis significance test) explica que si el P-valor es menor al nivel de significancia, se rechaza la hipótesis nula y se acepta una hipótesis alternativa. Además, afirma Cuanto menor sea el nivel del p-valor, más significativo va a ser el (Zachariadis, Theodoros 2007, p 1233-1253) (Bowden, Payne, 2009, p 180-188) (Departamento Administrativo Nacional de Estadística, 2019) (Otero, 2012, p 37-38.)

La hipótesis nula, H_0 es la afirmación que dos o más parámetros no tienen relación entre sí. Es un punto de partida para la investigación que no rechaza H_0 a menos que los datos de la muestra parezcan evidenciar que es falsa.

El objetivo es suponer en un primer punto, lo contrario de lo que se desea probar hasta que las conclusiones obtenidas demuestren que el punto de partida fue falso, para poder rechazar y concluir lo contrario, es decir lo que se quería probar (hipótesis alternativa) (Zachariadis, Theodoros 2007, p 1233-1253) (CREG 119, 2007)

El nivel de significancia, α presenta un grado de probabilidad que es arbitrario y que debe ser definido por el investigador durante el diseño del experimento o prueba. Los niveles de significación comunes son del 0.05, 0.01 y 0.001. Si se tiene un P-valor inferior a α , la hipótesis nula es rechazada, siendo tal resultado estadísticamente significativo

(Zachariadis, Theodoros 2007, p 1233-1253) (CREG 119, 2007)

Los resultados del P-valor son generados por el programa de Excel propio de la metodología. El último filtro se basa en conocer si el set de variables tiene un p-valor menor al 5% para ser aceptado, de lo contrario hay que estudiar el segundo mejor modelo hasta que todo el conjunto de variables acepte el P-valor. (CREG 034, 2011) (Sterne, Smith, 2001, p 226-231)

Por homogeneidad y siguiendo la disciplina MCDM, se hace el análisis y se preseleccionan las variables independientes que cumplan con los parámetros de significancia y menor ruido estadístico en los mejores modelos que describen a la variable de estudio.

El valor p obtenido aporta un grado de significación. Fisher propone que valores p por debajo de 0,05 deberían ser interpretados como criterios de evidencia en contra de la hipótesis nula, pero no de forma absoluta. Es decir, un valor p de alrededor de 0,05 no podría llevar ni al rechazo ni a la aceptación de la hipótesis nula, sino a la decisión de realizar otro experimento que permita tomar la decisión sobre el estudio (CREG 034, 2011) (Sterne, Smith, 2001, p 226-231)

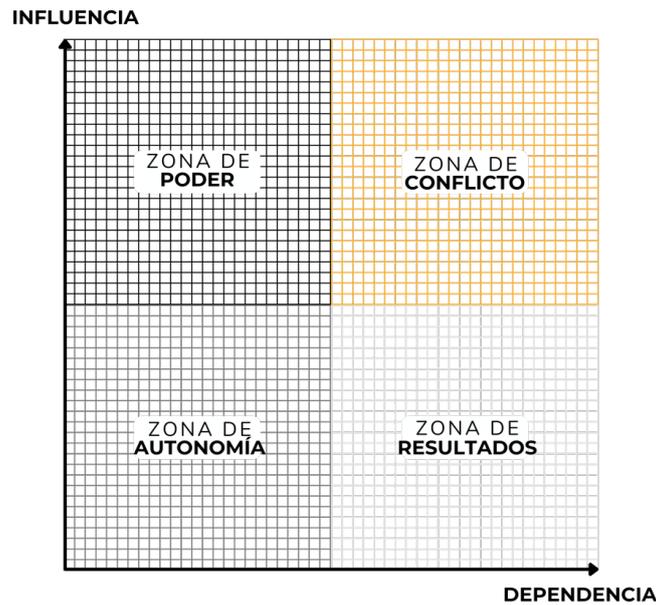
3.3.5. Diseño de una matriz de impactos cruzados: Diseño de matriz de impactos cruzados de variables independientes identificadas y demanda de los sectores de consumo para la determinación de las variables independientes que mayor impacto e influencia tienen en las variables de estudio, es decir, en el comportamiento del consumo de los sectores de consumo a través del método MICMAC.

De acuerdo con las dos disciplinas que integra esta metodología, se realiza un análisis MICMAC propuesto por Michel Godet para la prospectiva y planeación estratégica. El objeto es hallar las variables más influyentes y dependientes (variables clave), construyendo una tipología de las variables mediante clasificaciones directas e indirectas. El análisis debe ser construido desde una visión macro a una evaluación micro, teniendo en cuenta el análisis fundamental, el set de variables y la variación de estas con respecto a los modelos regresivos.

3.3.6. Clasificación de variables: La selección de las variables clave se toman de un sistema estable en donde se debe introducir una dicotomía entre las variables influyentes, y las variables de enlace que dependen de las anteriores (Godet, 1993).

Analizando todas las influencias directas, se obtiene una serie de informaciones: (i) la suma de la línea representa el número de veces donde la variable i ejerce una acción sobre el sistema, es decir, influencia de la variable i ; y (ii) la suma de la columna representa el número de veces que j ejerce un cambio sobre las otras variables, es decir, dependencia de la variable j . Así, se obtiene para cada variable un indicador de influencia y un indicador de dependencia, que permiten clasificar las variables según estos dos criterios por zonas, como se observa en la figura 1.

Figura 1. Matriz de impactos cruzados



Fuente: Adaptado de Godet, 1993

3.3.7. identificación de las variables claves para el estudio se representan a partir de un plano influencia-dependencia. Este plano se clasifica en 4 zonas.

- Zona de poder: variables muy influyentes y poco dependientes. Son las variables explicativas que condicionan el resto del sistema.
- Zona de conflicto: variables muy influyentes y dependientes. Son las variables de enlace inestables por naturaleza. En efecto, cualquier acción sobre estas variables repercutirá sobre las otras y tendrá un efecto «boomerang» sobre ellas mismas que amplificará o desactivará el impulso inicial.
- Zona de autonomía: variables poco influyentes y muy dependientes. Son las variables resultantes, cuya evolución se explica por las variables de las zonas de poder y conflicto.
- Zona de resultados: variables poco influyentes y dependientes. Estas variables constituyen tendencias fuertes o factores relativamente autónomos; no son determinantes para el futuro y pueden ser excluidas del análisis.

3.3.8. Generación del modelo: Una vez seleccionadas las variables claves en el modelo se procede a expresar matemáticamente el comportamiento de las variables de estudio con respecto a las variables macroeconómicas. Se plantea la ecuación a partir de la regresión seleccionada del análisis de significancia para así proyectar el comportamiento de la variable de estudio (consumo de energía por los diferentes sectores de consumo final).

3.4. Cuarta Fase: Evaluación de los resultados obtenidos luego de implementado el modelo de prospectiva estratégica en la serie de tiempo retrospectiva del consumo energético en los sectores de consumo en Colombia.

Para el desarrollo del objetivo, se definen las siguientes actividades:

- 3.4.1. Análisis del juego de actores a través del método MACTOR: proyección de variables del modelo.
- 3.4.2. Definición del espacio morfológico: definición de supuestos.
- 3.4.3. Análisis de los escenarios posibles, realizables, deseables, tendencial y probable.
- 3.4.4. Contraste entre el comportamiento retrospectivo y prospectivo para una serie de tiempo real del consumo energético en los sectores de consumo en Colombia.
- 3.4.5. Cálculo de factor de éxito y margen de error. Se determina la diferencia entre el consumo de la energía proyectada en retrospectiva y el consumo de la energía real y se divide por el consumo de la energía real para hallar el indicador mencionado.

4. Discusión

A partir del estudio de la demanda energética y el análisis de escenarios de proyección de la canasta energética se plantea el conjunto interrelacionado de supuestos, hipótesis, variables y escenarios futuribles (posibles, realizables, deseables, tendencial y probable) permiten modelar comportamiento del consumo energético de los

sectores de consumo en Colombia. A partir de la implementación de las combinatorias de las variables siete (7) variables independientes y cada una de sus tres (3) afectaciones, se obtuvo un total de 25.515 regresiones en total, es decir, que para cada variable de estudio: (i) Sector transporte; (ii) Sector industrial, (iii) Sector comercial, (iv) Sector residencial, (v) Sector agricultura, (vi) Sector minería, y (vii) Sector construcción) en el modelo, se generaron 3.645 regresiones. Seguidamente, aplicando el análisis de significancia en cada sector, se identifica la variable que presentó mayor ruido estadístico en el conjunto de variables, acorde a los resultados de los coeficientes a evaluar. Se procede a hallar las regresiones con mayores coeficientes.

El sector transporte, la variable que presentó mayor ruido estadístico en el conjunto de variables fue el GDP, debido a que el set de variables sin esta variable mostró el valor más alto en los coeficientes a evaluar, 85,3% en el R^2 , 80,6% en el $R^2_{ajustado}$ y 92,3% en el coeficiente de correlación múltiple. Acorde con el orden sistemático de la metodología, se obtuvo que el set de 4 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados y que aceptan el P-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. De igual manera, acorde al análisis MIC MAC se diseña una matriz de impactos cruzados de variables independientes identificadas a partir de las regresiones realizadas, el cual arroja como resultado que las variables preseleccionadas se encuentran en la Zona de Conflicto.

El sector agricultura, la variable que presentó mayor ruido estadístico en el conjunto de variables fue el GDP, debido a que el set de variables sin esta variable mostró el valor más alto en los coeficientes a evaluar, 76,6% en el R^2 , 70,6% en el $R^2_{ajustado}$ y 88,1% en el coeficiente de correlación múltiple. Acorde con el orden sistemático de la metodología se obtuvo que el set de 4 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados y que aceptan el P-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. Se mostró un p-valor de 0,011 para Ln(PCI); 0,017 para WTI²; 0,013 para FDI³; 0,0026 para Exports³; y 0,00001 para Imports³. De igual manera, acorde al análisis MIC MAC se diseña una matriz de impactos cruzados de variables independientes identificadas a partir de las regresiones realizadas, el cual arroja como resultado que las variables preseleccionadas se encuentran en: (i) Zona de Conflicto: WTI²; PPI; EXPORTS; (ii) Zona de Autonomía: GDP²; (iii) Zona de Resultados: USD.

El sector comercial, la variable que presentó mayor ruido estadístico en el conjunto de variables fue el FDI, debido a que el set de variables sin esta variable mostró el valor más alto en los coeficientes a evaluar, 83,6% en el R^2 , 78,5% en el $R^2_{ajustado}$ y 91,4% en el coeficiente de correlación múltiple. Acorde con el orden sistemático de la metodología se obtuvo que el set de 5 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados y que aceptan el P-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. Se mostró un p-valor de 0,0038 para GDP³; 0,0056% para PCI; 0,084 para PPI; $4,25 \times 10^{-5}$ para WTI³; y $5,39 \times 10^{-9}$ para Imports.

El sector construcción, la variable que presentó mayor ruido estadístico en el conjunto de variables fue el GDP, debido a que el set de variables sin esta variable mostró el valor más alto en los coeficientes a evaluar, 31,2% en el R^2 , 9,5% en el $R^2_{ajustado}$ y 55,8% en el coeficiente de correlación múltiple. Siguiendo el orden sistemático de la metodología se obtuvo que el set de 5 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados, sin embargo, no acepta el p-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. Se mostró un p-valor de 0,65 para PPI²; 0,11 para WTI³; 0,233 para FDI³; 0,74 para Exports³; y 0,974 para Imports. De igual manera, acorde al análisis MIC MAC se diseña una matriz de impactos cruzados de variables independientes identificadas a partir de las regresiones realizadas, sin embargo y a pesar de que se seleccionó el mejor modelo que incluía 5 variables, ningún modelo con más de 1 variables aceptó el P-Valor. El cual arroja como resultado que las variables preseleccionadas se encuentran en: (i) Zona de Conflicto: WTI³; FDI³; IMPORTS; (ii) Zona de Autonomía: PPI² (iii) Zona de Resultados: EXPORTS³.

El sector industrial, la variable que presentó mayor ruido estadístico en el conjunto de variables fue el IMPORT, debido a que el set de variables sin esta variable mostró el valor más alto en los coeficientes a evaluar, 56,2% en el R^2 , 42,4% en el $R^2_{ajustado}$ y 74,9% en el coeficiente de correlación múltiple. Siguiendo el orden sistemático de la metodología se obtuvo que el set de 4 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados y que aceptan el p-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. Se mostró un p-valor de 0,0407 para GDP²; 0,0408 para Ln(PCI); y 0,0045% para FDI²; 0,0477 para Imports³. Siguiendo el orden sistemático de la metodología se obtuvo que el set de 5 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados y que aceptan el P-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. Se mostró un p-valor de 0,046 para Ln(PCI); 0,020 para PPI; 0,029 para WTI²; 0,025 para Exports³; y $1,40 \times 10^{-5}$ para Imports. De igual manera, acorde al análisis MIC MAC se diseña una matriz de impactos cruzados de variables independientes identificadas a partir de las regresiones realizadas. El cual arroja como resultado que las variables preseleccionadas se encuentran en: (i) Zona de Conflicto: Ln(PCI); FDI²; IMPORTS³; (iii) Zona de Autonomía: GDP².

El sector minería, la variable que presentó mayor ruido estadístico en el conjunto de variables fue el GDP, debido a que el set de variables sin esta variable mostró el valor más alto en los coeficientes a evaluar, 61,5% en el R^2 , 49,4% en el $R^2_{ajustado}$ y 78,3% en el coeficiente de correlación múltiple. Continuando con el orden sistemático de la metodología se obtuvo que el set de 5 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados y que aceptan el P-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. Se mostró un p-valor de 0,046 para

$\ln(\text{PCI})$; 0.020 para PPI; 0,029 para WTI²; 0.025 para Exports³; y $1,40 \times 10^{-5}$ para Imports. De acuerdo con el análisis MIC MAC se diseña una matriz de impactos cruzados de variables independientes identificadas a partir de las regresiones realizadas. El cual arroja como resultado que las variables preseleccionadas se encuentran en: (i) Zona de Poder: PPI; WTI²; IMPORTS; (ii) Zona de Autonomía: $\ln(\text{PCI})$; (iii) Zona de Resultados: EXPORTS³.

El sector Residencial, la variable que presentó mayor ruido estadístico en el conjunto de variables fue el PPI, debido a que el set de variables sin esta variable mostró el valor más alto en los coeficientes a evaluar, 84,7% en el R², 79,9% en el R²_{ajustado} y 92,0% en el coeficiente de correlación múltiple. Siguiendo el orden sistemático de la metodología se obtuvo que el set de 7 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados y que aceptan el P-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. Se mostró un p-valor de 0,0008 para GDP³; $8,8 \times 10^{-5}$ para PCI²; 0,0041 para PPI; 0,00017 para WTI²; 0,028 para FDI; 0,00013 para Exports; y 0,009 para Imports³. Siguiendo el orden sistemático de la metodología se obtuvo que el set de 7 variables fue el modelo con mejores coeficientes evaluados y que aceptan el P-valor con un nivel de confianza del 95% para cada una de sus variables. Se mostró un p-valor de 0,0008 para GDP³; $8,8 \times 10^{-5}$ para PCI²; 0,0041 para PPI; 0,00017 para WTI²; 0,028 para FDI; 0,00013 para Exports; y 0,009 para Imports³. De igual manera, acorde al análisis MIC MAC se diseña una matriz de impactos cruzados de variables independientes identificadas a partir de las regresiones realizadas. El cual arroja como resultado que las variables preseleccionadas se encuentran en: (i) Zona de Poder: PCI²; PPI; WTI²; FDI; EXPORTS; IMPORTS³; (ii) Zona de Autonomía: GDP³;

Es posible proyectar la demanda total de energía de Colombia a partir de las variables económicas. El PIB, IPC, PPI, WTI, USD, IED, Exportación e Importación fueron considerados dentro de este estudio para cumplir con la demanda total de energía con sus propias variaciones. Sin embargo, este modelo energético solo da cuenta de los factores económicos que representan el comportamiento actual de la demanda energética del país dejando fuera los factores climáticos y de comportamiento social que son cruciales para los desafíos energéticos del siglo XXI que atribuyen al impacto climático y agotamiento de los recursos. La ecuación del sector transporte resultante es La ecuación del sector industrial resultante es La ecuación del sector comercial resultante es La ecuación del sector residencial resultante es La ecuación del sector agricultura resultante es La ecuación del sector minero resultante es Sin embargo, ninguna de las regresiones del sector construcción acepta el P-Valor.

El error general entre la energía teórica y la energía proyectada para cada uno de los sectores está de la siguiente manera: (i) Sector transporte: 3,94%; (ii) Sector agricultura: 44,15%; (iii) Sector Comercial: 16,28%; (iv) Sector construcción: no se estima un modelo debido a que ninguna regresión acepta el p-valor; (v) Sector industrial: 9,72%; (vi) Sector minero: 48,45%; (vii) Sector residencial: 0.89%. Por lo tanto, el error general entre la energía teórica y la energía proyectada dentro de este sector es de 3,92%. El error en la demanda total es bajo debido a que las variables económicas permiten proyectar seis de los siete sectores contemplados de la economía colombiana, dado que el sector construcción en el total de las regresiones solo acepta modelos con una variable, los cuales descartamos por la inexactitud de este al depender únicamente de una variable macroeconómica. El margen de error propuesto fue del 5%, por lo tanto, el modelo se acepta acorde a la finalidad académica y de la presente investigación. Estos datos indican que existe una relación entre el comportamiento de las variables macroeconómicas como el PIB, la inflación, el índice de Precios al Productor, la Inversión Extranjera Directa, el precio del barril de crudo y las exportaciones e importaciones de energía, y el consumo energético de cada uno de los sectores de la economía colombiana. De igual manera se descarta el uso de la variable TRM dado que su alta volatilidad permea un modelo más directo y con menor ruido estadístico. Una vez diseñado el modelo de prospectiva estratégica, se obtuvo la estructuración de tres escenarios futuribles del comportamiento del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia: (i) Escenario 1. Continuidad Energética; (ii) Escenario 2. Colombia Fósil-Dependiente y; (iii) Escenario 3. Dinámica energética, en los cuales se tuvo como principal supuesto el nivel de la producción futura de hidrocarburos en el país y su efecto en el comportamiento de las variables macroeconómicas seleccionadas y acorde a la metodología de prospectiva se realizó la proyección en el corto plazo (2022-2025), mediano plazo (2026-2035) y largo plazo (2036-2050). En el escenario 1, el consumo energético responde a un escenario donde las variables macroeconómicas seleccionadas presentan un crecimiento tendencial. En el escenario 2, el comportamiento de cada una de las variables macroeconómicas responde a una situación donde el país mantiene sus enfoques principales en el crecimiento de la producción de hidrocarburos mientras que el escenario 3, el comportamiento de cada una de las variables macroeconómicas seleccionadas responde a una situación donde el país aumenta sus esfuerzos por el crecimiento de energías alternativas.

Este estudio apoya la hipótesis planteada que por medio de un modelo de prospectiva integral se puede realizar la proyección de escenarios del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia. Utilizando las variables macroeconómicas como estudio de caso, este estudio representa el primer hito de un proyecto más grande, al desarrollar una metodología que permite a los investigadores definir criterios sociopolíticos, comerciales, económicos y ambientales para cada uno de los sectores energéticos del país. Los investigadores tienden a simplificar los modelos para facilitar el análisis de fenómenos complejos; a través de la simplificación, se puede lograr la oportunidad de estudiar el comportamiento natural y mejorar la toma de decisiones. La

implementación de conceptos MCDM, de previsión y prospectiva ha permitido a esta investigación obtener una clara comprensión del objetivo del estudio, hasta el punto de desarrollar una metodología que integra técnicas cualitativas y cuantitativas y crear un modelo basado en energía de Colombia.

- Interprete sus datos en la discusión y decida si cada una de las hipótesis se apoya o se rechaza; si no se puede tomar una decisión, el investigador tiene que postular algunas explicaciones posibles (4, 7).

4. Conclusiones

Se elaboró el diagnóstico sobre el estado del consumo energético de los sectores de consumo en el país, en el cual se evidencia que Colombia ha venido realizando importantes avances para incrementar las exportaciones y la inversión extranjera. Sin embargo, las prácticas actuales de planeación se centran en los factores económicos, discriminando el clima, criterios sociales que han demostrado tener impacto en la demanda energética del país. La capacidad energética instalada de Colombia es 70% hídrica, pero el 80% de sus recursos convencionales se exporta, dejando al país con un 15% de carbón y un 20% de petróleo para abastecer la demanda energética nacional, no doméstica e internacional.

De igual manera, si bien Colombia es geográficamente capaz de suministrar energía suficiente para satisfacer su demanda eléctrica con energía hidroeléctrica, sus estrategias de planificación energética se basan en técnicas anticuadas de EP promovidas por los intereses políticos permeados que contribuyen al retroceso económico del país. Los tomadores de decisiones colombianos están enfocados en el avance y maximización de la explotación de los recursos energéticos con fines exportadores, impulsando al país a reformar las políticas energéticas nacionales que apoyen este tipo de planificación objetiva. Por lo tanto, la transición para convertirse en un país que promueva la seguridad energética y el desarrollo sostenible aún está lejos de lograrse.

Además, Colombia es un país en desarrollo marcado por acontecimientos políticos, sociales y militares. Estos hechos han sido perjudiciales para todos los sectores de la sociedad, incluidos aspectos que dan cuenta de la demanda energética y la economía del país. Por lo tanto, el diagnóstico realizado permite evidenciar la necesidad de adquirir mejores prácticas de planeación energética para aquellos países en desarrollo que tienen conflictos geopolíticos similares a los de Colombia. A través de la metodología propuesta, los expertos en el campo estarán facultados para abogar por la seguridad energética y el desarrollo económico sostenible integrando factores económicos, sociales, ambientales y comerciales en la planificación energética y la toma de decisiones.

De igual manera, mediante el uso de la metodología propia propuesta se identifica una relación entre el comportamiento de las variables macroeconómicas como el PIB, la inflación, el índice de Precios al Productor, la Inversión Extranjera Directa, el precio del barril de crudo y las exportaciones e importaciones de energía, y, el consumo energético de cada uno de los sectores de la economía colombiana. De igual manera se descarta el uso de la variable TRM dado que su alta volatilidad permea un modelo más directo y con menor ruido estadístico. A su vez, se determinó que existe un panorama prometedor para el desarrollo económico del país en la región acorde a las perspectivas económicas mundiales para Colombia.

Los modelos de cada uno de los sectores de consumo (transporte, industrial, comercial, residencial, agrícola y minería) se estructuraron con éxito para lograr consolidar el modelo de prospectiva de consumo de energía basado en la economía. El consumo energético para el transporte de Colombia se proyecta utilizando variables económicas. El error general entre la energía teórica y la energía proyectada dentro de este sector es del 3,94%. PCI, WTI³, EXPORT³ E IMPORTS fueron las variables consideradas en este estudio para cumplir con el modelo energético de demanda de energía de transporte de Colombia. La regresión utilizada fue Opt. 14686.

El consumo energético para la agricultura de Colombia se proyecta utilizando variables económicas. El error general entre la energía teórica y la energía proyectada dentro de este sector es del 44,15%. LN(PCI), WTI², EXPORTS³, IMPORTS³, fueron las variables consideradas en este estudio para cumplir con el modelo energético de demanda de energía de agricultura de Colombia. La regresión utilizada fue Opt. 14739. El consumo energético para el comercial de Colombia se proyecta utilizando variables económicas. El error general entre la energía teórica y la energía proyectada dentro de este sector es del 16,28%. GDP³, PCI, PPI, WTI³ e IMPPORTS fueron las variables consideradas en este estudio para cumplir con el modelo energético de demanda de energía comercial de Colombia. La regresión utilizada fue Opt. 7833.

El consumo energético para el industrial de Colombia se proyecta utilizando variables económicas. El error general entre la energía teórica y la energía proyectada dentro de este sector es del 9,72%. GDP², LN(PCI), FDI², IMPORTS³ fueron las variables consideradas en este estudio para cumplir con el modelo energético de demanda de energía de industrial de Colombia. La regresión utilizada fue Opt. 13112. El consumo energético para minería de Colombia se proyecta utilizando variables económicas. El error general entre la energía teórica y la energía proyectada dentro de este sector es del 48,45%. LN(PCI), PPI, WTI², Export³ e IMPORTS fueron las variables consideradas en este estudio para cumplir con el modelo energético de demanda de energía de minería de Colombia. La regresión fue Opt. 11487.

El consumo energético para el residencial de Colombia se proyecta utilizando variables económicas. El error general entre la energía teórica y la energía proyectada dentro de este sector es del 0,89%. GDP³, PCI², PPI,

WTI², FDI, EXPORTS e IMPORTS³ fueron las variables consideradas en este estudio para cumplir con el modelo energético de demanda de energía de residencial de Colombia. La regresión utilizada fue Opt. 11487.

El sector de Construcción no aceptó el p-valor de algún modelo con más de una variable en el análisis de regresión multilínea debido al menor consumo de energía. De igual manera, al contrastar la implementación del modelo en retrospectiva con los datos reales de las variables macroeconómicas y compararlo con los datos publicados en el informe de la UPME del Balance Energético Colombiano – BECO de 1995 a 2020, se calculó el margen de error medio para cada sector: (i) Sector Transporte: 3,94%, (ii) Sector Industrial: 9,72%, (iii) Sector Comercial: 16,28%, (iv) Sector Residencial: 0,89%, (v) Sector Agrícola: 44,15% y; (vi) Sector Minería: 48,45%. En el cual se puede evidenciar que el sector residencial es el que menor margen de error medio presenta y los sectores de minería y agricultura son los que mayores niveles, dado que el factor macroeconómico no es lo suficientemente descriptivo ante el consumo de energía de estos sectores. Sin embargo, el resultado final arrojó un margen de error medio del total del consumo energético de Colombia de 3,92%, por lo cual se acepta como un modelo que aplica a un nivel de confianza del 95%,

Se procede al diseño e implementación de una herramienta para realizar macros que de manera automática genere las combinatorias y las regresiones necesarias para la ejecución del proyecto, además de una metodología propia dentro de la herramienta que permitió identificar las regresiones que cumplían con el criterio del P-VALOR, generando un ahorro de 4.000 horas/trabajo a partir de la aplicación visual básica (VBA) en Microsoft Excel.

Una vez diseñado el modelo de prospectiva estratégica, se obtuvo la estructuración de tres escenarios futuros del comportamiento del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia: (i) Escenario 1. Continuidad Energética; (ii) Escenario 2. Colombia Fósil-Dependiente y; (iii) Escenario 3. Dinámica energética, en los cuales se tuvo como principal supuesto el nivel de la producción futura de hidrocarburos en el país y su efecto en el comportamiento de las variables macroeconómicas seleccionadas y acorde a la metodología de prospectiva se realizó la proyección en el corto plazo (2022-2025), mediano plazo (2026-2035) y largo plazo (2036-2050).

En el escenario 1, el consumo energético responde a un escenario donde las variables macroeconómicas seleccionadas presentan un crecimiento tendencial. En el escenario 2, el comportamiento de cada una de las variables macroeconómicas responde a una situación donde el país mantiene sus enfoques principales en el crecimiento de la producción de hidrocarburos mientras que el escenario 3, el comportamiento de cada una de las variables macroeconómicas seleccionadas responde a una situación donde el país aumenta sus esfuerzos por el crecimiento de energías alternativas.

Por consiguiente, la implementación de conceptos MCDM, de previsión y prospectiva ha permitido a esta investigación obtener una clara comprensión del objetivo del estudio, hasta el punto de desarrollar una metodología que integra técnicas cualitativas y cuantitativas y proponer un modelo integrado que permita proyectar el consumo de energía de Colombia.

5. Agradecimientos

La base de la presente investigación nace en el marco del Semillero Interinstitucional de Prospectiva Energética en colaboración con la Universidad Autónoma de Bucaramanga UNAB, Universidad Industrial de Santander – UIS, Universidad Pontificia Bolivariana – UPB Seccional Santander y en colaboración con ECOPETROL S.A “Prospectiva Energética Colombiana 2050. Igualmente destacar el apoyo de la Maestría en Ingeniería en Energía de la Universidad Autónoma de Bucaramanga – UNAB, en liderazgo del PhD. Leonardo Esteban Pacheco Sandoval.

Referencias

- Unidad de Planeación Energética de Colombia UPME (2020). UPME Unidad de Planeación Minero energética. Excel Sheet. <http://www1.upme.gov.co/InformacionCifras/Paginas/BalanceEnergetico.aspx>
- F. de Llano-Paz, A. Calvo-Silvosa, S. I. Antelo, and I. Soares. (2017), "Energy planning and modern portfolio theory: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 77, pp. 636–651.
- 2015 PROCOLOMBIA (2015), "Electric Power in Colombia," PROCOLOMBIA, Colombia Energy Sector Outlook Year 2015.
- Swan, L. G. (2009); Ugursal, V. I. Modeling of end use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Vol. 13, Pages 1819-1835.99
- Han Shih, Suchithra Rajendran (2019). Comparison of Time Series Methods and Machine Learning Algorithms for Forecasting Taiwan Blood Services Foundation's Blood Supply. *J Healthc Eng*. 2019; 2019: 6123745.doi: 10.1155/2019/6123745
- Wolfgang Schellong. (2011),. Energy Demand Analysis and Forecast. *Energy Management Systems*.
- C. Congress, "Law 1715 - Integración de las Energías renovables no convencionales al Sistema Energético Nacional,"
- Website GERENCIA (2014), ¿QUÉ ES PROSPECTIVA? Colombia. En Línea: <http://www.degerencia.com/articulo/que-es-prospectiva>
- Soms, Esteban, Guido de la Torre A. (2005). Prospectiva y construcción de escenarios para el Desarrollo territorial. En Línea: <http://www.desarrollosocialyfamilia.gob.cl/btca/txtcompleto/mideplan/cuad3-prospect.desterrit.pdf>
- Paez Andrés, et all. (2017). Future scenarios and trends of energy demand in Colombia using long-range energy alternative planning.
- J. M. Santos and T. Jimeenz (2016), "Final Agreement to End the Armed Conflict and Build a Stable and Lasting Peace National Government of Colombia | Commander-in-chief FARC-EP," Capital of the Republic of Cuba.
- ECOPETROL, UPME, UNAB, UIS, and UPB (2018), *Prospectiva energética Colombia 2050* - ISBN 978-958-8956-50-3. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, 2018.
- R. Schaeffer et al. (2012), "Energy sector vulnerability to climate change: A review," *Energy*, vol. 38, no. 1, pp. 1–12.
- P. H. Abreu, D. C. Silva, H. Amaro, and R. Magalhães(2016), "Identification of Residential Energy Consumption Behaviors," *Journal of Energy Engineering*, vol. 142, no. 4, p. 04016005.
- S. Pfenninger, A. Hawkes, and J. Keirstead (2014), "Energy systems modeling for twenty-first century energy challenges," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 33, pp. 74–86.
- Tao Hong, Pierre Pinson, Shu Fan, Hamidreza Zareipour, Alberto Troccoli, Rob J Hyndman. (2016). Probabilistic energy forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond. *International Journal of Forecasting*, Issue: 3, Volume: 32, Page: 896-913
- Pohekar, S. D., Ramachandran, M. (2004). Application of multi-criteria decision making to sustainable energy planning - A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 8(4), 365-381. DOI:10.1016/j.rser.2003.12.007
- Han Shih, Suchithra Rajendran (2019). Comparison of Time Series Methods and Machine Learning Algorithms for Forecasting Taiwan Blood Services Foundation's Blood Supply. *J Healthc Eng*. 2019; 2019: 6123745.doi: 10.1155/2019/6123745
- Wolfgang Schellong. (2011). Energy Demand Analysis and Forecast. *Energy Management Systems*.
- Zárate, M. T. N., & Vidal, A. H. (2016, June). Colombia Energy Investment Report. In *Presentación Reporte sobre el sector Energético en Colombia-Carta Internacional de la Energía*. Energy Charter Secretariat.
- XM S.A. E.S.P. Informe de Operación del SIN y Administración del Mercado 2013, (2013). Retrieved 4 Jun 2020, from <http://informesanuales.xm.com.co/2013/SitePages/operacion/Default.aspx>
- Burak Omer Saracoglu (2017), Long Term Electricity Demand & Peak Power Load Forecasting Variables Identification & Selection. *Science Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*.2017; 6(2): 18-28. DOI: 10.11648/j.cssp.20170602.13
- United Nation ESCAP (1995): Environment and Natural Resources Development Division: Scrotal Energy Demand Analysis and Longterm Forecast: Methodological Manual. MEDEE-S.No: ST/ESCAP/ 1521, 1995.
- International Atomic Energy Agency, IAEA (1995). Computer Tools for Comparative Assessment of Electricity Generation Options and Strategies. Vienna, Austria. 1995.
- Stefano Moret, Víctor Codina Girones, Michel Bierlaire, Francois Maréchal (2017). Characterization of input uncertainties in strategic energy planning models, *Applied Energy*. Vol. 202, 15 September 2017. Pages 597-617
- Saboohi, Y (2006). Model for Analysis of Demand for Energy - MADE II. Institute fur Kernenergetik und Energiesysteme (IKE), University of Stuttgart, Technical Report, IKE 8-19, 1989: 0173-6892
- Dementjeva, N., & Siirde, A. (2009). Energy planning models analysis and their adaptability for Estonian energy

sector. TUT Press.

- Ates, S. A. (2015). Energy efficiency and CO2 mitigation potential of the Turkish iron and steel industry using the LEAP (long-range energy alternatives planning) system. *Energy*, 90, 417-428
- Debnath, K. B., & Mourshed, M. (2018). Forecasting methods in energy planning models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 88, 297-325.
- Mateus Valencia, Andres Camilo, (2016). Energy Crisis in Colombia. *Tecnología, Investigación y Academia*, TIA. ISSN: 2344-8288 Vol. 4 No. 2 pp. 74-81.
- Espinoza Sebastian, et all. (2015). Implementación de Prospectiva Energética como Estrategia Prioritaria para la Soberanía Energética y Sostenibilidad Nacional.
- Xia, E. & Ahad, M. (2018). Oil demand forecasting for China: fresh evidence from structural time series analysis.
- Li, W. & Gao, S. (2018). Prospective on energy related carbon emissions peak integrating optimized intelligent algorithm with dry process technique application for China's cement industry.
- Zengab, M. et all. (2013). The prospective of nuclear power in China.
- Fontalvo, J. et all. (2018). I Self-Generation Prospective in Ecuador using the LEAP Model.
- Xie, N. & Alan, P. (2014). Forecasting energy consumption in China following instigation of an energy-saving policy.
- Chen, Y. et all. (2019). Impacts of stochastic forecast errors of renewable energy generation and load demands on microgrid operation.
- Gülesin, S. (2016). Forecasting the energy demand of Turkey with a NN based on an improved Particle Swarm Optimization.
- Roth, A.-N., (2002). Políticas públicas. Formulación, Implementación Y Evaluación. (Bogotá). [http://refhub.elsevier.com/S0301-4215\(19\)30189-2/sref47](http://refhub.elsevier.com/S0301-4215(19)30189-2/sref47)
- Dincer, I., (1999). Environmental impacts of energy. *Energy Policy* 27, 845–854. [http://refhub.elsevier.com/S0301-4215\(19\)30189-2/sref16](http://refhub.elsevier.com/S0301-4215(19)30189-2/sref16)
- Official CREG Website. Retrived 5 feb 2021, from https://www.creg.gov.co/sites/default/files/marco_regulatorio_sector_energia.pdf
- Official Cámara de Comercio de Cali, Retrived 5 feb 2021, from <https://www.ccc.org.co/file/2016/04/Ritmo-Bioenergia-Bioenergia.pdf>.
- C. Alonso, “Modelo de Regresion lineal Multiple - Econometria Universidad Carlos III de Madrid,” p. 40.
- A. C. Rencher and G. B. Schaalje (2008). *Linear models in statistics*, 2nd ed. Hoboken, N.J: Wiley-Interscience, .
- P. Toro, A. Garcia, C. Aguilar, J. Perea, and R. Vera (2010), *Modelos Econometricos Para el Desarrollo de Funciones de Produccion* - ISSN: 1698-4226 DT 13, Vol. 1/2010, Universidad de Cordoba. .
- C. Alonso (2008), “Modelo de Regression lineal Multiple - Econometria Universidad Carlos III de Madrid,” p. 40.
- R. M. Granados, “Montero Granados. R (2016): Modelos de regresión lineal múltiple. Documentos de Trabajo en Economía Aplicada. Universidad de Granada. España,,” p. 61.
- D. Cardona, M. Rivera, J. González, and E. Cárdenas (2014), “Estimación y predicción con el modelo de regresión cúbica aplicado a un problema de salud,” *Ingeniería Solidaria*, vol. 10, no. 17, pp. 153–160.
- Zachariadis, Theodoros (2007). Exploring the relationship between energy use and economic growth with bivariate models: new evidence from G-7 countries. En: *Energy Economics*. Vol.; 29, No (May.2007); p.1233–1253
- Bowden, N., Payne, J.E. (2009) The causal relationship between U.S. energy consumption and real output: a disaggregated analysis. *J. Policy Model*. Vol.;31. No (2009); p.180–188.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística. Producto Interno Bruto (PIB) Históricos. {En línea}. 2018. {18 de abril de 2019}. Disponible en: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/cuentas-nacionales/cuentas-nacionales-trimestrales/historicos-producto-interno-bruto-pib#base-2005>
- Otero Prada, Diego Fernando (2019). The energy-mining sector and the Colombian economy. {En línea}. 2012, p.37-38. Disponible en: <http://www.indepaz.org.co/wp-content/uploads/2012/04/El-sector-energ%C3%A9tico-minero-y-la-econom%C3%ADa-colombiana.pdf>
- Comisión de regulación de energía y gas (2007). Resolución CREG 119 de 2007. Costo unitario de prestación del servicio de energía eléctrica. Capítulo III, 21 de diciembre de 2007.
- Comisión de regulación de energía y gas (2011.), Resolución CREG 034 de 2001. Precio de Reconciliación Positiva de los Generadores. Artículo 1.
- Sterne JAC, Davey Smith G. (2001) Sifting the evidence—what’s wrong with significance tests? *BMJ* 2001; 322, Pages 226-231
- Godet, M. (1993). De la anticipación a la acción, Manual de prospectiva y estrategia. Disponible en: <https://administracion.uexternado.edu.co/matdi/clap/De%20la%20anticipaci%C3%B3n%20a%20la%20acci%C3%B3n.pdf>
- Ministerio de Energía y Minas Oficina Técnica de Energía, (1998) Tabla de conversión de unidades, p 146. <http://www.minem.gob.pe/minem/archivos/file/Hidrocarburos/balances/balan-ener-util1998/tabla.pdf>

- Behera, J. (2015). Examined the energy-led growth hypothesis in India: Evidence from time series analysis. *Energy Economics Letters*, 2(4), 46-56.
- Bruns, S. B., & Gross, C. (2013). What if energy time series are not independent? Implications for energy-GDP causality analysis. *Energy Economics*, 40, 753-759.
- Gross, C. (2012). Explaining the (non-) causality between energy and economic growth in the US—A multivariate sectoral analysis. *Energy Economics*, 34(2), 489-499.
- Jaramillo Villarreal, L. C. (2020). Desarrollo de un modelo económico de energía para pronosticar la demanda energética por sectores de consumo en Colombia. Disponible en: <https://www.bancodeoccidente.com.co/wps/wcm/connect/banco-de-occidente/0f02cfa3-83c9-4f7e-bb2d-7ee32e20a4eb/informe-sectorial-anif-jul-2018.pdf?MOD=AJPERES&CVID=mijQdGx>
- Schulte, I., & Heindl, P. (2017). Price and income elasticities of residential energy demand in Germany. *Energy Policy*, 102, 512-528.
- EIA, Energy Information Administration, (2019) What drives crude oil prices: Overview. {En línea}. 2019. {18 de abril de 2019}. Disponible en: <https://www.eia.gov/finance/markets/crudeoil/>
- Robert J. Myers a, Stanley R. Johnsonb, Michael Helmar c, Harry Baumes d(2018), Long-run and short-run relationships between oil prices, producer prices, and consumer prices: What can we learn from a permanent-transitory decomposition? - *The Quarterly Review of Economics and Finance* 67 175–190
- Humaira Yasmeen , Ying Wang, Hashim Zameer, Yasir Ahmed Solangi (2019), Does oil price volatility influence real sector growth? Empirical evidence from Pakistan - --- *Energy Reports* 5 688–703
- Banco de la República, Departamento de Cambios Internacionales. Inversión Extranjera Directa en Colombia. {En línea}. 2012. {1 de mayo de 2019}. Disponible en: http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/ce_dcin_inversionextranjera.pdf.
- Chongmei Wang, Chu Jiayu (2019). Analyzing on the Impact Mechanism of Foreign Direct Investment(FDI) to Energy Consumption. En: *Energy Procedia*. Vol.; 159; p. 515-520
- Keeley, A. R., & Ikeda, Y. (2017). Determinants of foreign direct investment in wind energy in developing countries. *Journal of Cleaner Production*, 161, 1451-1458.
- Dane, (2021) comercio-internacional balanza comercial. Disponible en: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/comercio-internacional/balanza-comercial>
- Katircioglu, S. T. (2013). Interactions between energy and imports in Singapore: empirical evidence from conditional error correction models. *Energy Policy*, 63, 514-520.
- Fedoseeva, S., & Zeidan, R. (2018). How (a) symmetric is the response of import demand to changes in its determinants? Evidence from European energy imports. *Energy Economics*, 69, 379-394.