

# MODELO DE PROSPECTIVA PARA LA FORMULACIÓN DE ESCENARIOS DEL CONSUMO ENERGÉTICO DE LOS SECTORES DE CONSUMO EN COLOMBIA

## RESUMEN

El presente trabajo presenta el desarrollo de un modelo de prospectiva para la formulación de escenarios del consumo energético de los diferentes sectores de consumo en Colombia, teniendo en cuenta el factor económico del país.

El estudio se basa en el análisis de regresión múltiple, junto con la toma de decisiones con criterios múltiples para establecer una metodología integrada y conocer el comportamiento futuro 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.

Los resultados mostraron que, bajo la metodología del juego de actores y acorde al modelo de prospectiva estratégica obtenido, se estructuraron tres escenarios futuribles del comportamiento del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia: (i) Escenario 1. Continuismo Energético; (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).

## ABSTRACT

This thesis presents the development of a prospective work model for the formulation of energy consumption scenarios of the different consumption sectors in Colombia, taking into account the economic factor of the country.

The study is based on multiple regression analysis, together with multi-criteria decision making to establish an integrated methodology and to know the future behavior of energy demand by the final consumption sectors. The transport, commercial, industrial, residential, agriculture, mining and construction sectors were taken as a study.

The results show that under the methodology of the game of actors and according to the obtained strategic prospective model, three future scenarios of the behavior of energy consumption of the consumption sectors in Colombia were structured: (i) Scenario 1. Energy Continuity; (ii) Scenario 2. Fossil-Dependent Colombia and; (iii) Scenario 3. Energy dynamics, in which the main assumption was the level of future hydrocarbon production in the country and its effect on the behavior of the selected macroeconomic variables and, according to the prospective methodology, the projection was made in the short term (2022-2025), medium term (2026-2035) and long term (2036-2050).

**Palabras claves:** prospectiva, modelo, consumo energético, energía.

## **OBJETIVOS**

### **Objetivo General**

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

## **Objetivos Específicos**

- Efectuar la valoración del derivado climático para los cultivos de flores en la región de la sabana de Bogotá por medio de una herramienta en Excel donde se muestre la estrategia de cobertura con cambios de escenarios.
- 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 futuros 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.

## **DESCRIPCIÓN DE LA PROBLEMÁTICA**

La energía es uno de los factores más críticos en el desarrollo de un país y en la vida de las personas porque proporciona el insumo principal para mantener las actividades financieras de cualquier país. En consecuencia, para contar con un debido abastecimiento de energía acorde a las necesidades humanas, es necesario tener un componente esencial en temas de planificación energética que es el desarrollo de un plan de gestión de previsión de la demanda. Como resultado, muchas decisiones de las partes interesadas se basan en datos históricos y predictivos que utilizan métodos de pronóstico probabilístico

para determinar la demanda de energía. El papel de la previsión es fundamental en las diferentes etapas, incluida la comercialización, la generación de energía y el lado de la demanda gestión (Hong, Pinson, Fan, Zareipour, Troccoli, Hyndman, 2016, p 896-913) (Pohekar, Ramachandran, 2004, p 365-381).

Se ha utilizado una gran variedad de métodos matemáticos para pronosticar la demanda de energía. Algunos de ellos utilizan modelos auto regresivos como: (i) Autorregresivo (AUTOREG); (ii) Autorregresivo Media Móvil (ARMA); (iii) Media Móvil Integrada Autorregresiva (ARIMA); (iv) ARIMA Estacional y; (v) Método De Suavizamiento Exponencial Estacional (ESM). La Red neuronal artificial (ANN) y la regresión múltiple se consideran modelos con algoritmos de aprendizaje automático (Swan, Ugursal, 2009, Vol. 13, p 1819-1835) (Shih, Rajendran, 2019). Algunos modelos de pronóstico para la demanda de energía se basan únicamente en datos históricos de consumo de energía y no en parámetros que influyen en el comportamiento del consumo de energía. El problema del pronóstico para los sistemas de gestión de energía se basa en diferentes factores de influencia impactan en los modelos de demanda de energía (Schellong, 2011). El procesamiento de la data del comportamiento de la energía y la selección de métodos de pronósticos adecuados han sido una necesidad importante al momento de predecir la demanda de energía en un país.

XM es la entidad encargada de prestar servicios de administración y gestión de sistemas transaccionales y plataformas tecnológicas para el mercado mayorista local de energía eléctrica, por lo cual es una de las principales responsables de estudiar la demanda energética de Colombia. Proyecta el consumo energético para alinear y satisfacer la

demanda de energía a largo plazo, incluida la participación de fuentes renovables de energía. Además, con el fin de implementar la prospectiva como herramienta de pronóstico en el país, esta investigación pretende analizar y proyectar el comportamiento de largo plazo de la demanda energética de Colombia, considerando las variables de diferentes factores de impacto.

El objetivo principal del trabajo de grado es el diseño y desarrollo de un modelo de prospectiva energética para la formulación de escenarios futuros del consumo energético de los diferentes sectores económicos de Colombia siguiendo una metodología para identificar las variables significativas del modelo, que se apoya en técnicas estadísticas, toma de decisiones multicriterio (MCDM), enfoques y prospectiva estratégicos.

¿Cuál es el conjunto interrelacionado de supuestos, variables y escenarios futuros que permiten modelar el comportamiento del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia?

## **INVESTIGACION**

La prospectiva una de las nuevas ciencias del futuro, enfocada a la importancia de la visión estratégica que debe servir a toda la organización como parte fundamental de la visión de futuro organizacional. (Zárate, Vidal, 2016) Según la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico –OCDE, la prospectiva es “el conjunto de tentativas sistemáticas para observar a largo plazo el futuro de la ciencia, la tecnología, la economía y la sociedad con el propósito de identificar las tecnologías emergentes que probablemente produzcan los mayores beneficios económicos o sociales”, pero a nivel general podemos inferir que es el estudio del futuro para poder comprender los posibles caminos que podría tomar este y por ende tomar decisiones en el presente que permitan tomar “ventaja” de las oportunidades anticipándose a los sucesos.

La prospectiva se dirige a aquellas personas que necesitan analizar, evaluar, diseñar estrategias para la correcta toma de decisiones que permita adelantarse a sus contendores del mercado y ser más competitivo. Por lo general, los estudios prospectivos son una herramienta que ayuda al momento de innovar. Por lo tanto, la prospectiva debe ser capaz de identificar aquellos escenarios futuros que en el período que va del presente

al horizonte del estudio, puedan presentarse. Generalmente se usa en el proceso un horizonte temporal de 10 a 20 años. (Upme, 2020)

El interés de las partes interesadas de todo el mundo sobre la planificación energética de un país se ha centrado en el método de criterios múltiples, que puede proporcionar soluciones y abordar problemas complejos de gestión energética. Este método enfatizó el principal objetivo de la toma de decisiones tradicional de maximizar los beneficios minimizando los costos de las políticas de demanda energética (Gerencia, 2014). Además, la demanda de energía se analiza a partir de modelos basados en técnicas estadísticas, econométricas y de ingeniería, siendo este último el más complejo y sofisticado de todos. En modelos estadísticos, extrapolaciones simples o técnicas estadísticas multivariadas determinan el valor de la demanda de energía mediante análisis discriminatorio y análisis taxonómico, mientras que, en métodos econométricos, estos valores se calculan con base en teorías macroeconómicas (XM S.A, 2020).

Las herramientas de planificación energética más comunes implementan parámetros económicos para hacer proyecciones de referencia sobre la demanda energética probable a largo plazo; esas herramientas permiten un mayor impacto y un nivel más desagregado para desarrollar enfoques flexibles. Una de esas herramientas es el modelo de demanda de Energía para Europa (MEDEE), que fue desarrollado por empresas energéticas francesas que condujeron al desarrollo de los modelos MEDEE 2 y MEDEE 3. MEDEE 2 proporciona un enfoque simplificado del modelo de demanda de energía a largo plazo, donde la demanda de energía se considera una demanda inducida por actividades económicas y por la satisfacción de necesidades sociales. MEDEE 3 utiliza un proceso

dinámico para satisfacer la demanda de energía a largo plazo. Además, el modelo de análisis de la Demanda de Energía (MAED & MADE-II) estableció un medio para supuestos a largo plazo sobre la evolución socioeconómica, tecnológica y demográfica de un país o región (Burak, 2017) (ESCAP, 1995) (IAEA, 1995). Entre los métodos mencionados, MEDEE y MAED son modelos tecno económicos, y MADE-II tiene un modelo más integral, que comprende un modelo de distribución de la demanda de energía en grupos de hogares, un modelo de ingeniería y el modelo intermedio para el sector transporte (Moret, Girones, Bierlaire, Maréchal, 2017, p 597-617) (Saboohi , 1989). Finalmente, el tercer modelo es la Plataforma de análisis de bajas emisiones (LEAP) desarrollada en el Instituto de Medio Ambiente de Estocolmo. Es una herramienta de software para el análisis de políticas energéticas y la evaluación de la mitigación del cambio climático. LEAP admite una amplia gama de diferentes metodologías de modelado, desde técnicas de contabilidad de uso final de abajo hacia arriba hasta modelado macroeconómico de arriba hacia abajo con respecto al lado de la demanda. Debido a una estructura muy flexible, LEAP permite a sus usuarios realizar un análisis detallado de escenarios sociales, económicos y tecnológicos sobre el consumo de energía de uso final rastreando el consumo de energía, la producción de energía y la extracción de recursos energéticos en todos los sectores de una economía. Además, se puede utilizar para tener en cuenta las fuentes y los sumideros de gases de efecto invernadero (GEI) en los sectores energético y no energético (Ates, 2015, p 417-428).

En s Actualmente, el sector que más energía consume en Colombia es el sector transporte. Fue impulsado por un 34,99% en 2015 ( Upme, 2020). Debido a factores climáticos y técnicos en la producción de energía, Colombia ha enfrentado un racionamiento eléctrico. Esto llevó al país a establecer la necesidad de una política



energética sólida y una planificación energética para lograr la continuidad en el suministro de energía para cada sector de consumo (Valencia, 2016). Para satisfacer la demanda de energía en constante crecimiento, los planificadores de recursos de servicios públicos deben pronosticar el consumo futuro de electricidad y modelar los requisitos potenciales para satisfacer esa demanda prevista. En cuanto a Colombia, el Sistema Interconectado Nacional (SIN) conecta solo el 48% del territorio nacional; dejando el 52% del área del país fuera de la red (Procolombia 2015). Además, los recursos no convencionales de Colombia, FNCE, representan solo el 0,1% de la generación total de energía (Procolombia 2015). Estos márgenes han llamado la atención de inversionistas privados nacionales e internacionales para invertir en la generación de energía del país no solo para extender la red nacional sino también para diversificar la matriz energética actual del país. De hecho, la nueva Ley de Energías Renovables de Colombia, Ley 1715, se compromete a diversificar la matriz energética de Colombia a través de la implementación de proyectos de energías renovables en la planificación de la demanda energética del país (Congress, 2014)

Además, Colombia es un país en desarrollo marcado por acontecimientos políticos, sociales y militares. Estos hechos han ido en detrimento de todos los sectores de la sociedad, incluyendo aspectos que dan cuenta de la demanda energética y de la economía del país ( Paez, 2017).

## **ANALISIS**

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 futuros del consumo de energía en los sectores de consumo, con el cual se pudiese probar la hipótesis planteada.

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

**4.1. 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:

**4.1.1. 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.

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

**4.1.3. 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.

**4.2. 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:

**4.2.1. Estudio del mercado minero – energético colombiano**, tomando en consideración cada uno de los sectores de que lo componen

**4.2.2. 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.

**4.2.3. 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.

**4.2.4. 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).

**4.2.5. 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)

**4.2.6. 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.

**4.2.7. 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.

$$r = \frac{S_x}{S_x S_y} = \frac{\text{Covarianza}}{\text{Producto de las desviaciones típicas}}$$

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.

**4.2.8. 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)**

#### **1.1.1.1 4.2.8.1 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.

**4.3. 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:

**4.3.1. 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 está expresado por la forma:

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

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  $X^2$ ).

**4.3.2. 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 ( $X_1, X_2, \dots, X_K$ ). 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  $X_1, \dots, X_k$ , (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); y  $\varepsilon$  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  $R^2$  y  $R^2$  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  $R^2$  representa la proporción de variación de  $y$  explicada por la regresión.

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

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

- Si  $R^2 = 0 \rightarrow SCR_{eg} = 0 \therefore$  El modelo no explica nada de la variación de  $y$  a partir de su relación lineal con  $X_1, \dots, X_K$ .
- Si  $R^2 = 1 \rightarrow SCR_{eg} = SCT \therefore$  Toda la variación de  $y$  es explicada por los términos presentes en el modelo.
- Un valor de  $R^2$  cercano a 1  $\therefore$  Mayor cantidad de variación total es explicada por el modelo de regresión.

El coeficiente de determinación ajustado o R cuadrado ( $R^2$ ) 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.

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

$R_a^2$  : representa el R cuadrado ajustado o coeficiente de determinación ajustado

$R^2$ : 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.

**4.3.3. 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**.

#### **1.1.2 4.3.4. 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 Neymande. 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. A demás, 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,  $\alpha$  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  $\alpha$ , 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 ultimo 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)

### **1.1.3 Diseño de una matriz de impactos cruzados:**

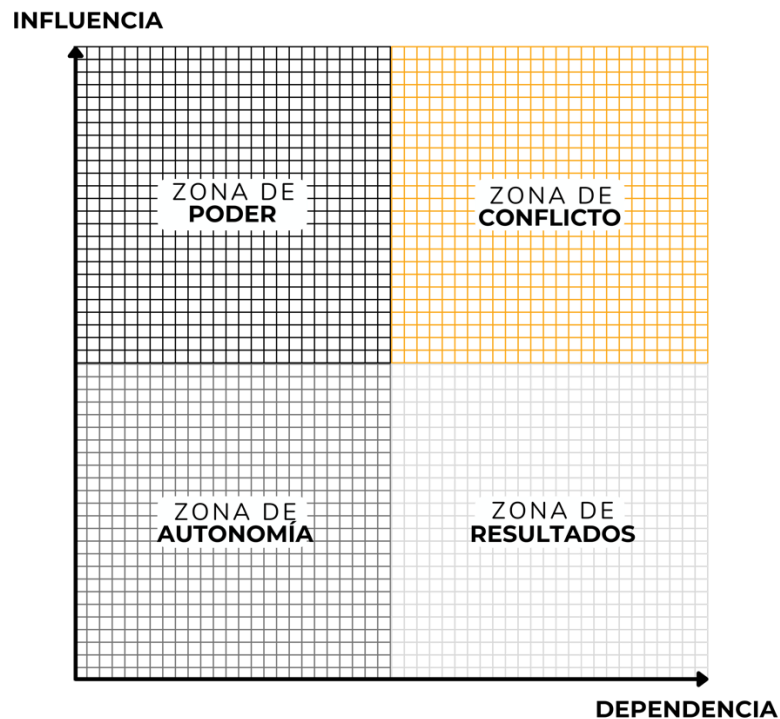
Diseño de matriz de impactos cruzados de variables independientes identificadas y demanda de los sectores de consumo para la determinación de las variables independientes que mayor impacto e influencia tienen en las variables de estudio, es decir, en el comportamiento del consumo de los sectores de consumo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

De acuerdo con las dos disciplinas que integra esta metodología, se realiza un análisis MICMAC propuesto por Michel Goddet 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.

**4.3.6. 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.

**Figura 1 Matriz de impactos cruzados**



*Fuente: Adaptado de Godet, 1993*

**4.3.7. 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.

#### **1.1.4 4.3.8. 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).

**4.4. 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 definieron las siguientes actividades:

**4.4.1. Análisis del juego de actores a través del método MACTOR:** proyección de variables del modelo.

**4.4.2. Definición del espacio morfológico:** definición de supuestos.

**4.4.3. Análisis de los escenarios posibles,** realizables, deseables, tendencial y probable.

**4.4.4. Contraste entre el comportamiento retrospectivo y prospectivo** para una serie de tiempo real del consumo energético en los sectores de consumo en Colombia.

**4.4.5. 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.

## 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, WTI<sup>3</sup>, 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), WTI<sup>2</sup>, EXPORTS<sup>3</sup>, IMPORTS<sup>3</sup>, 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%.  $GDP^3$ , PCI, PPI,  $WTI^3$  e  $IMPSPORTS$  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%.  $GDP^2$ ,  $LN(PCI)$ ,  $FDI^2$ ,  $IMPORTS^3$  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,  $WTI^2$ ,  $Export^3$  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%.  $GDP^3$ ,  $PCI^2$ , PPI,  $WTI^2$ , FDI,  $EXPORTS$  e  $IMPORTS^3$  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 multilíneal 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.

En consecuencia, este estudio tiene como objetivo apoyar el desarrollo de un modelo de prospectiva para la formulación de escenarios del consumo energético de los sectores de consumo en Colombia. Utilizando las variables macroeconómicas como estudio de caso, esta tesis de maestría 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.



## 5. Recomendaciones

Este trabajo presenta la presentación de una metodología híbrida con el fin de la optimización de las prácticas de planificación energética para Colombia. Sin embargo, a pesar de que los criterios y la teoría se aplicaron con éxito, hay varios aspectos para mejorar que deben considerarse para el trabajo futuro de esta línea de investigación.

El primer aspecto, como se menciona en las conclusiones del trabajo, el autor no incluye factores diferentes al macroeconómico, y es necesario aplicar más factores como aspectos ambientales, geográficos y políticos siguiendo el enfoque propuesto.

El segundo aspecto de mejora es la construcción de macros dinámicas en Microsoft Excel para la identificación de las regresiones que cumplen con los criterios, dado que actualmente se cuenta con la programación para la generación de estos modelos y una manera efectiva y más eficiente, pero manual, para identificar los que aprueban el criterio del p-valor. Al agilizar este proceso a través de la programación y ampliar el alcance para incluir otros factores, la metodología propuesta permitirá que esta investigación cree un modelo basado en el consumo energético de Colombia.

El tercer aspecto para tener en cuenta en el trabajo futuro es la estructuración de una metodología concreta para el juego de actores, con el fin de conocer ampliamente su percepción acerca del comportamiento de variables que incidan en el estudio previsto.

## BIBLIOGRAFIA

### 6. Referencias

- [1] UPME, 'UPME Unidad de Planeación Minero energética'. Unidad de Planeacion Energética de Colombia, Excel Sheet. Retrieved 4 Jun 2020, from <http://www1.upme.gov.co/InformacionCifras/Paginas/BalanceEnergetico.aspx>
- [2] F. deLlano-Paz, A. Calvo-Silvosa, S. I. Antelo, and I. Soares, "Energy planning and modern portfolio theory: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 77, pp. 636–651, Sep. 2017
- [3] 2015 PROCOLOMBIA, "Electric Power in Colombia," PROCOLOMBIA, Colombia Energy Sector Outlook Year 2015.
- [4] Swan, L. G.; Ugursal, V. I. Modeling of end use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2009, Vol. 13, Pages 1819-1835.99
- [5] Han Shih, Suchithra Rajendran. 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
- [6] Wolfgang Schellong. 2011. Energy Demand Analysis and Forecast. *Energy Management Systems*.
- [7] C. Congress, "Law 1715 - Integración de las Energías renovables no convencionales al Sistema Energético Nacional," May 2014.
- [8] Website GERENCIA, ¿QUÉ ES PROSPECTIVA? Colombia. 2014 en Línea: <http://www.degerencia.com/articulo/que-es-prospectiva>
- [9] 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>

- [10] Paez Andrés, et all. (2017). Future scenarios and trends of energy demand in Colombia using long-range energy alternative planning.
- [11] J. M. Santos and T. Jimeenz, "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, Nov. 2016.
- [12] ECOPETROL, UPME, UNAB, UIS, and UPB, *Prospectiva energética Colombia 2050* - ISBN 978-958-8956-50-3. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, 2018.
- [13] R. Schaeffer et al., "Energy sector vulnerability to climate change: A review," *Energy*, vol. 38, no. 1, pp. 1–12, Feb. 2012.
- [14] P. H. Abreu, D. C. Silva, H. Amaro, and R. Magalhães, "Identification of Residential Energy Consumption Behaviors," *Journal of Energy Engineering*, vol. 142, no. 4, p. 04016005, Dec. 2016.
- [15] F. deLlano-Paz, A. Calvo-Silvosa, S. I. Antelo, and I. Soares, "Energy planning and modern portfolio theory: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 77, pp. 636–651, Sep. 2017.
- [16] S. Pfenninger, A. Hawkes, and J. Keirstead, "Energy systems modeling for twenty-first century energy challenges," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 33, pp. 74–86, May 2014.
- [17] 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
- [18] 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
- [19] Swan, L. G.; Ugursal, V. I. Modeling of end use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2009, Vol. 13, Pages 1819-1835.
- [20] Han Shih, Suchithra Rajendran. 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
- [21] Wolfgang Schellong. 2011. *Energy Demand Analysis and Forecast*. Energy Management Systems.

- [22] 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.
- [23] UPME, 'UPME Unidad de Planeación Minero energética'. Unidad de Planeación Energética de Colombia, Excel Sheet. Retrieved 4 Jun 2020, from <http://www1.upme.gov.co/InformacionCifras/Paginas/BalanceEnergetico.aspx>
- [24] 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>
- [25] Burak Omer Saracoglu, 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
- [26] United Nation ESCAP: Environment and Natural Resources Development Division: Scrotal Energy Demand Analysis and Longterm Forecast: Methodological Manual. MEDEE-S.No: ST/ESCAP/ 1521, 1995.
- [27] International Atomic Energy Agency, IAEA. Computer Tools for Comparative Assessment of Electricity Generation Options and Strategies. Vienna, Austria. 1995.
- [28] Stefano Moret, Víctor Codina Girones, Michel Bierlaire, Francois Maréchal. Characterization of input uncertainties in strategic energy planning models, Applied Energy. Vol. 202, 15 September 2017. Pages 597-617
- [29] Saboohi, Y. 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
- [30] Dementjeva, N., & Siirde, A. (2009). *Energy planning models analysis and their adaptability for Estonian energy sector*. TUT Press.
- [31] 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
- [32] Debnath, K. B., & Mourshed, M. (2018). Forecasting methods in energy planning models. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 88, 297-325.
- [33] Mateus Valencia, Andres Camilo, 2016. Energy Crisis in Colombia. Tecnología, Investigación y Academia, TIA. ISSN: 2344-8288 Vol. 4 No. 2 pp. 74-81.
- [34] Espinoza Sebastian, et all. (2015). Implementación de Prospectiva Energética como Estrategia Prioritaria para la Soberanía Energética y Sostenibilidad Nacional.

[35] Xia, E. & Ahad, M. (2018). Oil demand forecasting for China: fresh evidence from structural time series analysis.

[36] 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.

[37] Zengab, M. et all. (2013). The prospective of nuclear power in China.

[38] Fontalvo, J. et all. (2018). I Self-Generation Prospective in Ecuador using the LEAP Model.

[39] Xie, N. & Alan, P. (2014). Forecasting energy consumption in China following instigation of an energy-saving policy.

[40] Chen, Y. et all. (2019). Impacts of stochastic forecast errors of renewable energy generation and load demands on microgrid operation.

[41] Gülesin, S. (2016). Forecasting the energy demand of Turkey with a NN based on an improved Particle Swarm Optimization.

[42] 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)

[43] 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)

[44] Official CREG Website. Retrived 5 feb 2021, from [https://www.creg.gov.co/sites/default/files/marco\\_regulatorio\\_sector\\_energia.pdf](https://www.creg.gov.co/sites/default/files/marco_regulatorio_sector_energia.pdf)

**[45] Official Cámara de Comercio de Cali, Retrived 5 feb 2021, from <https://www.ccc.org.co/file/2016/04/Ritmo-Bioenergia-Bioenergia.pdf>.**

[46]. C. Alonso, “Modelo de Regresion lineal Multiple - Econometria Universidad Carlos III de Madrid,” p. 40.

[47] A. C. Rencher and G. B. Schaalje, Linear models in statistics, 2nd ed. Hoboken, N.J: Wiley-Interscience, 2008.

[48] P. Toro, A. Garcia, C. Aguilar, J. Perea, and R. Vera, Modelos Econometricos Para el Desarrollo de Funciones de Produccion - ISSN: 1698-4226 DT 13, Vol. 1/2010, Universidad de Cordoba. .

[49] C. Alonso, “Modelo de Regression lineal Multiple - Econometria Universidad Carlos III de Madrid,” p. 40.

[50] R. M. Granados, “Montero Granados. R (2016): Modelos de regresión lineal múltiple. Documentos de Trabajo en Economía Aplicada. Universidad de Granada. España.,” p. 61.

[51] D. Cardona, M. Rivera, J. González, and E. Cárdenas, “Estimación y predicción con el modelo de regresión cúbica aplicado a un problema de salud,” *Ingeniería Solidaria*, vol. 10, no. 17, pp. 153–160, Dec. 2014.

[52] Zachariadis, Theodoros. 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

[53] Bowden, N., Payne, J.E. The causal relationship between U.S. energy consumption and real output: a disaggregated analysis. *J. Policy Model*. Vol.;31. No (2009); p.180–188.

[54] 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>

[55] Otero Prada, Diego Fernando. The energy-mining sector and the Colombian economy. {En línea}. 2012, p.37-38. {18 de abril de 2019}. 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>

[56] Comisión de regulación de energía y gas. Resolución CREG 119 de 2007. Costo unitario de prestación del servicio de energía eléctrica. Capítulo III, 21 de diciembre de 2007.

[57] Comisión de regulación de energía y gas. (13 de marzo de 2011.), Resolución CREG 034 de 2001. Precio de Reconciliación Positiva de los Generadores. Artículo 1.

[58] Sterne JAC, Davey Smith G. (2001) Sifting the evidence—what’s wrong with significance tests? *BMJ* 2001; 322, Pages 226-231

[59] 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>

[60] 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>

[61] Behera, J. (2015). Examined the energy-led growth hypothesis in India: Evidence from time series analysis. *Energy Economics Letters*, 2(4), 46-56.

[62] 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.

[63] 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.

[64] 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>

[65] Schulte, I., & Heindl, P. (2017). Price and income elasticities of residential energy demand in Germany. *Energy Policy*, 102, 512-528.

[66] 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/>

[67] Robert J. Myers a,\* , Stanley R. Johnsonb, Michael Helmar c, Harry Baumes d, 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 (2018) 175–190

[68] Humaira Yasmeen \* , Ying Wang, Hashim Zameer, Yasir Ahmed Solangi, Does oil price volatility influence real sector growth? Empirical evidence from Pakistan - --- *Energy Reports* 5 (2019) 688–703

[69] 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\\_inversion\\_extranjera.pdf](http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/ce_dcin_inversion_extranjera.pdf).

[70] Chongmei Wang, Chu Jiayu. Analyzing on the Impact Mechanism of Foreign Direct Investment(FDI) to Energy Consumption. En: *Energy Procedia*. Vol.; 159. No (Feb.2019); p. 515-520

[71] Keeley, A. R., & Ikeda, Y. (2017). Determinants of foreign direct investment in wind energy in developing countries. *Journal of Cleaner Production*, 161, 1451-1458.

[72] Dane, (2021) comercio-internacional balanza comercial. Disponible en:

<https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/comercio-internacional/balanza-comercial>

[73] Katircioglu, S. T. (2013). Interactions between energy and imports in Singapore: empirical evidence from conditional error correction models. *Energy Policy*, 63, 514-520.

[74] 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.