



**Ciencia Latina**  
Internacional

Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.  
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), julio-agosto 2024,  
Volumen 8, Número 4.

[https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v8i4](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i4)

**ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES DE  
LA TARIFA DE ELECTRICIDAD EN MÉXICO –  
CASO DE ESTUDIO**

**ANALYSIS OF PRINCIPAL COMPONENTS OF THE  
ELECTRICITY RATE IN MEXICO - CASE STUDY**

**Edgar Ivan Faustino Cruz**  
Comisión Reguladora de Energía, México

DOI: [https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v8i4.13173](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i4.13173)

## Análisis de Componentes Principales de la Tarifa de Electricidad en México – Caso de Estudio

**Edgar Ivan Faustino Cruz<sup>1</sup>**

[edgarivanfc@gmail.com](mailto:edgarivanfc@gmail.com)

<https://orcid.org/0000-0001-5406-0349>

Comisión Reguladora de Energía

México

### RESUMEN

Este estudio analiza la estructura subyacente de las tarifas finales del suministro básico de electricidad en México, empleando el Análisis de Componentes Principales (PCA) para identificar los factores clave que influyen en la formación de dichas tarifas y explorar diferencias regionales. Se utilizaron datos mensuales de 17 divisiones tarifarias y 12 categorías tarifarias para realizar un análisis exploratorio, observando mayor variabilidad en los componentes de capacidad, generación y distribución. La metodología incluye el cálculo de la matriz de covarianza y la selección de componentes principales para reducir la dimensionalidad del conjunto de datos. Los resultados del PCA permiten identificar los principales factores que explican la variabilidad de las tarifas eléctricas en México, proporcionando una base sólida para futuras investigaciones sobre la formación de precios en el sector eléctrico.

**Palabras clave:** análisis de componentes principales, tarifas eléctricas, sector eléctrico mexicano

---

<sup>1</sup> Autor principal.

Correspondencia: [edgarivanfc@gmail.com](mailto:edgarivanfc@gmail.com)

# Analysis of Principal Components of the Electricity Rate in Mexico - Case Study

## ABSTRACT

This study analyzes the underlying structure of the final electricity tariffs for basic supply in Mexico, using Principal Component Analysis (PCA) to identify the key factors that influence the formation of these tariffs and to explore regional differences. Monthly data from 17 tariff divisions and 12 tariff categories were used to conduct an exploratory analysis, observing greater variability in the components of capacity, generation, and distribution. The methodology includes calculating the covariance matrix and selecting principal components to reduce the dimensionality of the dataset. The PCA results allow for the identification of the main factors explaining the variability of electricity tariffs in Mexico, providing a solid foundation for future research on price formation in the electricity sector.

**Keywords:** principal component analysis, electricity tariffs, mexican electricity sector

*Artículo recibido 10 julio 2024*

*Aceptado para publicación: 18 agosto 2024*



## **INTRODUCCIÓN**

El presente estudio se centra en analizar la estructura subyacente de las tarifas finales del suministro básico de electricidad en México. A través de la aplicación del Análisis de Componentes Principales (PCA), se busca identificar los principales factores que influyen en la formación de estas tarifas y explorar la existencia de diferencias regionales. Esta investigación se enmarca dentro de un amplio cuerpo de literatura que ha examinado la relación entre los precios de la energía y la inflación. Estudios previos, como los de (Conflitti & Luciani, 2019), (Baba & Lee, 2022)), (Gagliardone & Gertler, 2023) han evidenciado un impacto positivo de los precios de la energía sobre la inflación subyacente, centrándose principalmente en los efectos de los precios del petróleo a nivel global.

Sin embargo, el contexto mexicano presenta particularidades que ameritan un análisis más profundo. En este sentido, el presente estudio se diferencia de investigaciones anteriores al utilizar precios de la energía a nivel de consumidor. Además, el análisis se extiende más allá de la inflación subyacente, incluyendo otros indicadores relevantes.

Para alcanzar estos objetivos, el estudio se estructura en cinco secciones. Tras esta introducción, se realizará una revisión de la literatura, con un enfoque particular en los estudios que han analizado la relación entre los precios de la energía y la inflación en contextos similares a México. A continuación, se describirá la metodología empleada, incluyendo la fuente de datos, las variables seleccionadas y el modelo econométrico utilizado.

En la tercera sección, se presentarán los resultados del análisis exploratorio de los datos. Posteriormente, se aplicará el Análisis de Componentes Principales (PCA) para identificar los principales factores que explican la variabilidad de las tarifas finales del suministro básico de electricidad en México. Finalmente, se presentarán las conclusiones del estudio, discutiendo las implicaciones de los resultados y proponiendo líneas futuras de investigación.

### **Revisión de la Literatura**

La relación entre los precios de la energía y la inflación ha sido objeto de diversos estudios econométricos. (Conflitti & Luciani, 2019) analizan el traspaso de los precios del petróleo a los precios al consumidor en Estados Unidos y la zona euro, utilizando un modelo de factor dinámico y técnicas VAR. Sus hallazgos indican que la transmisión a la inflación subyacente ocurre principalmente a través

de efectos macroeconómicos generales, siendo esta pequeña pero estadísticamente significativa y persistente.

En contraste (Kilian & Zhou, 2023) desarrollan un modelo de vectores autorregresivos (VAR) para cuantificar el impacto conjunto de los choques en varios precios de la energía sobre la inflación general y subyacente en Estados Unidos. Sus resultados confirman que centrarse únicamente en los precios de la gasolina subestima las presiones inflacionarias del sector energético, pero no lo suficiente como para alterar la conclusión de que gran parte del aumento de la inflación en 2021 y 2022 provino de choques no energéticos.

Por otro lado, (Vlieghe, 2024) analiza datos de múltiples países y argumenta que los aumentos en los precios de la energía conducen a incrementos graduales en la inflación subyacente. Mediante un análisis de diferencias en diferencias (DID), estima que un shock en los precios de la energía provoca un aumento máximo de 0,26 puntos porcentuales en la inflación subyacente después de 18 meses. Esto sugiere que la inflación subyacente puede verse afectada por los precios de la energía a lo largo de un período prolongado, cuestionando su utilidad como indicador aislado de las presiones inflacionarias..

La relación entre los precios de la electricidad y la inflación ha mostrado ser significativa, dado que la electricidad es un insumo crucial para diversas industrias y hogares. Estudios previos han encontrado que los cambios en los precios de la energía, incluyendo los precios de la electricidad, pueden tener un impacto pequeño pero significativo en la inflación de precios al consumidor (Abdallah & Kpodar, 2020), lo que resalta la importancia de monitorear fuerzas globales al evaluar y predecir la inflación.

(Moshiri & Martínez Santillan, 2018) analizan cómo la reforma del mercado energético mexicano, especialmente la eliminación de subsidios, afectará el consumo y el bienestar de los hogares con diferentes niveles de ingresos en el corto plazo. Utilizando el modelo QUAIDS y el método SURE no lineal, así como encuestas de hogares mexicanos (2002-2012), se predice la elasticidad de la demanda ante posibles cambios de precios. Los resultados sugieren que el impacto variará según el tipo de energía y el nivel de ingresos del hogar.

Aunque algunos estudios, como el de (Massa & Rosellón, 2020), no encuentran una relación causal clara entre la producción de electricidad y el desempeño económico en México, esto no implica que los responsables de la política económica deban ignorar los precios de la electricidad al gestionar la

inflación. Más bien, la evidencia existente sugiere que se requiere un enfoque integral que considere los impactos diferenciados de los cambios en los precios de la energía, incluyendo la electricidad, en distintos grupos de ingresos y patrones de consumo energético para abordar eficazmente las presiones inflacionarias en México.

### **Tarifas Finales de Suministro Básico**

Las Tarifas Finales del Suministro Básico en México, en el marco de la Ley de la Industria Eléctrica (LIE), representan un pilar esencial del sistema regulatorio del sector eléctrico nacional. Estas tarifas definen la estructura de precios que se aplica a los usuarios finales que reciben el servicio de suministro básico de electricidad, un servicio público según lo estipulado en la LIE.

El artículo 3, fracción XLIX de la LIE, establece que el Suministro Básico se refiere al "Suministro Eléctrico que se provee bajo regulación tarifaria a cualquier persona que lo solicite y que no sea Usuario Calificado". Esta definición proporciona la base legal para la implementación de las Tarifas Finales del Suministro Básico. Conforme al artículo 138 de la LIE, las Tarifas Finales del Suministro Básico deben cubrir los siguientes conceptos:

- Los cargos por transmisión, distribución, operación del Centro Nacional de Control de Energía (CENACE) y operación del Suministrador de Servicios Básicos.
- Los cargos por servicios conexos no incluidos en el Mercado Eléctrico Mayorista (MEM).
- El costo de la energía eléctrica, la potencia y demás productos asociados adquiridos en el MEM.

La CRE es la encargada de expedir y aplicar la regulación tarifaria para estas actividades, así como de determinar el costo tarifario de cada uno de los componentes mencionados anteriormente.

Las tarifas finales para el Suministro Básico se determinan mensualmente de la siguiente manera:

$$TFSB_{i,j,m} = T_j + D_{i,j} + Cen + OSSB_{i,j} + SCnMEM + G_{i,j,m}$$

$$\text{Con } G_{i,j,m} = E_{i,j,m} + C_{i,j,m}$$

Donde:

*i* es cada una de las 17 divisiones tarifarias.

*j* es cada una de las 12 categorías tarifarias.

*m* es el mes de aplicación de la TFSB

$TF_{SB_{i,j,m}}$  es la Tarifa Final de Suministro Básico de la división  $i$ , categoría tarifaria  $j$ , para el mes  $m$ .

$T_j$  es el cargo vigente de transmisión correspondiente a la categoría tarifaria  $j$

$D_{i,j}$  es el cargo vigente de distribución correspondiente a la división  $i$ , categoría tarifaria

$j$ .

$C_{en}$  es el cargo vigente por la operación del Centro Nacional de Control de la Energía (CENACE).

$OSSB_{i,j}$  es el cargo vigente por la Operación del Suministrador de Servicios Básicos de la división  $i$ , categoría tarifaria  $j$ .

$SCnMEM$  es el cargo vigente por los Servicios Conexos no Incluidos en el MEM.

$G_{i,j,m}$  es el cargo de generación de la división  $i$ , categoría tarifaria  $j$ , en el mes  $m$ .

$E_{i,j}$  es el cargo por energía de la división  $i$ , categoría tarifaria  $j$ , en el mes  $m$ .

$C_{i,j}$  es el cargo por capacidad de la división  $i$ , categoría tarifaria  $j$ , en el mes  $m$ .

Adicionalmente, los usuarios se agrupan en doce categorías tarifarias, de acuerdo con sus características de consumo, el nivel de tensión al que se conectan, y el tipo de medición con que cuentan.

**Tabla 1.** Categorías tarifarias

<b>Categoría tarifaria</b>	<b>Descripción</b>	<b>Tarifa anterior<sup>1/</sup></b>
DB1	Doméstico en Baja Tensión, consumiendo hasta 150 kWh-mes	1, 1A, 1B, 1C, 1D, 1E, 1F
DB2	Doméstico en Baja Tensión, consumiendo más de 150 kWh-mes	1, 1A, 1B, 1C, 1D, 1E, 1F, DAC
PDBT	Pequeña Demanda (hasta 25 kW-mes) en Baja Tensión	2, 6
GDBT	Gran Demanda (mayor a 25 kW-mes) en Baja Tensión	3, 6
RABT	Riego Agrícola en Baja Tensión	9, 9CU, 9N
APBT	Alumbrado Público en Baja Tensión	5, 5A
APMT	Alumbrado público en Media Tensión	5, 5A
GDMTH	Gran Demanda (mayor a 25 kW-mes) en Media Tensión horaria	HM, HMC, 6
GDMTO	Gran Demanda (mayor a 25 kW-mes) en Media Tensión ordinaria OM, 6	
RAMT	Riego Agrícola en Media Tensión	9M, 9CU, 9N
DIST	Demanda Industrial en Subtransmisión	HS, HSL
DIT	Demanda Industrial en Transmisión	HT, HTL

## Análisis exploratorio

La Tabla 2 presenta el conteo total de observaciones para cada componente de las tarifas finales del suministro de electricidad, desglosadas por división y año. Dado que se dispone de datos mensuales, se obtienen un total de 122,720 observaciones. Al incorporar el Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC), proporcionado por el INEGI, como variable adicional, el número total de observaciones se duplica. El INPC utilizado corresponde al promedio de las 56 ciudades con mayor variación.

**Tabla 2.** Estructura de la base de datos

<b>División y Segmento</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>	<b>2021</b>	<b>2022</b>	<b>2023</b>	<b>2024</b>	<b>Total</b>
<b>Baja California</b>	<b>1200</b>	<b>1200</b>	<b>1080</b>	<b>1080</b>	<b>1080</b>	<b>1080</b>	<b>540</b>	<b>7260</b>
Capacidad	144	144	144	144	144	144	72	936
CENACE	144	144	144	144	144	144	72	936
Distribución	120	120	120	120	120	120	60	780
Generación	240	240	240	240	240	240	120	1560
Pérdidas	120	120						240
SCnMEM	144	144	144	144	144	144	72	936
Suministro	144	144	144	144	144	144	72	936
Transmisión	144	144	144	144	144	144	72	936
Baja California Sur	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Bajío	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Centro Occidente	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Centro Oriente	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Centro Sur	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Golfo Centro	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Golfo Norte	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Jalisco	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Noroeste	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Norte	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Oriente	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Peninsular	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Sureste	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Valle de México Centro	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
Valle de México Norte	500	1200	1080	1080	1080	1080	540	6560
Valle de México Sur	1200	1200	1080	1080	1080	1080	540	7260
<b>Cuenta</b>	<b>19700</b>	<b>20400</b>	<b>18360</b>	<b>18360</b>	<b>18360</b>	<b>18360</b>	<b>9180</b>	<b>122720</b>

La Tabla 3 muestra la desviación estándar de cada componente tarifario por año. Los resultados evidencian una mayor variabilidad en los componentes de suministro, capacidad de distribución y generación, en comparación con pérdidas y servicios conexos no incluidos en el mercado eléctrico mayorista (SCnMEM).

**Tabla 3.** Desviación estándar por componente tarifario y año

<b>División y Segmento</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>	<b>2021</b>	<b>2022</b>	<b>2023</b>	<b>2024</b>
Capacidad	150.54256	151.23303	145.50175	147.05990	159.25251	174.19909	177.22578
CENACE	0.00137	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Distribución	109.02109	112.24144	113.63482	119.42948	127.37367	120.35865	120.73848
Generación	0.62351	0.56714	0.54627	0.55176	0.59747	0.65367	0.66432
Pérdidas	0.00000	0.00000					
SCnMEM	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Suministro	590.70666	612.88783	631.27462	650.21307	476.94302	546.98860	495.00225
Transmisión	0.02458	0.02579	0.02604	0.02693	0.02726	0.02726	0.02743

## METODOLOGÍA

El Análisis de Componentes Principales es una técnica ampliamente utilizada en la inferencia estadística multivariada. Desde una perspectiva matemática, el PCA se emplea para transformar un conjunto de variables correlacionadas en nuevas variables no correlacionadas, manteniendo el mismo número de variables. Esto se logra identificando las variables que más contribuyen a la variabilidad total del vector original de variables aleatorias. La matriz de covarianza, definida como el valor esperado del producto de  $X_i$  y  $X_j$ , representa las relaciones entre las variables y no es un vector nulo (Hong & Wu, 2012)

Al calcular los autovectores y autovalores de la matriz de covarianza, se puede identificar cuáles componentes principales (PCs, por sus siglas en inglés) explican la mayor parte de la varianza total del vector. El principal objetivo del PCA es reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos, lo que implica disminuir el número de variables sin perder una cantidad significativa de la variabilidad inherente en los datos. Esta reducción se logra mediante la transformación de las variables originales en un nuevo conjunto de variables denominadas componentes principales (PCs), las cuales son combinaciones lineales de las variables iniciales.

Las componentes principales se generan de manera que sean ortogonales entre sí, es decir, no estén correlacionadas, lo que garantiza que cada componente capture una porción distinta de la varianza total del conjunto de datos. Además, estas componentes se ordenan según la cantidad de variabilidad que explican, siendo la primera componente la que captura la mayor parte de la varianza presente en los datos originales. Las subsecuentes componentes explican porciones decrecientes de la variabilidad restante.

De este modo, un pequeño número de componentes principales suele ser suficiente para describir la mayoría de la información contenida en los datos, lo que convierte al PCA en una herramienta poderosa para simplificar el análisis sin perder la esencia de la estructura subyacente del conjunto de datos original. (Jolliffe & Cadima, 2016). Por ejemplo, el PCA ha sido utilizado para analizar la dinámica de la volatilidad implícita de precios y capturar las fluctuaciones a largo y corto plazo en la estructura temporal de la volatilidad de índices bursátiles. En resumen, el PCA es una herramienta eficiente y confiable para estudios en mercados eléctricos y otras áreas.

### **Resultados del PCA**

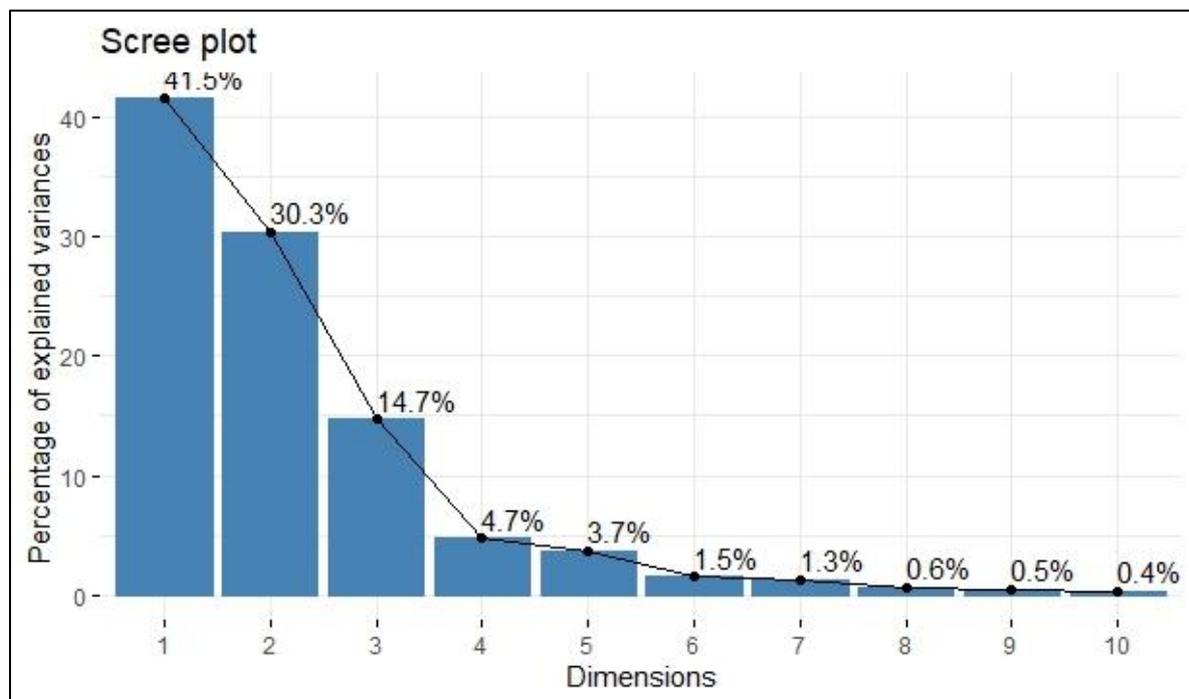
En la Tabla 2 se observó que algunas de las variables presentan poca variabilidad, como es el caso de Pérdidas. Por lo tanto, con el fin de simplificar y facilitar el análisis, se seleccionaron únicamente los segmentos de Capacidad, Generación y Distribución, dado que muestran mayor variabilidad y porque son variables que se miden en energía o potencia. Se excluyó del análisis al segmento de Suministro, ya que este último se mide en usuarios.

Como se detalló en la sección anterior, el PCA permite analizar y sintetizar grandes volúmenes de información, como en este caso. Por lo tanto, se seleccionó el promedio de todo el periodo para las 17 divisiones de los segmentos seleccionados. El algoritmo PCA consta de cuatro pasos principales:

1. Calcular el conjunto de datos ajustado  $X$  de tamaño  $n \times p$
2. Calcular la matriz de covarianza  $S$ .
3. Calcular los autovectores/autovalores de  $S$ .
4. Calcular el conjunto de datos transformado  $Z=XA$ , donde  $A$  es la matriz que contiene los autovectores.

El gráfico Scree proporciona una visión detallada de cómo se distribuyen las varianzas explicadas por cada uno de los componentes principales derivados del análisis de componentes principales. El Scree plot muestra las varianzas explicadas en porcentaje para cada una de las dimensiones o componentes principales. En el gráfico, cada barra representa la proporción de la varianza explicada por un componente específico. El eje x representa las dimensiones o componentes, mientras que el eje y muestra el porcentaje de la varianza explicada. La línea negra que conecta los puntos en la parte superior de cada barra ayuda a visualizar la caída en la varianza explicada a medida que se consideran más componentes.

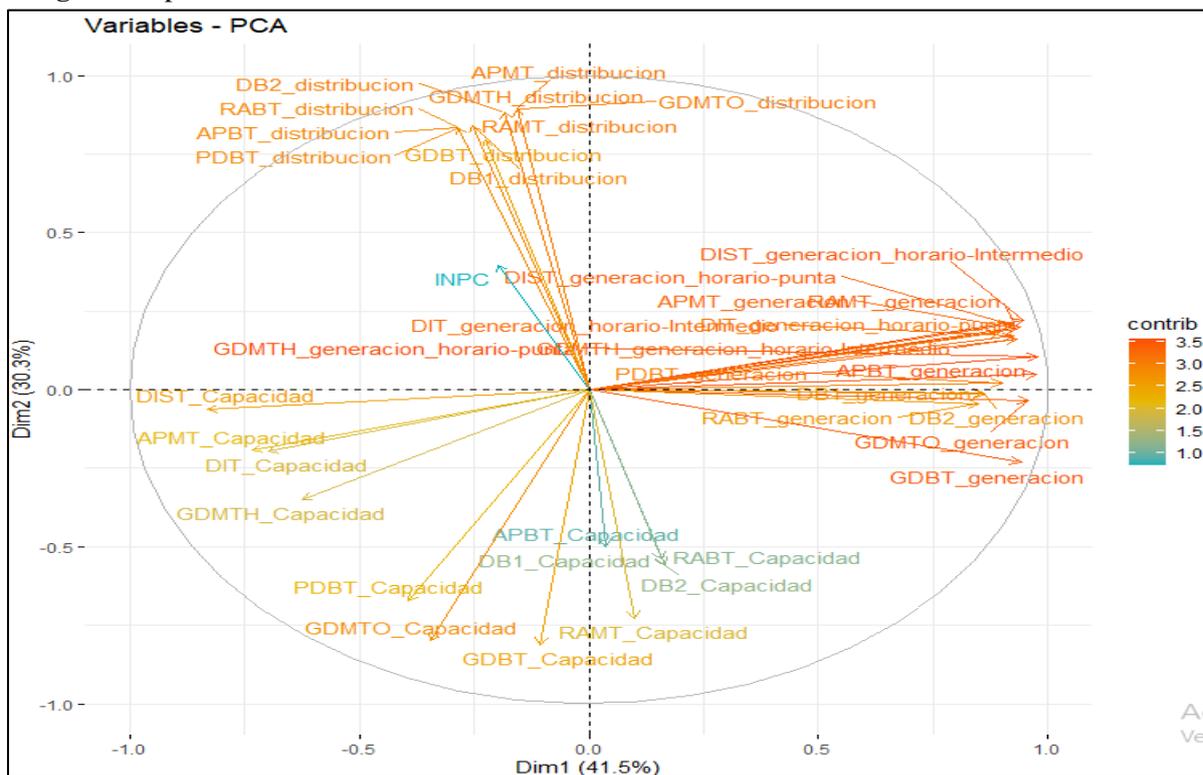
**Grafico 1**



En este caso, el primer componente principal (Dim1) explica aproximadamente el 41.5% de la varianza total del conjunto de datos, lo que sugiere que esta dimensión captura la mayor parte de la información presente en los datos. El segundo componente (Dim2) explica un 30.3% adicional de la varianza. Juntos, estos dos componentes acumulan el 71.8% de la varianza total. Esto indica que los primeros dos o tres componentes principales capturan la mayor parte de la variabilidad de los datos. Para reducir la dimensionalidad del conjunto de datos sin perder demasiada información, se podría considerar mantener solo estos primeros componentes.

El biplot de las variables (Imagen 1) muestra la representación gráfica de las variables originales en el espacio definido por las dos primeras componentes principales (Dim1 y Dim2) obtenidas a través del Análisis de Componentes Principales (PCA). Este gráfico permite observar cómo las variables contribuyen a la varianza explicada por cada una de estas dimensiones y cómo se relacionan entre sí. El eje horizontal representa la primera dimensión (Dim1), que explica el 41.5% de la varianza total, mientras que el eje vertical representa la segunda dimensión (Dim2), que explica el 30.3% de la varianza. Juntas, estas dos dimensiones capturan el 71.8% de la variabilidad total en los datos, lo cual es una proporción sustancial. El color de las variables en el gráfico está codificado por su contribución a las dimensiones, con tonos más cálidos (rojo y naranja) que indican una mayor contribución. Por ejemplo, DIST\_Capacidad es una de las variables que más contribuye a Dim1.

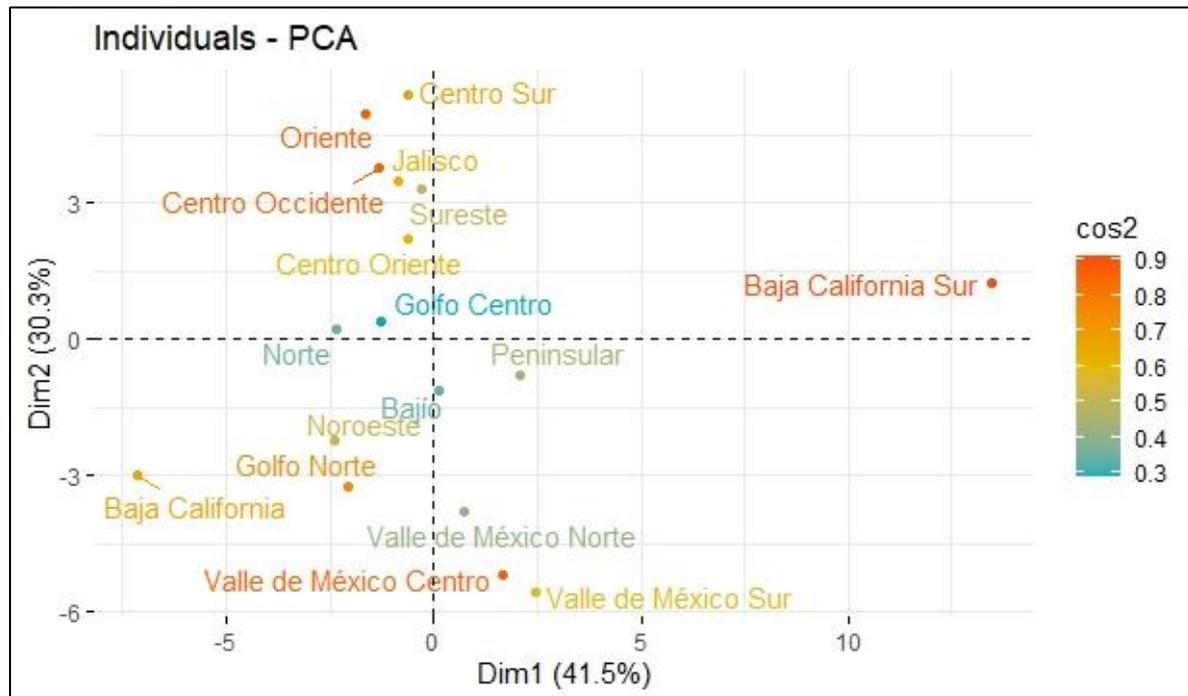
**Imagen 1.** Biplot de las variables



Las variables cuyas flechas apuntan en direcciones similares están altamente correlacionadas. Por ejemplo, la mayoría de las variables de generación parecen estar altamente correlacionadas. Por otro lado, las variables cuyas flechas apuntan en direcciones opuestas están débilmente correlacionadas o negativamente correlacionadas. Por ejemplo, DB2\_Capacidad y RABT\_Capacidad parecen estar negativamente correlacionadas con el INPC y los diversos componentes de distribución.

La Imagen 2 muestra el biplot de individuos, que permite visualizar simultáneamente las observaciones (en este caso, las divisiones geográficas) y las relaciones que estas tienen en el espacio definido por los componentes principales obtenidos a través del Análisis de Componentes Principales (PCA). La escala de colores (cos2) indica la calidad de representación de cada división en este plano bidimensional.

**Imagen 2.** Biplot de los individuos



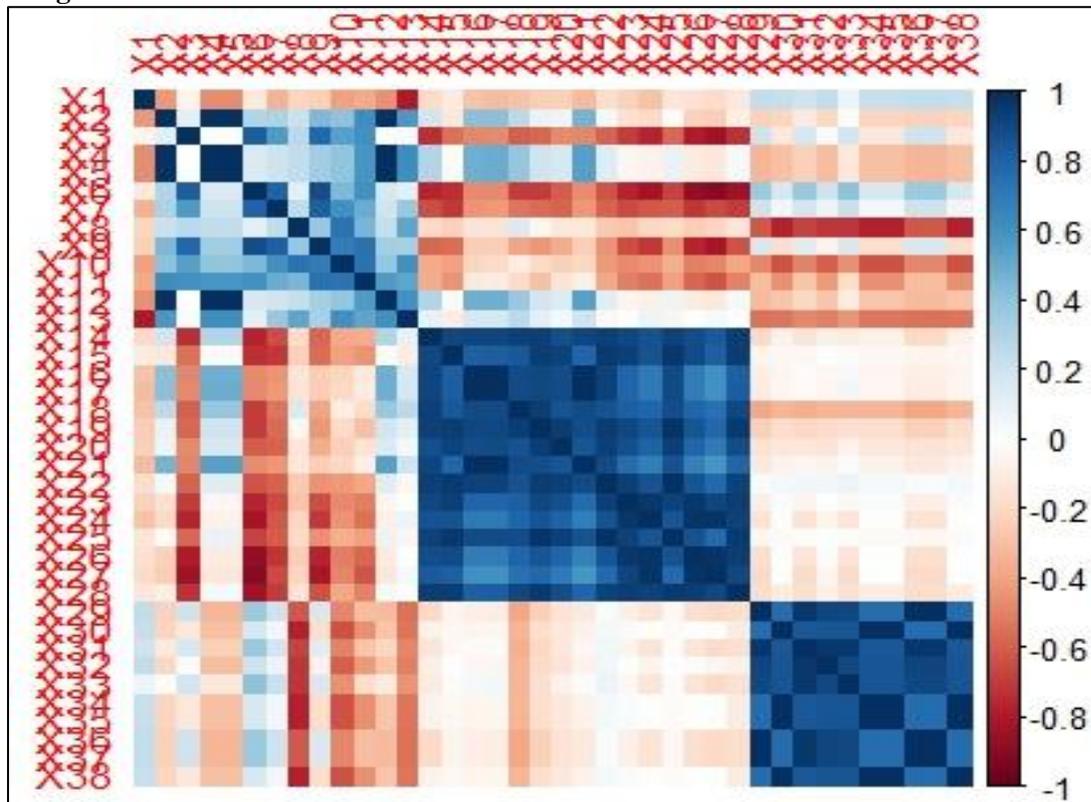
Se observa un clúster de divisiones en el cuadrante superior izquierdo (Centro Occidente, Centro Oriente, Jalisco), lo que sugiere similitudes en sus características. Baja California y Baja California Sur se encuentran en extremos opuestos del eje Dim1, indicando diferencias significativas en las características capturadas por esta dimensión. Dim1 parece separar las regiones peninsulares (Baja California, Baja California Sur) del resto, posiblemente reflejando diferencias en infraestructura eléctrica o patrones de consumo. Dim2 distingue entre regiones del norte (valores negativos) y del centro-sur (valores positivos), posiblemente capturando variaciones en factores como la densidad poblacional o la actividad industrial.

En la Imagen 3 se presenta la matriz de correlación, en la cual se sustituyeron las leyendas del INPC por X1, APBT\_Capacidad por X2, APMT\_Capacidad por X3 y así sucesivamente hasta RABT\_Distribucion por X37 y RAMT\_Distribucion por X38. La matriz de correlación es una herramienta que permite evaluar la fuerza y la dirección de la relación lineal entre pares de variables.

Los valores de la matriz oscilan entre -1 y 1:

- 1 indica una correlación positiva perfecta.
- 0 indica que no hay correlación lineal.

**Imagen 3.** Matriz de correlación



La matriz debe interpretarse por bloques. El cuadrante inferior derecho refleja una alta correlación entre todos los segmentos de distribución, al igual que el cuadrante central, que muestra una correlación positiva entre todas las categorías tarifarias del segmento de generación. Sin embargo, la riqueza de la matriz surge cuando se presta atención a regiones o cuadrantes con diferentes colores y, por lo tanto, distintas correlaciones. Por ejemplo, el primer renglón (o columna) corresponde a la inflación, donde destaca una correlación negativa con la variable X13 (RAMT\_Capacidad) y correlaciones ligeramente positivas con el segmento de distribución (X29 a X38), ambos resultados consistentes con los encontrados en el biplot de las variables.

## CONCLUSIONES

El conjunto de análisis realizados, incluyendo el biplot de variables, el biplot de individuos y la matriz de correlación, ha revelado patrones complejos y significativos en la estructura del sector eléctrico mexicano.

El biplot de variables indica que la primera dimensión captura principalmente aspectos relacionados con la capacidad de distribución y transmisión, mientras que la segunda dimensión se asocia con variables de capacidad en diferentes segmentos del mercado. Esta visualización permite identificar grupos de variables altamente correlacionadas y comprender cómo contribuyen a la variabilidad total de los datos.

Por su parte, el biplot de individuos destaca marcadas diferencias geográficas, particularmente entre las regiones peninsulares y el resto del país. Estas diferencias sugieren la existencia de factores regionales específicos que influyen en la estructura y el funcionamiento del sistema eléctrico mexicano.

La matriz de correlación confirma los hallazgos de los biplots, mostrando una alta correlación intra-segmento en distribución y generación. Además, revela una relación negativa entre la inflación y la variable RAMT\_Capacidad, y una relación positiva con el segmento de distribución. Estos resultados indican la existencia de interdependencias complejas entre las diferentes variables del sector eléctrico.

En general, el análisis PCA es una herramienta fundamental para analizar datos multivariados. Ya que permite reducir la dimensionalidad de los datos y determinar qué sectores tienen un alto impacto, incluso sin conocimiento previo sobre el sector eléctrico y cómo se conforman las tarifas. Estos resultados pueden ayudar a los interesados a manejar futuros problemas relacionados con las tarifas, o que pueden ser complementados con otras variables de interés, tales como los precios marginales locales o variables de inversión.

## **REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS**

- Abdallah, C., & Kpodar, K. (2020). How Large and Persistent is the Response of Inflation to Changes in Retail Energy Prices? *IMF Working Papers*.
- Baba, C., & Lee, J. (2022). Second-Round Effects of Oil Price Shocks Implications for Europe's Inflation Outlook. *IMF Working Paper WP/22/173*.
- Conflitti, C., & Luciani, M. (2019). Oil Price Pass-through into Core Inflation. *The Energy Journal*.
- Gagliardone, L., & Gertler, M. (2023). Oil Prices, Monetary Policy and Inflation Surges. *NBER Working Papers*.
- Hong, Y.-Y., & Wu, C.-P. (2012). Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using a Hybrid Principal Component Analysis Network. *Energies*.

- Jolliffe, I., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: a review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*.
- Kilian, L., & Zhou, X. (2023). A broader perspective on the inflationary effects of energy price shocks. *Energy Economics*.
- Massa, R., & Rosellón, J. (2020). Linear and nonlinear Granger causality between electricity production and economic performance in Mexico. *Energy Policy*.
- Moshiri, S., & Martinez Santillan, M. (2018). The Welfare Effects of Energy Price Changes due to Energy Market Reform in Mexico. *Energy Policy*.
- Vlieghe, G. (2024). Core Strength: International Evidence on the Impact of Energy Prices on Core Inflation. *Centre for Macroeconomics (CFM)*, Discussion Papers 2407.