

Capítulo 4

Regresión lineal y análisis de la serie de tiempo mediante la codificación de datos

*Lennin Enrique Amador-Castro
Jesús Ramón Rodríguez-Apodaca
Esther Graciela Lizárraga-Mata*

I. Introducción

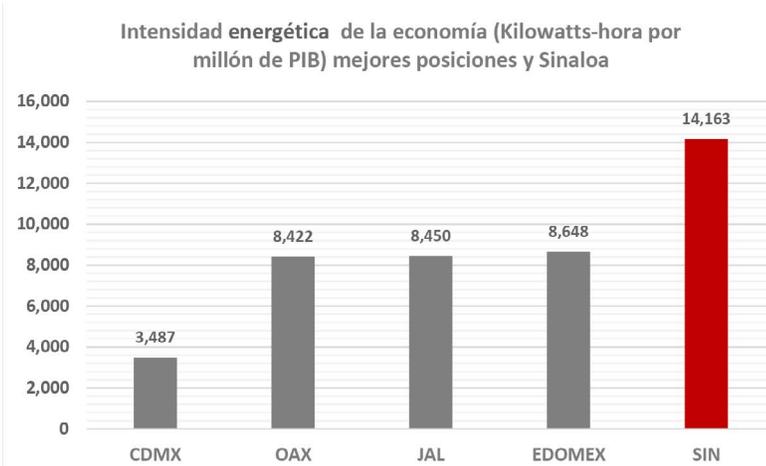
Los métodos cuantitativos son un conjunto de técnicas y herramientas de investigación basadas en cifras que permiten examinar y verificar los datos de estudio, con el fin de establecer la relación existente entre las variables que intervienen en la investigación, su importancia en los datos históricos, así como también determinar la dependencia entre las variables cuya particularidad sea representable por algún modelo matemático. La utilización de los métodos cuantitativos permitirá estimar el comportamiento de los datos que interactúan en el problema de estudio, por lo que los métodos más utilizados se encuentran los modelos matemáticos y los modelos causales.

En cuanto a los modelos matemáticos, estos son técnicas que permiten que todas las conductas o alternativas se puedan representar por medio de ecuaciones matemáticas cuyas variables están previamente establecidas de acuerdo con la investigación que se pretende realizar, los cuales a su vez existen tres modelos matemáticos empleados de manera más frecuente en el análisis para el pronóstico de ventas: método de incrementos absolutos, método de incremento porcentual y método de tendencia (Moreno, 2019). Por otro lado, los modelos causales son técnicas cuantitativas que utilizan información histórica para establecer pronósticos futuros. En su aplicación se requiere cumplir con tres requisitos: es necesario disponer de información del pasado, que la información que se obtenga sea cuantitativa y que el comportamiento de estos valores se repita en el futuro.

Es por esto, que ante la creciente necesidad de contar con información estadística de calidad y comparable sobre la situación ambiental, los recursos naturales y sus principales tendencias y amenazas de la región, así como de los países de respaldar con evidencias las políticas ambientales y de cambio climático, la producción de trabajos de estadísticas e indicadores comenzaron a desarrollarse a partir del año 2000 en la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2021). A partir de esta idea, el presente capítulo realiza un análisis descriptivo e inferencial de las estadísticas ambientales con el fin de describir la situación y tendencia en materia de consumo energética. Por lo tanto, realizar una estimación de las variables permitirá establecer un comportamiento estacional de las mismas. Sin embargo, aunque existen fenómenos

como los meteorológicos que cambian constantemente, es posible aproximar su impacto.

Gráfica 1. Intensidad energética de la economía (Kilowatts-hora por millón de PIB) mejores posiciones y Sinaloa.



Fuente: (Gobierno del Estado de Sinaloa, 2022).

En el rubro energético, Gobierno del Estado (2022) en su Plan Estatal de Desarrollo (PED) menciona que Sinaloa se encuentra en el lugar 28 a escala federal en cuanto a intensidad energética de su economía, lo que significa que es de los estados que mayor energía necesitan para generar valor económico (Gráfica 1). Así mismo, es el segundo estado con mayor consumo de energía por hogar en el país, solo por debajo del estado de Sonora, y con base a datos de la Comisión Nacional para el Uso Eficiente de la Energía (CONUEE), Sinaloa tiene la tasa de mayor uso de aires acondicionados en el país con un 80 %. Esto es debido a las condiciones climáticas adversas y a las altas temperaturas que afectan a la población, generando una mayor demanda de energía e incrementando los costos por facturación de la energía eléctrica, elevando la contaminación del aire, los gases de efecto invernadero (GEI) y en algunos casos produciendo enfermedades y mortandad por el efecto de las islas de calor (Gobierno del Estado de Sinaloa, 2022).

En resumen, la mayoría de los municipios de Sinaloa se encuentran entre un intervalo mediano-alto a las afectaciones del cambio climático, por lo tanto, es necesario transitar en una economía que sustente el cuidado ambiental que ayude a mitigar los efectos adversos del cambio climático, pues de no hacerlo las consecuencias serán irreversibles (Gobierno del Estado de Sinaloa, 2018).

Por lo anterior, es necesario establecer estrategias que contrarresten los efectos adversos del cambio climático que permitan reducir los daños económicos y ambientales ocasionados por los diferentes meteoros que impactan al estado. Por lo tanto, una contribución directa será conocer el comportamiento en la demanda de energía y los factores que influyen en ella con el fin de disminuir las emisiones de GEI, estableciendo estadísticas energéticas para proporcionar información sustentada en el análisis y lo más fiable posible sobre la forma en que se consume la energía (Amador, Parra, y Rodríguez, 2022).

Entonces, el uso de los métodos cuantitativos permitirá predecir el comportamiento de un grupo de datos con resultados que pueden ser generalizados con el resto de la población, por lo que en este capítulo se desarrollarán los pasos para llevar a cabo un análisis de regresión lineal simple, así como también el análisis de series de tiempo (AST) de datos estadísticos relacionados a la demanda de energía.

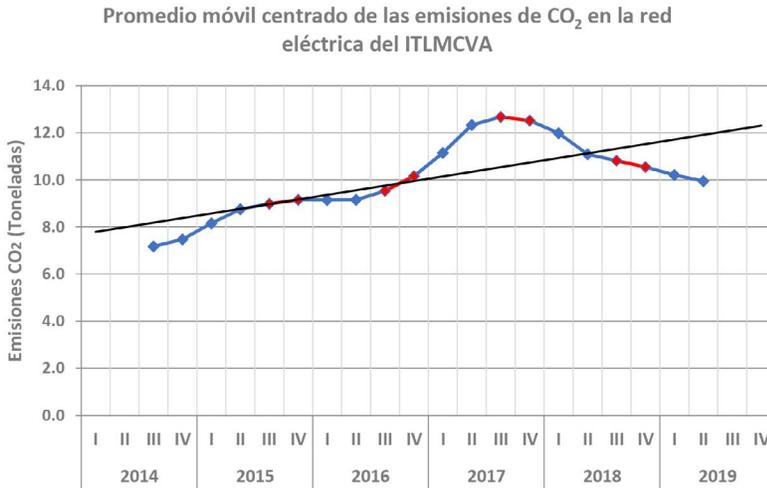
1.1. Antecedentes

La necesidad por determinar las emisiones de GEI no solo se debe a los múltiples efectos originados en el medio ambiente, sino a la oportunidad que ofrece a todas las organizaciones el ahorro financiero y la competitividad. Los estudios de inventario de GEI en instituciones educativas de diferentes países han logrado identificar los impactos relacionados con el consumo de energía y recursos, factores que contribuyen al calentamiento global, mostrando en ciertos casos un bajo compromiso institucional (Amador, Parra, y Rodríguez, 2022).

En estudios realizados para el cálculo de GEI se tienen trabajos en instituciones de educación superior, donde se analizan las emisiones de CO₂ derivadas del consumo de energía eléctrica en el Instituto Tecnológico de Los Mochis Campus Villa de Ahome (ITLMCVA) (Amador, Parra, y Castro, 2021).

La modelación del comportamiento estacional de la serie de tiempo de la gráfica 2 establece las bases para predecir las estimaciones a futuro, determinando un modelo representativo que ayude a establecer acciones que contrarresten los efectos dañinos de los gases de efecto invernadero.

Gráfica 2. Promedio móvil centrado de las emisiones de CO₂ en la red eléctrica del ITLMCVA.



Fuente: (Amador, Parra, y Castro, 2021)

1.2. Justificación

La necesidad de encontrar un modelo que relacione los valores de un conjunto de variables, reconociendo que no es posible encontrar un método que permita pronosticar exactamente los resultados, ya que, en la mayoría de los casos, existe la posibilidad de un error en la estimación, porque los procedimientos matemáticos realizan una síntesis de la información, el presente trabajo describe el modelo matemático y los pasos necesarios para llevar a cabo un análisis de regresión lineal simple, basado en una serie de tiempo con el propósito de explicar el comportamiento de una variable en su relación con un grupo de variables que son conocidas y fáciles de medir. En este contexto, esto permitirá realizar un análisis histórico de los datos, visualizando los patrones de cambio de estos, permitiendo replicarlo en cualquier problema de aplicación.

1.3. Objetivo general

Aplicar el modelo de regresión simple y el análisis de series de tiempo en el pronóstico de los datos de estudio, con el fin de identificar el comportamiento de los patrones de cambio de las variables involucradas.

1.4. Objetivos específicos

- Determinar los pasos que comprende aplicar el análisis de la regresión simple a través del método de los mínimos cuadrados.
- Identificar los componentes de una serie de tiempo para determinar los promedios móviles en los datos históricos de estudio.
- Aplicar en la tendencia secular una función lineal o curvilínea, realizando ajustes cíclicos y estacionales en los pronósticos.
Analizar la línea de tendencia y la serie de tiempo utilizando Excel.

II. Materiales y métodos

En este capítulo se presentan las técnicas utilizadas para realizar un análisis descriptivo de la demanda de energía eléctrica, estudiar datos históricos y predecir tendencias futuras, contribuyendo a la reducción de las emisiones indirectas de CO₂ con el fin de mantener la sostenibilidad ambiental y la mejora de la eficiencia energética.

El modelo de predicción utilizado para el análisis descriptivo en la demanda de energía eléctrica estacional fue la serie de tiempo para problemas de aplicación, basados en los métodos de mínimos cuadrados para la obtención de la línea de tendencia de mejor ajuste a través de la regresión lineal simple. Se determinó el error estándar de la estimación (σ), el coeficiente de determinación (R^2) y el coeficiente de correlación (r), con el fin de estimar la variabilidad de los valores observados alrededor de la recta de regresión, así como también describir el grado en que una variable está linealmente relacionada con otra (Chapra y Canale, 2015).

2.1. Estimación mediante la recta de regresión lineal simple

Los modelos de regresión son técnicas estadísticas que investigan la relación histórica entre una o más variables para establecer pronósticos futuros. Se trata de encontrar un modelo que relacione los valores de un conjunto de variables, reconociendo que no es posible encontrar un método que permita pronosticar exactamente los resultados, que siempre existe un error en la estimación, porque el procedimiento matemático usado es una síntesis de la información que no incluye todos los factores que influyen en el comportamiento real de la variable (Moreno, 2019).

El análisis de regresión se clasifica de acuerdo con el número de variables independientes a analizar. En el caso de la regresión simple, corresponde cuando la variable dependiente dependen únicamente de una sola variable independiente , sin embargo, cuando la variable depende de muchas variables independientes el análisis se denomina regresión múltiple.

Por lo tanto, el análisis de regresión simple es una técnica que se utiliza para realizar la “curva” (función lineal) que mejor se ajuste a los datos históricos observados. Su aplicación es análoga al modelo de tendencia descrito, y su diferencia radica en las variables examinadas, por lo que el modelo de tendencia considera como variable independiente el tiempo, y cuando la variable dependiente es la demanda de energía se basa en la hipótesis de los efectos compensatorios y admite que el comportamiento de las variables que afectan a la demanda cambia en el periodo proyectado, reconociendo que el cambio en promedio afectará la demanda en forma similar a como lo ha hecho históricamente.

2.1.1. Ajustes de la línea de tendencia con el método de mínimos cuadrados

Para determinar la línea de regresión se emplea una ecuación que relaciona las dos variables matemáticamente. La ecuación para una línea recta donde los valores estimados están en función con la variable independiente es:

$$\hat{Y} = a + bX \quad (\text{ec. 1})$$

X = Valores de la variable independiente.

a = Ordenada Y.

\hat{Y} = Valores estimados de la regresión.

b = Pendiente de la recta.

Sin embargo, para estimar la línea de tendencia, se ajusta la recta con el método de mínimos cuadrados de acuerdo con las siguientes ecuaciones (Levin y Rubin, 2004):

$$a = \bar{Y} - b\bar{X} \quad (\text{ec. 2})$$

$$b = \frac{\sum XY - n\bar{X}\bar{Y}}{\sum X^2 - n\bar{X}^2} \quad (\text{ec. 3})$$

Donde:

\bar{X} = Media de los valores de la variable independiente.

n = Número de datos.

\bar{Y} = Media de los valores de la variable dependiente.

$\sum X^2$ = Sumatoria de la variable X^2 .

$\sum XY$ = Suma de productos de las variables X y Y .

Por otro lado, se ha desarrollado un parámetro de medición llamado error estándar de la estimación para medir la confiabilidad de la ecuación de estimación. Este parámetro determina la variabilidad, o dispersión, de los valores observados alrededor de la recta de regresión, el cual se puede calcular por medio de la siguiente expresión (Chapra y Canale, 2015):

$$s_e = \sqrt{\frac{\sum Y^2 - a \sum Y - b \sum XY}{n - 2}} \quad (\text{ec. 4})$$

Donde:

X = Valores de la variable independiente.

a = Ordenada Y de la ec. (2).

Y = Valores de la variable dependiente.

b = Pendiente de la recta de la ec. (3).

n = Número de datos.

Es importante establecer que el coeficiente de determinación es la principal forma en que se puede medir el grado, o fuerza, de la asociación que existe entre dos variables, X y Y (Levin y Rubin, 2004). Debido a que la muestra de puntos es empleada para desarrollar rectas de regresión, normalmente, esta medida se le conoce como el coeficiente de determinación muestral .

$$r^2 = \frac{a \sum Y + b \sum XY - n\bar{Y}^2}{\sum Y^2 - n\bar{Y}^2} \quad (\text{ec. 5})$$

Por último, el coeficiente de correlación es la segunda medida que se puede utilizar para describir qué tan bien explica una variable a otra, también llamado coeficiente de correlación de la muestra y se determina por la raíz cuadrada del coeficiente de determinación de muestra (Levin y Rubin, 2004):

$$r = \sqrt{\frac{a \sum Y + b \sum XY - n\bar{Y}^2}{\sum Y^2 - n\bar{Y}^2}} \quad (\text{ec. 6}) \quad r = \sqrt{r^2} \quad (\text{ec. 7})$$

Cuando la pendiente de la ecuación de estimación es positiva, r es la raíz cuadrada positiva, pero si b es negativa, r es la raíz cuadrada negativa. Entonces, el signo de r indica la dirección de la relación entre las dos variables X y Y. Si

existe una relación inversa, es decir, si Y disminuye al aumentar X, entonces r caerá entre 0 y -1. De manera similar, si Y aumenta al incrementar X, entonces r será un valor en el intervalo de 0 a 1.

2.2 Análisis de Series de Tiempo (AST)

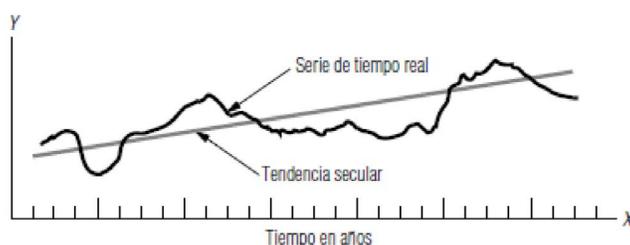
Con el fin de medir la estacionalidad, es decir, la periodicidad de los datos a lo largo de la serie de tiempo es necesario la eliminación del componente estacional (datos desestacionalizados), el cual permite modelar la variación cíclica a lo largo de la línea de tendencia (Amador, Parra y Castro, 2021).

El análisis de la serie de tiempo es utilizado para la visualización de patrones de cambio en intervalos regulares de una información estadística, permitiendo su proyección en la estimación de los datos en el futuro. Este método cuantitativo determinará el comportamiento de los patrones de los datos recolectados en la investigación a través del tiempo.

De acuerdo con Levin y Rubin (2004) el término serie de tiempo es utilizado para hacer referencia a cualquier tipo de información estadística la cual es acumulado en intervalos de tiempos, por lo que existen cuatro tipos de variaciones implicados en el análisis de la serie de tiempo:

a). *Tendencia secular*: En este caso, el valor de la variable tiende a aumentar o disminuir en un periodo de tiempo muy largo.

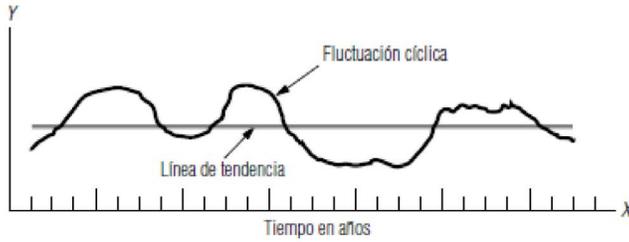
Figura 1. Tendencia secular en una serie de tiempo.



Fuente: (Levin y Rubin, 2004).

b). *Fluctuación cíclica*: En este tipo de análisis el ciclo de variación es común encontrarla en un pico arriba y abajo de la línea de tendencia en un periodo de tiempo sin seguir ningún patrón regular, sino más bien actúa de una manera impredecible.

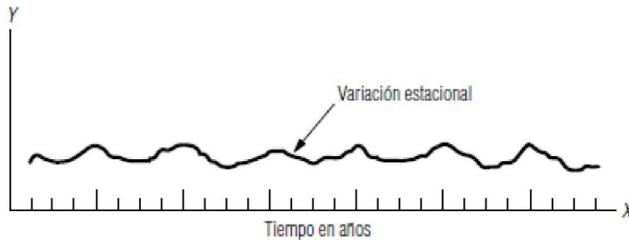
Figura 2. Fluctuación cíclica en una serie de tiempo.



Fuente: (Levin y Rubin, 2004).

c). *Variación estacional*: Implica patrones de cambio en un periodo de un año los cuales tienden a repetirse anualmente, tal como se muestra en la Figura 3. Permite comparar dos intervalos de tiempo que de otro modo serían bastante diferentes, así mismo, ayuda a la toma de decisiones para la proyección de patrones, por lo que una vez establecido el comportamiento estacional permitirá calcular la variación cíclica que se lleva cada año (Levin y Rubin, 2004).

Figura 3. Variación estacional en una serie de tiempo.



Fuente: (Levin y Rubin, 2004).

d). *Variación irregular*: En este análisis el valor de una variable puede ser completamente impredecible cambiando de manera aleatoria, describiendo variaciones irregulares.

Figura 4. Variación irregular en una serie de tiempo.



Fuente: (Levin y Rubin, 2004).

2.2.1. Método de promedios móviles y codificación de datos

Con el fin de ajustar los datos por mes y/o trimestres es utilizado el método de promedio móvil, el cual proporciona un parámetro fundamental para describir el grado de la variación estacional. Este dato llamado índice estacional representa el porcentaje con el grado de estacionalidad medido por las variaciones respecto a la base, que de acuerdo con Levin y Rubin, (2004) se toman en cuenta los siguientes pasos para su cálculo:

- Se determina el total móvil de los cuatro trimestres para la serie de tiempo sumando el total de los valores para los trimestres en el primer año asociándolo con el dato que ocupa el valor medio del conjunto de valores del cual fue calculado.
- Se determina el promedio móvil de los cuatro trimestres dividiendo entre cuatro cada uno de los totales.
- Se centra el promedio móvil de los cuatro trimestres asociando a cada trimestre el promedio de los dos promedios móviles de cuatro trimestres que caen justo arriba y abajo de este.
- Se calcula el porcentaje del valor real con respecto al valor del promedio móvil para cada trimestre de la serie de tiempo que tenga un elemento de promedio móvil de 4 trimestres, permitiendo recuperar la componente estacional para los trimestres. Este porcentaje se determina dividiendo cada uno de los valores trimestrales reales entre los valores correspondientes del promedio móvil centrado para ser multiplicado por 100.

$$\frac{\text{Real}}{\text{Promedio móvil}} \times 100 \quad (\text{ec. 8})$$

- e). Calcular la media modificada para cada trimestre descartando los valores más alto y bajo de cada trimestre para promediar los valores restantes, con esto se reducen las variaciones cíclicas e irregulares extremas.
- f). Finalmente se hace un ligero ajuste de la media modificada, por lo que para corregir esto, se multiplica cada uno de los índices trimestrales por su constante de ajuste correspondiente.

Dado que la variable independiente tiempo es expresada en términos de semanas, meses o años para este tipo de análisis, a menudo se convierten estas medidas tradicionales de tiempo a una forma que simplifica los cálculos, la cual se le llama codificación de los datos. Para utilizar la codificación en este caso, se determina el tiempo medio y luego restamos ese valor de cada uno de los tiempos de la muestra.

Tabla 1. Codificación de valores en el tiempo.

	Trimestre	Deman- da energía (kWh)	Tiempo c o d i - ficado (x)	Año	Trimes- tre	Deman- da energía (kWh)	Tiempo codifi- cado (x)
2020	X			2020	X		
	I	696	-7		I	696	-13
	II	1,360	-6		II	1,360	-11
	III	2,840	-4		III	2,840	-9
2021	IV	1,439	-4	2021	IV	1,439	-7
	I	735	-3		I	735	-5
	II	1,317	-2		II	1,317	-3
	III	2,556	-1		III	2,556	-1
2022	IV	1187	0	2022	IV	1,187	1
	I	785	1		I	785	3
	II	1,193	2		II	1,193	5
	III	2,474	3		III	2,474	7
2023	IV	1,234	4	2023	IV	1,234	9
	I	638	5		I	638	11
	II	1,191	6		II	1,191	13
	III	2,822	7				

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 1 a) muestra la codificación de los datos en la demanda de energía cuando el número de trimestres es impar. Si se contabiliza el total de los trimestres desde el año 2020 al 2023 da como resultado 15 trimestres, por lo tanto, el valor central se encuentra en el trimestre IV del año 2021. Entonces, la codificación de los datos se establece con pasos de 1 a partir de la media hacia el valor del último trimestre de análisis, mientras que de manera descendente con pasos de -1 a partir de la media hasta el dato del primer trimestre de análisis.

En cambio, la Tabla 1 b) representa la codificación de los datos en la demanda de energía cuando el número de trimestres es par, obteniéndose un total de 14 desde el primer trimestre de 2020 al segundo trimestre de 2023 con un valor

central entre el tercer y cuarto trimestre de los datos del año 2021. Por lo tanto, la codificación se dará con pasos de 2 a partir del valor central iniciando en 1 hasta el último trimestre, mientras que de manera descendente con pasos de -2 a partir de la media hasta el dato del primer trimestre de análisis.

III. Análisis de resultados y discusión

3.1. Variación estacional

En este capítulo se definen los pasos para calcular la componente estacional de una serie de tiempo en el análisis de datos estadísticos. Así mismo, se determina la línea de tendencia a través del método de mínimos cuadrados calculando el coeficiente de determinación, el coeficiente de correlación y el error estándar de la estimación, buscando contribuir en el ámbito de la predicción en la demanda de energía eléctrica que ayuden a la mejora continua en este tipo de modelos. En el caso de la regresión lineal, representa un método muy potente al momento de evaluar como influyen las variables en la evolución de la respuesta.

Tabla 2. Consumo de energía eléctrica.

Meses	Consumo total (kWh)				
	2023	2022	2021	2020	2019
Enero	355	381	357	356	364
Febrero	288	286	276	294	344
Marzo	329	309	293	278	276
Abril	345	392	351	241	324
Mayo	466	583	382	510	404
Junio	1,056	1,140	915	543	577
Julio	1,108	1,333	1,275	1,075	969
Agosto	1,731	1,346	1,399	1,091	1,302
Septiembre	1,626	1,352	1,343	1,142	1,130
Octubre	1,266	1,409	1,294	1,200	1,159
Noviembre	913	922	954	864	910
Diciembre	432	413	507	385	421

Fuente: Elaboración propia.

La variación estacional en la variable de estudio se presenta por la influencia de las estaciones del año, por lo que representan los movimientos de la serie que se repiten año tras año en los mismos meses, en los mismos trimestres o en los mismos semestres del año y con la misma intensidad. La Tabla 2 muestra los consumos de energía eléctrica históricos de una familia de 4 integrantes durante el periodo de 2019-2023, estos datos serán utilizados para aplicar el análisis estacional de la serie de tiempo.

3.2. Pasos para el Análisis de Series de Tiempo (AST)

I. *Determinar los promedios trimestrales.* Cada año se divide en trimestres con el objetivo de identificar el índice estacional asociado a cada mes o trimestre del año, determinando un conjunto de índices mensuales que consiste en 12 índices en caso de que los periodos sean divididos en meses, o cuatro índices si se trata de trimestres. En la tabla 3 se muestra la relación del consumo de energía por trimestre para cada periodo de análisis.

Tabla 3. Consumo de energía eléctrica trimestrales.

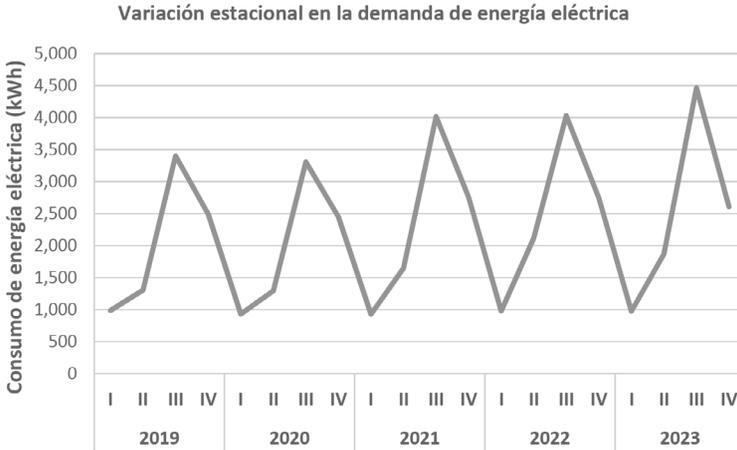
Año	Trimestre I	Trimestre II	Trimestre III	Trimestre IV
2019	984	1,305	3,401	2,490
2020	928	1,294	3,308	2,449
2021	926	1,648	4,017	2,755
2022	976	2,115	4,031	2,744
2023	972	1,867	4,465	2,610

Fuente: Elaboración propia.

II. Graficar el comportamiento de los datos trimestrales. Con el fin de mostrar el comportamiento del consumo de energía en todo el periodo de análisis, se grafican los datos trimestrales de la tabla 3.

Se puede observar en la gráfica 3 que el mayor consumo de energía se da durante el tercer trimestre, mientras que el menor consumo es durante el primer trimestre de cada año, por lo que en términos generales los valores en los consumos de energía muestran una tendencia creciente.

Gráfica 3. Variación estacional trimestral en la demanda de energía eléctrica.



Fuente: Elaboración propia.

III. Obtención de los promedios móviles trimestrales. Como primer paso en la columna (1) de la Tabla 4 se colocan los años considerados como datos históricos, el cual para este caso corresponden de 2019 a 2023. En la columna (2) se enumeran los trimestres de cada año considerados en el análisis, mientras que en la tercera se coloca el consumo de energía que corresponde a cada trimestre. En la columna (4), se calcula el total móvil de 4 trimestres para la serie de tiempo, para hacerlo, se determina el total de los valores para los trimestres durante el primer año, por ejemplo: $984 + 1,305 + 3,401 + 2,490 = 8,180$. Un total móvil se asocia con el dato que ocupa el lugar medio del conjunto de valores del cual fue calculado, por lo que, para el primer total de 8,180 que se determinó a partir de cuatro datos, se colocará frente al punto medio de esos trimestres dentro de la columna (4) de la Tabla 4, entre los renglones 2019-II y 2019-III. Por lo tanto, el siguiente total móvil se calcula eliminando el valor 2019-I, por ejemplo: $1,305 + 3,401 + 2,490 + 928 = 8,124$. De esta manera, el segundo total de 8,124 se colocará entre los renglones 2019-III y 2019-IV de la Tabla 4.

Tabla 4. Promedios móviles centrados de los cuatros trimestres.

Año (1)	Trimes- tre (2)	kWh (3)	Total móvil 4 trimestres (4)	Prom. móvil 4 trimestres (5)	Prom. móvil Centrado (6)	Valor estacio- nal espe- cífico (7)
	I	984				
	II	1,305				
2019			8,180	2,045		
	III	3,401			2,038	166.88%
			8,124	2,031		
	IV	2,490			2,030	122.68%
			8,113	2,028		
	I	928			2,017	46.02%
			8,020	2,005		
	II	1,294			2,000	64.70%
2020			7,979	1,995		
	III	3,308			1,995	165.86%
			7,977	1,994		
	IV	2,449			2,039	120.14%
			8,331	2,083		
	I	926			2,171	42.65%
			9,040	2,260		
	II	1,648			2,298	71.71%
2021			9,346	2,337		
	III	4,017			2,343	171.47%
			9,396	2,349		
	IV	2,755			2,407	114.44%
			9,863	2,466		
	I	976			2,468	39.55%
			9,877	2,469		
	II	2,115			2,468	85.70%

Año (1)	Trimes- tre (2)	kWh (3)	Total móvil 4 trimestres (4)	Prom. móvil 4 trimestres (5)	Prom. móvil Centrado (6)	Valor estacio- nal espe- cífico (7)
2022			9,866	2,467		
	III	4,031			2,466	163.46%
			9,862	2,466		
	IV	2,744			2,435	112.71%
			9,614	2,404		
	I	972			2,458	39.55%
			10,048	2,512		
	II	1,867			2,495	74.82%
2023			9,914	2,478		
	III	4,465				
	IV	2,610				

Fuente: Elaboración propia.

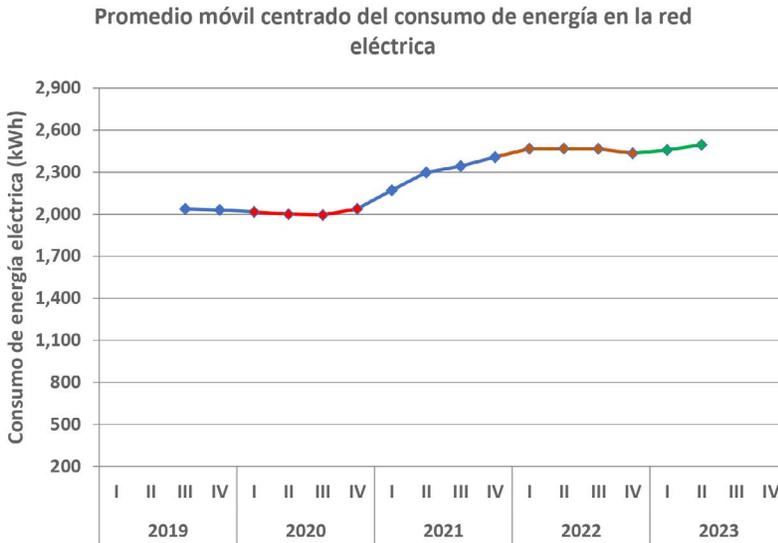
El procedimiento se repite hasta llegar al último total móvil, por ejemplo: $972 + 1,867 + 4,465 + 2,610 = 9,914$.

En la columna (5) el promedio móvil centrado se calcula dividiendo el total móvil entre los cuatro trimestres del periodo de análisis, por ejemplo: $8,180 \div 4 = 2,045$ hasta el último valor $9,914 \div 4 = 2,478$.

La sexta columna se determina el promedio móvil centrado que resulta dividir los promedios móviles en pares, por ejemplo: $(2,045 + 2,031) \div 2 = 2,038$ y así sucesivamente hasta el último valor $(2,512 + 2,478) \div 2 = 2,495$.

Por último, la columna (7) que corresponde al valor estacional específico, se calcula dividiendo el consumo de energía (3) entre el promedio móvil centrado (6), por ejemplo: $(3,401 \div 2,038) \times 100 = 166.88 \%$ y así sucesivamente hasta el último valor $(1,867 \div 2,495) \times 100 = 74.82 \%$.

Gráfica 4. Promedio móvil centrado del consumo de energía en la red eléctrica.



Fuente: Elaboración propia.

Con la finalidad de describir el grado de la variación estacional en el comportamiento de la demanda de energía, los datos de la columna (6) son representados en la gráfica 4. Dichos datos muestran que el consumo promedio de energía oscila entre 2,000 y 2,600 kWh, además, se aprecia un comportamiento sin cambios entre los periodos 2019-II al 2020-III. Sin embargo, a partir de 2020-IV el consumo de energía ha ido en aumento gradualmente hasta el segundo trimestre de 2023.

IV. *Calcular la media modificada y lo índices estacionales trimestrales.* La media modificada representa un índice de la componente estacional, para calcularla, se debe descartar los valores más alto y bajo de cada trimestre, para que después los datos restantes sean promediados. Los valores estacionales recuperados de cada trimestre correspondientes a los datos de la columna (7) de la tabla 4, contienen aún las componentes cíclicas e irregulares de la serie tiempo. Por lo tanto, para contrarrestar esto, se eliminan los valores más alto y bajo de cada trimestre, tal como se muestra en la tabla 5.

Tabla 5. Media modificada.

Año	Trimestre			
	I	II	III	IV
2019	---	---	166.88 %	122.68 %
2020	46.02 %	64.70 %	165.86 %	120.14 %
2021	42.65 %	71.71 %	171.47 %	114.44 %
2022	39.55 %	85.70 %	163.46 %	112.71 %
2023	46.20 %	74.82 %	---	---
Prom/ Trim	44.33 %	73.27 %	166.37 %	117.29 %

Fuente: Elaboración propia.

Al sumar los cuatro índices trimestrales $44.33 + 73.27 + 166.37 + 117.29 = 401.26$, sin embargo, dado que la base de un índice es 100, entonces, tomando en cuenta los cuatro índices trimestrales deberá dar un total de 400. Para corregir este error se debe multiplicar cada uno de los índices por una constante de ajuste, la cual se determina dividiendo la suma ideal de los índices entre la suma real, por ejemplo: $400 \div 401.26 = 0.99688053$.

$$\text{Factor de ajuste} = \frac{400}{401.26} = 0.99688053$$

Después, se aplica el factor de ajuste a cada periodo multiplicándolo por la media modificada para determinar el índice estacional (Tabla 6), por ejemplo:

$$\text{Índice estacional} = \left(\frac{44.33}{100} \right) \times 0.99688053 = 0.44193343$$

Tabla 6. Índice estacional trimestral.

Trimestre	índices ajustados	Factor de de ajuste	índice Estacional
I	44.33%	0.99688053	0.44193343
II	73.27%	0.99688053	0.73036836
III	166.37%	0.99688053	1.6584702
IV	117.29%	0.99688053	1.16922801

Fuente: Elaboración propia.

Los datos calculados muestran lo siguiente:

- a). Un índice de 44.19 % para el primer trimestre, significa que el consumo de energía se encontrará 55.81 % por debajo del promedio típico ($100 - 44.19 = 55.81$).
- b). Para el segundo trimestre se tiene un índice de 73.03 %, esto representa un déficit del 26.97 % en el consumo de energía con respecto al promedio ($100 - 73.03 = 26.97$).
- c). En el tercer trimestre, con un índice de 165.84 %, el consumo de energía estará un 65.84 % por encima del promedio ($165.84 - 100 = 65.84$).
- d). En el cuarto trimestre, con un índice de 116.92 % representa que el consumo de energía estará un 16.92 % por arriba del promedio ($116.92 - 100 = 16.92$).

Por lo tanto, de lo anterior se puede establecer que los mayores incrementos en el consumo de energía se encuentran en el tercer y cuarto trimestre.

V. Aplicar el ajuste estacional a los datos trimestrales. En este paso se extraen de los datos (consumo de energía) la variación estacional (datos desestacionalizados). El procedimiento consiste en dividir los datos originales de cada trimestre por el factor de ajuste correspondiente. Por ejemplo, el consumo de energía del primer trimestre de 2019 se divide por su índice estacional correspondiente ($984 \div 0.4419 = 2,227$) y así sucesivamente hasta finalizar con el primer trimestre de 2023 ($972 \div 0.4419 = 2,199$). En los casos del segundo, tercer y cuarto trimestre el procedimiento se repite utilizando el índice estacional 0.7303, 1.6584 y 1.1692 respectivamente, tal como se muestra en la Tabla 7.

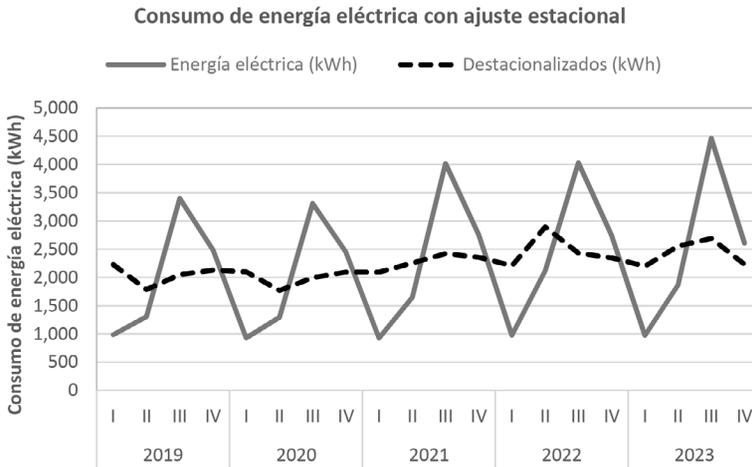
Tabla 7. Consumo de energía con ajuste estacional (kWh).

Trimestre	2019	2020	2021	2022	2023
I	2,227	2,100	2,095	2,208	2,199
II	1,787	1,772	2,256	2,896	2,556
III	2,051	1,995	2,422	2,431	2,692
IV	2,130	2,095	2,356	2,347	2,232

Fuente: Elaboración propia.

Con el cálculo del consumo de energía ajustado representado en la gráfica 5, permite observar que las diferencias en los consumos de energías de un trimestre a otro con los datos originales no son tan visibles, destacando que la demanda de energía aumenta de un año a otro.

Gráfica 5. Consumo de energía eléctrica con ajuste estacional.



Fuente: Elaboración propia.

VI. Obtener la línea de tendencia. Para determinar la línea de tendencia se aplicó el método de mínimos cuadrados. De esta manera, utilizando las ecuaciones (2) y (3) se obtienen los valores constantes a y b correspondientes a la ecuación de regresión lineal, quedando de la siguiente manera:

$$\hat{Y} = 2,242 + 15.203x \quad (\text{ec. 9})$$

Por lo tanto, la ecuación anterior representa la línea de tendencia de los datos en la demanda de energía, los cuales permiten establecer la relación existente entre el comportamiento de cada trimestre (Tabla 8) y la estimación de datos futuros.

Tabla 8. Codificación de la variable tiempo para datos pares en la demanda de energía.

Año	Trimestre	Energía (kWh)		Tiempo		
		Destacionali- zados Y	codifica- do (x)	xY	x2	=a+bx
2019	X					
	I	2,227	-19	-42,319	361	1,953
	II	1,787	-17	-30,375	289	1,984
	III	2,051	-15	-30,760	225	2,014
	IV	2,130	-13	-27,685	169	2,045
2020	I	2,100	-11	-23,099	121	2,075
	II	1,772	-9	-15,945	81	2,105
	III	1,995	-7	-13,962	49	2,136
	IV	2,095	-5	-10,473	25	2,166
2021	I	2,095	-3	-6,286	9	2,197
	II	2,256	-1	-2,256	1	2,227
	III	2,422	1	2,422	1	2,258
	IV	2,356	3	7,069	9	2,288
2022	I	2,208	5	11,042	25	2,318
	II	2,896	7	20,271	49	2,349
	III	2,431	9	21,875	81	2,379
	IV	2,347	11	25,815	121	2,410
2023	I	2,199	13	28,593	169	2,440
	II	2,556	15	38,344	225	2,470
	III	2,692	17	45,768	289	2,501
	IV	2,232	19	42,404	361	2,531
		$\Sigma=44,847$	$\Sigma=0$	$\Sigma=78,603$	$\Sigma=2,660$	

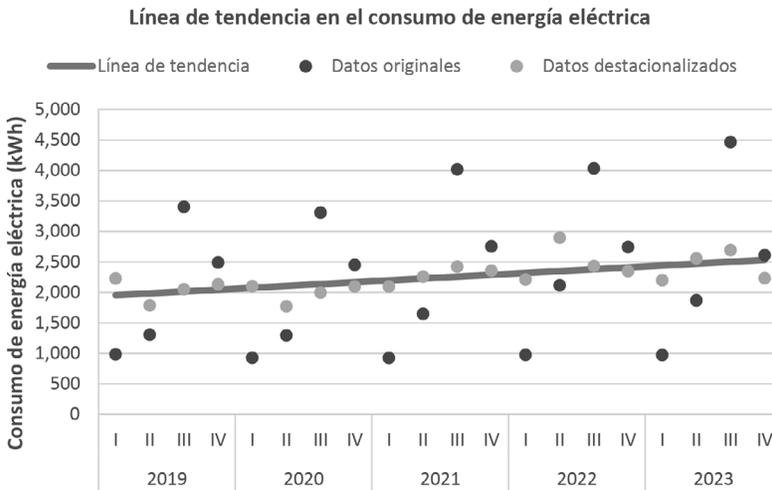
Fuente: Elaboración propia.

Para observar de una mejor forma el comportamiento de la línea de tendencia, la gráfica 6 muestra la tendencia del consumo de energía. Dado que la pendiente de la ecuación (9) es 15.20, se puede entender que alrededor de los últimos 15 trimestres el consumo de energía aumentó a razón de 15.20 unidades por trimestre.

Así mismo, empleando la ecuación (4) se obtuvo que el error estándar en la estimación (S_e) fue 212, lo que indica una dispersión de solo el 9.5 % con relación al promedio de los datos desestacionalizados (2,242).

Por último, los resultados estadísticos obtenidos a través de las ecuaciones (5) y (6) para los coeficientes de determinación (r^2) y correlación (r), muestran los valores 0.43 y 0.66 respectivamente. Esto representa que el 43 % de la variación de los datos es explicada por la recta de regresión lineal, en cambio, el 66 % establece la relación que tienen las variables de estudio, para este caso la variable tiempo y el consumo de energía.

Gráfica 6. Línea de tendencia en el consumo de energía eléctrica.



Fuente: Elaboración propia.

Conclusiones

El análisis de una serie de tiempo aplicado en la demanda de energía eléctrica permite observar con detalle el comportamiento histórico de las variables de estudio, así como también la estimación de valores futuros. Los resultados obtenidos en el análisis estadístico desarrollado muestran que la serie de tiempo tiene una relación de 66 % con el consumo de energía, lo que representa un aumento proporcional de acuerdo con la línea de tendencia. Dicho aumento es más evidente durante el tercer trimestre de cada año del periodo de análisis.

sis, pues los resultados muestran un incremento del 65.8 % en la demanda de energía, esto servirá como indicador para establecer estrategias que ayuden a disminuir el consumo de energía, adoptando medidas que mejoren las actitudes favorables para el uso correcto y adecuado de la energía eléctrica, contribuyendo a un consumo responsable y aportando directamente a la reducción de emisiones indirectas.

Adicionalmente, los resultados muestran de manera conjunta que el primer y segundo trimestre representan los periodos con menor consumo de energía, con un déficit del 56 % y 26 % por debajo del promedio típico en la demanda de energía respectivamente. Por otro lado, el tercer y cuarto semestre representan los periodos con mayor consumo de energía con un superávit del 66 % y 17 % respectivamente.

Por lo tanto, con la mejora de las herramientas de predicción en la demanda de energía generalmente asociadas a las emisiones de CO₂, este parámetro podría verse reducido de forma considerable, disminuyendo así el impacto ambiental del sector energético en su conjunto.

Actualmente los efectos originados por el cambio climático son una realidad, por lo que se requiere seguir trabajando en el análisis de modelos estadísticos que aporten información en el comportamiento de la demanda de energía. Sin embargo, también es necesario actualizar los marcos regulatorios que permitan el desarrollo y expansión de nuevas alternativas de energías renovables con el fin de garantizar una energía asequible para todos, permitiendo mejorar las prácticas sostenibles para aumentar la eficiencia energética y combatir el cambio climático tal como lo establecen los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la agenda 2030.

Referencias

- Amador, L., Parra, R., y Castro, C. (2021). Cálculo de Emisiones de Gases de Efecto Invernadero (GEI) en la Red eléctrica del Tecnológico Nacional de México/IT de Los Mochis Campus Villa de Ahome (ITLMCVA). *RA XIMHAI*, 17(3), 47-70. doi: 10.35197/rx.17.03.2021.02.la.
- Amador, L., Parra, R., y Rodríguez, R. (2022). Comportamiento de los patrones de cambio en la demanda de energía eléctrica durante el Covid-19 y análisis de las actitudes favorables para un consumo responsable en el Instituto Tecnológico de Los Mochis, Campus Villa de Ahome. En C. S. En J. Rodriguez, *Aportes a los Objetivos del Desarrollo Sostenible de la Agenda 2030* (pág. 248). Los Mochis: Astra Ediciones S. A. de C. V.
- CEPAL. (2021). *Estadísticas ambientales y de cambio climático para América Latina y el Caribe*. Division de estadísticas ambientales.
- Chapra, S., y Canale, R. (2015). *Métodos numéricos para ingenieros* (Séptima ed.). México: McGraw-Hill Education.
- Gobierno del Estado de Sinaloa. (2018). *Plan Sectorial de Desarrollo Urbano, Medio Ambiente, Movilidad y Vivienda 2017-2021*. Culiacán: Gobierno del Estado de Sinaloa. Obtenido de <https://media.transparencia.sinaloa.gob.mx/uploads/files/1/PLAN%20SECTORIAL%20DE%20DESARROLLO%20URBANO.pdf>
- Gobierno del Estado de Sinaloa. (2022). *Plan Estatal de Desarrollo (PED) 2022-2027*. Culiacán: Gobierno del Estado de Sinaloa. Obtenido de <https://ped.sinaloa.gob.mx/wp-content/uploads/2022/04/PED27-compressed.pdf>
- Levin, R., y Rubin, D. (2004). *Estadística para Administración y Economía*. México: Pearson Educación.
- Moreno, T. (2019). *El pronóstico de ventas en los negocios: modelos y aplicaciones* (Primera ed.). Santiago de Chile: RiL Editores.
- ONU. (2021). *Objetivos de Desarrollo Sostenible 2030*. Recuperado el 25 de enero de 2021, de <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/>