DOI: 10.5281/zenodo.22261696

Marco metodológico para evaluar la pertinencia de la lógica difusa en la planificación de la demanda de litio asociada a la electromovilidad en México

A Methodological Framework for Assessing the Suitability of Fuzzy Logic in Lithium Demand Planning Associated with Electromobility in Mexico

Luis A. Bonilla C.[1], **José A. Castellanos S.**[1], **Lizbeth Cobian R.**[1]
[1]Universidad Autónoma Chapingo.
Autor de correspondencia: luisalfonsobonilla1986@hotmail.com

Resumen

La creciente demanda de litio derivada de la expansión de la electromovilidad plantea importantes desafíos para la planificación de este recurso estratégico, especialmente en contextos caracterizados por incertidumbre, disponibilidad limitada de información y coexistencia de variables cuantitativas y cualitativas. El objetivo de este estudio fue proponer un marco metodológico para evaluar la pertinencia del uso de la lógica difusa en la planificación de la demanda de litio asociada a la electromovilidad en México. La investigación adoptó un enfoque no experimental, descriptivo-analítico y de carácter metodológico, estructurado en cinco etapas: delimitación de variables, construcción del inventario de datos, auditoría de calidad de la información, desarrollo del Índice de Aptitud para Modelación Tradicional (IAMT) y comparación metodológica entre enfoques predictivos. Los resultados muestran que diez de las quince variables analizadas (66.7 %) corresponden a indicadores proxy o variables cualitativas, mientras que nueve (60 %) presentan una aptitud baja o muy baja para su incorporación directa en modelos tradicionales. Las principales limitaciones se relacionan con completitud, consistencia temporal, granularidad y comparabilidad de la información. Estos hallazgos sugieren que la lógica difusa presenta características metodológicas compatibles con sistemas que integran incertidumbre, información heterogénea y variables cualitativas. Se concluye que el marco propuesto proporciona un procedimiento sistemático y reproducible para fundamentar la selección del enfoque predictivo antes de su aplicación empírica.

Palabras clave: lógica difusa, electromovilidad, demanda de litio, calidad de datos, modelación predictiva.

Abstract

The growing demand for lithium driven by the expansion of electromobility poses significant challenges for the planning of this strategic resource, particularly in contexts characterized by uncertainty, limited information availability, and the coexistence of quantitative and qualitative variables. This study aimed to propose a methodological framework to assess the suitability of fuzzy logic for planning lithium demand associated with electromobility in Mexico. The research followed a non-experimental, descriptive-analytical, and methodological design structured into five stages: variable delimitation, data inventory construction, data quality audit, development of the Traditional Modeling Suitability Index (IAMT), and methodological comparison of predictive approaches. The results show that ten of the fifteen variables analyzed (66.7%) correspond to proxy indicators or qualitative variables, while nine variables (60%) exhibit low or very low suitability for direct incorporation into traditional models. The main limitations are related to data completeness, temporal consistency, granularity, and comparability. These findings suggest that fuzzy logic presents methodological characteristics compatible with systems that integrate uncertainty, heterogeneous information, and qualitative variables. It is concluded that the proposed framework provides a systematic and reproducible procedure for supporting the selection of a predictive approach prior to its empirical application.

Keywords: fuzzy logic, electromobility, lithium demand, data quality, predictive modeling.

Recibido: 30/07/2026; Aceptado: 21/08/2026; Publicado 31/08/2026

CC BY-NC-SA 4.0

Introducción

La expansión de la electromovilidad a nivel global forma parte de las estrategias usadas en la búsqueda de reducir emisiones, mejorar la eficiencia energética del transporte y disminuir la dependencia de combustibles fósiles [1], [2]. Este proceso ha incrementado la demanda de minerales necesarios para la fabricación de baterías, entre ellos el litio. Su planificación se vuelve más compleja cuando intervienen cambios en el mercado de vehículos eléctricos, variaciones en los precios de minerales críticos, avances en las tecnologías de almacenamiento, cambios en la parte legal y política y modificaciones en las cadenas de suministro [1], [3]. El crecimiento acelerado del mercado mundial de vehículos eléctricos ha incrementado significativamente la demanda de minerales críticos utilizados en la fabricación de baterías, especialmente litio. La Agencia Internacional de Energía estima que este crecimiento continuará durante las próximas décadas como consecuencia de la expansión de la movilidad eléctrica y del almacenamiento energético, lo que incrementa la incertidumbre sobre la disponibilidad de recursos y hace necesario desarrollar modelos predictivos capaces de anticipar cambios en la oferta, la demanda y las cadenas globales de suministro [4], [1]. En este contexto, la planificación de la demanda de litio adquiere una importancia estratégica para anticipar necesidades futuras y reducir riesgos asociados a la transición energética [5].

México tiene una posición estratégica dentro de la industria automotriz de América del Norte y existen iniciativas que impulsan la movilidad eléctrica; sin embargo, se presentan desafíos como el aumento de infraestructura de recarga, la consolidación de marcos regulatorios y la necesidad de fortalecer las políticas que articulen el desarrollo de proveedores, la innovación tecnológica y la integración de cadenas de valor asociadas a la electromovilidad [1], [6]. Lo anterior se visualiza en la falta de métodos de planificación que tomen en cuenta diversas variables determinantes de la demanda de litio. Junto a esto, la naturaleza de los sistemas sociales, económicos y políticos asociados al transporte y a cadenas de valor de minerales críticos añade mayor complejidad que los métodos tradicionales de proyección no siempre pueden abordar de forma efectiva.

La lógica difusa se inspira en la manera en que los seres humanos razonan cuando no conocen los escenarios y carecen de información, se ha consolidado como una herramienta que modela sistemas complejos donde la información es imprecisa o se carece de su totalidad. Este método se ha aplicado con éxito en sistemas de movilidad eléctrica, como la gestión inteligente de la energía y el

control de vehículos eléctricos, donde ha mostrado capacidad para operar bajo condiciones de incertidumbre e incorporar estrategias de decisión adaptativas frente a enfoques convencionales [7].

Aunque ha mostrado ventajas, existe una brecha en la literatura respecto a la comparación sistemática entre enfoques tradicionales y basados en lógica difusa para planificar la demanda de litio en economías emergentes como la mexicana.

El objetivo de este trabajo es proponer y aplicar un marco metodológico que evalúe la pertinencia del uso de la lógica difusa en la planificación de la demanda de litio asociada a la electromovilidad en México, considerando la calidad, disponibilidad y naturaleza de las variables requeridas para su elaboración.

El camino a la electromovilidad ha incrementado la demanda de litio, ya que es un material necesario en la fabricación de baterías para vehículos eléctricos. En México, la planificación de la demanda de este mineral tiene una problemática ya que no se ha desarrollado un modelo predictivo eficiente que logre estimar la demanda nacional de litio tomando en cuenta variables económicas, tecnológicas, sociales y políticas bajo condiciones de incertidumbre.

Los modelos más usados para la proyección (como modelos deterministas, regresiones lineales o series de tiempo) requieren supuestos de estabilidad, linealidad y disponibilidad de datos completos, condiciones que algunas veces son difíciles de cumplir. En el contexto mexicano, algunas de las variables representativas presentan alta variabilidad, como lo son la adopción de vehículos eléctricos, la expansión de infraestructura de carga, los incentivos fiscales y la regulación del sector energético-minero. De esta manera algunos organismos internacionales han documentado que la evolución y comportamiento de la electromovilidad dependen de factores muchas veces volátiles como precios de minerales críticos, dinámica industrial e instrumentos de política pública, lo que incrementa la incertidumbre en la planeación [1], [3].

En México, el litio fue declarado de utilidad pública mediante la reforma a la Ley Minera de 2022, otorgándole al Estado la exploración, explotación, beneficio y aprovechamiento de este mineral. Estos movimientos estratégicos sugieren la necesidad de implementar herramientas que mejoren la planificación energética e industrial y sirvan como herramientas para la toma de decisiones en torno al desarrollo de las cadenas de valor asociadas al litio y la electromovilidad [8]. Bajo este contexto, se hace evidente la necesidad de un modelo de planificación que integre variables cuantitativas y cualitativas, sin depender de datos perfectos ni relaciones claramente establecidas.

El comportamiento en el gusto y consumo de vehículos eléctricos depende de la coordinación entre múltiples actores e instituciones, cuyos procesos de cambio ocurren de manera gradual y bajo diferentes ritmos de desarrollo, generando escenarios caracterizados por elevados niveles de incertidumbre y complejidad [9].

La dificultad para planificar la demanda de litio no se genera únicamente por la disponibilidad de datos, sino a la naturaleza compleja del sistema analizado. La interacción entre variables económicas, tecnológicas, regulatorias y sociales genera comportamientos dinámicos que evolucionan de manera no lineal y cuya respuesta depende de múltiples procesos interrelacionados. En este tipo de sistemas, pequeñas modificaciones en alguno de sus componentes pueden producir efectos significativos sobre el comportamiento global, lo que incrementa la incertidumbre y limita la capacidad explicativa de modelos construidos bajo supuestos de linealidad y estabilidad [10], [11]. Se vuelve relevante y necesario evaluar, antes de pensar en construir el modelo o proyección, si las características de los datos realmente son útiles para la metodología elegida o se necesita buscar algún enfoque alternativo.

Fundamentación Teórica

Elegir un método predictivo es una decisión metodológica que debe tomar en cuenta las características de la información disponible y no únicamente pensar en el desempeño estadístico que pudiera tener. En la literatura sobre ciencia de datos y pronósticos se reconoce que la utilidad de un modelo depende de la compatibilidad entre los supuestos metodológicos del enfoque seleccionado y la estructura de los datos utilizados para su construcción. Por este motivo, la calidad, disponibilidad y naturaleza de la información son criterios que deben tomarse en cuenta al momento de elegir el método de modelación más apropiado [12], [13].

Factores como valores faltantes, la coexistencia de variables cuantitativas y cualitativas, la heterogeneidad temporal y espacial, la comparabilidad entre fuentes y la interpretabilidad de los resultados condicionan la viabilidad y el uso de diferentes enfoques predictivos. Por ello, autores sostienen que la evaluación previa de estas características es una etapa indispensable antes de desarrollar cualquier proceso de modelación, ya que la estructura de los datos puede limitar o favorecer el desempeño de determinados métodos analíticos [12], [14], [15].

Wang y Strong [16] plantean que la calidad de los datos no debe evaluarse únicamente a partir de su exactitud, sino también considerando su adecuación al contexto y a la tarea para la cual serán utilizados. Así, un conjunto de datos puede estar técnicamente disponible y correcto, pero resultar no suficiente para un propósito analítico específico si presenta limitaciones de relevancia, representación o accesibilidad. Estas ideas sustentan la necesidad de evaluar la información en función de su utilidad para la modelación antes de seleccionar un método predictivo, cuyo principio constituye la base conceptual de la aptitud metodológica analizada en esta investigación.

Este principio conduce al concepto de aptitud metodológica, entendido como el grado de compatibilidad entre las propiedades de la información disponible y los supuestos requeridos por un modelo predictivo. Siguiendo esta línea, la selección metodológica no depende exclusivamente de la sofisticación del algoritmo, sino de su capacidad

para representar adecuadamente el fenómeno de estudio a partir de los datos existentes.

La lógica difusa, propuesta por Zadeh [17], constituye un marco matemático diseñado para representar fenómenos donde la información es imprecisa, incompleta o expresada mediante conceptos lingüísticos. A diferencia de la lógica clásica, que trabaja con valores binarios, la lógica difusa permite modelar grados de pertenencia y construir sistemas de inferencia capaces de integrar variables cuantitativas y cualitativas mediante reglas basadas en conocimiento experto [18]. Esta flexibilidad ha favorecido su aplicación en problemas de control inteligente, gestión energética, apoyo a la decisión y modelación de sistemas complejos caracterizados por relaciones no lineales y elevados niveles de incertidumbre [19], [20], [21].

Bajo esta perspectiva, el presente estudio parte del supuesto de que la selección del método de modelación debe fundamentarse en un análisis previo de la calidad, disponibilidad y naturaleza de los datos. Es por ello que la metodología usada no pretende mostrar la superioridad de la lógica difusa, sino establecer un procedimiento que permita evaluar de forma objetiva su pertinencia en contraste a modelos tradicionales cuando la información disponible presenta incertidumbre, heterogeneidad y coexistencia de variables cuantitativas y cualitativas.

Metodología

A. Diseño y enfoque del estudio

La investigación se desarrolló mediante un diseño no experimental, con alcance descriptivo-analítico y orientación metodológica. El interés del estudio no fue estimar en esta etapa la demanda futura de litio, sino revisar si las características de la información disponible permiten considerar a la lógica difusa como una alternativa para su planificación en México.

Para realizar esta evaluación se siguió un procedimiento organizado en cinco etapas: (1) delimitación y selección de las variables relacionadas con la demanda de litio; (2) elaboración del inventario de datos disponibles; (3) revisión de su calidad y características; (4) construcción del Índice de Aptitud para Modelación Tradicional (IAMT); y (5) comparación metodológica de los enfoques predictivos considerados. Se diseño de esta manera para que cada etapa proporcionara información para la siguiente, de manera que la selección del método no se decidiera antes de conocer las condiciones reales de los datos.

B. Fuentes de información y criterios de selección documental

Para formar el inventario se buscaron datos en fuentes públicas y verificables relacionadas con las variables seleccionadas. Se utilizaron principalmente registros e informes de INEGI, AMIA, SENER, PRODESEN, IEA, IRENA, USGS y la Cámara de Diputados, además de información publicada por asociaciones vinculadas con los sectores automotriz y energético. No toda la información encontrada se incorporó directamente; las fuentes se revisaron considerando su relación con el problema, disponibilidad, calidad y utilidad para la modelación, sobre todo la capacidad de los datos, de acuerdo con los criterios establecidos en la Tabla 1.

C. Delimitación y selección de variables

La identificación de las variables se realizó a partir de una revisión documental de literatura científica e informes técnicos relacionados con electromovilidad, minerales críticos, transición energética y modelación predictiva. Posteriormente, las variables se organizaron en seis dimensiones de análisis: económica, tecnológica, social, política, energética e industrial con el propósito de representar la naturaleza multidimensional de la demanda de litio y considerar la coexistencia de variables cuantitativas, variables proxy e indicadores cualitativos.

La selección final de las 15 variables respondió a criterios metodológicos orientados a garantizar su pertinencia analítica, disponibilidad de información y utilidad para la modelación. Dichos criterios se construyeron a partir de los principios de comprensión de datos propuestos por CRISP-DM, las dimensiones clásicas de calidad de datos y los fundamentos de la selección de variables para modelos predictivos [12], [13], [22]. Los criterios utilizados se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1. *Criterios de inclusión de variables.*

Criterio	Justificación metodológica
Relevancia teórica	La variable debe estar respaldada por literatura científica y relacionarse directamente con la demanda de litio, la electromovilidad, la infraestructura energética, la política pública o la aceptación tecnológica.
Disponibilidad pública	La información debe encontrarse en fuentes oficiales, organismos internacionales o bases de datos sectoriales con acceso verificable.
Capacidad explicativa	La variable debe aportar evidencia para explicar directa o indirectamente el comportamiento futuro de la demanda de litio.
Calidad de la información	Debe ser posible evaluar su completitud, consistencia, actualidad y trazabilidad antes de la modelación.
Utilidad para modelación	La variable debe aportar información útil para comparar la pertinencia de enfoques tradicionales y lógica difusa considerando su naturaleza cuantitativa o cualitativa.

Fuente: *Elaboración propia con base en [12], [13], [22].*

D. Construcción del inventario de datos (Data Inventory)

Se elaboró un inventario de datos siguiendo la fase de comprensión de los datos del modelo CRISP-DM. Este modelo establece que, antes de cualquier proceso de modelación, es necesario recopilar los datos iniciales, describir sus características, explorar su contenido y verificar su calidad, con el propósito de comprender su estructura, disponibilidad y limitaciones para el análisis [22].

Esta etapa permitió identificar diferencias en la disponibilidad, consistencia y actualización de la información, aspecto particularmente relevante en el estudio de sistemas emergentes como la electromovilidad, donde la información proviene de múltiples instituciones y presenta distintos niveles de desagregación temporal y espacial. El inventario de datos constituyó la base para la etapa

posterior de auditoría de calidad, ya que permitió identificar las características de cada variable antes de evaluar su aptitud para la modelación predictiva.

E. Auditoría y caracterización de la calidad de datos (Data Audit)

La auditoría de datos no tuvo como objetivo estimar todavía la demanda futura de litio, sino evaluar la calidad, disponibilidad y adecuación metodológica de las variables necesarias para construir un modelo de planificación. Este procedimiento permitió identificar si las condiciones reales de información en México favorecen el uso de modelos clásicos basados en series numéricas completas o si, por el contrario, justifican el empleo de metodologías capaces de incorporar incertidumbre, datos incompletos y variables cualitativas.

La auditoría se fundamentó en dimensiones clásicas de calidad de datos, debido a que la literatura señala que la calidad debe evaluarse en función de atributos como completitud, consistencia y actualidad, ya que estos determinan la capacidad de los datos para soportar análisis y toma de decisiones [12], [16].

En consecuencia, la auditoría se aplicó a cada variable considerando cuatro componentes principales.

F. Completitud y patrón de faltantes

Para cada variable se revisó primero qué cantidad de información estaba realmente disponible respecto de la que se esperaba encontrar para el periodo a analizar. Además de identificar la existencia de datos faltantes, se buscó reconocer la razón de esas ausencias. Este trabajo se basó en tres situaciones: faltantes sin un patrón identificable; faltantes relacionados con el periodo analizado o con la disponibilidad de información de la institución responsable y faltantes estructurales, cuando la variable no cuenta con un mecanismo continuo de registro.

Esta revisión permitió diferenciar entre variables que podían formar una serie suficientemente completa y aquellas cuya información requería mayor precaución antes de ser incorporada a un modelo convencional. Los resultados obtenidos en este criterio fueron utilizados posteriormente en el cálculo del IAMT.

La evaluación de la completitud constituye un paso previo indispensable en cualquier proceso de modelación, ya que la cantidad y distribución de los datos disponibles condicionan la selección del método analítico y la confiabilidad de los resultados.

G. Consistencia temporal y cambios estructurales

Este aspecto se trabajó observando el comportamiento de las series disponibles del periodo de análisis. Se utilizaron inspecciones gráficas y comparaciones anuales para identificar interrupciones, cambios bruscos o modificaciones que pudieran relacionarse con nuevas formas de registrar la información, cambios en las fuentes o acontecimientos externos. A partir de esta revisión se determinó si cada variable mantenía una estructura temporal estable para su posible uso en un proceso de modelación.

La literatura sobre pronósticos señala que la estructura temporal de los datos constituye un elemento determinante para la selección del método de predicción, ya que tendencias, cambios abruptos, variaciones en la periodicidad o alteraciones en el comportamiento histórico pueden afectar el desempeño de los modelos basados en series de tiempo [13].

H. Granularidad temporal y espacial

Se evaluó la granularidad temporal y espacial de las variables con el propósito de identificar posibles incompatibilidades derivadas de diferencias en la frecuencia de actualización (mensual, trimestral, anual o irregular) y en el nivel de agregación geográfica (nacional o estatal). Este análisis permitió determinar la factibilidad de integrar información procedente de distintas fuentes dentro de un mismo esquema de modelación.

La literatura sobre pronósticos señala que la frecuencia temporal de las series constituye un elemento determinante para la selección del método de análisis, ya que la combinación de series con diferentes periodicidades puede requerir procesos de agregación, desagregación o interpolación, introduciendo supuestos adicionales que afectan la interpretación de los resultados [13]. De manera similar, las diferencias entre coberturas nacionales y estatales pueden generar problemas en la integración directa de la información procedente de distintas instituciones [12].

I. Comparabilidad y heterogeneidad de escalas

La comparabilidad se revisó identificando las unidades de medida, las escalas y niveles de agregación usados en cada variable. Este paso permitió reconocer qué datos podían integrarse directamente y cuáles requerirían algún tipo de transformación o estandarización antes de utilizarlos en un mismo modelo. La revisión fue importante porque el inventario combina información de distintas instituciones y variables tanto cuantitativas como cualitativas, cuyas diferencias de escala pueden afectar la consistencia del análisis [12], [13]. De acuerdo a cómo se encuentra disponible la información, las quince variables se organizaron en tres tipos:

Tipo A: Variables con registros cuantitativos directos y continuidad suficiente para su uso en modelos convencionales.

Tipo B: Variables cuantitativas utilizadas como aproximación al fenómeno de interés o cuya información presenta restricciones de cobertura, continuidad o periodicidad.

Tipo C: Variables cualitativas u ordinales expresadas mediante categorías, niveles de intensidad o valoraciones que requieren una transformación previa para incorporarse a modelos estadísticos convencionales.

Esta clasificación describe la naturaleza de la información y no determina la puntuación del IAMT. El índice se calcula de manera independiente a partir de la completitud, consistencia temporal, granularidad y comparabilidad observadas en cada variable.

J. Matriz de aptitud metodológica ("method fit")

Con el fin de evaluar la conveniencia de distintos enfoques de modelación y usando los hallazgos de la auditoría y del análisis descriptivo, se elaboró una matriz que incluyó criterios como: tolerancia a faltantes, capacidad de integrar variables cualitativas, interpretabilidad para toma de decisiones, flexibilidad para escenarios y sensibilidad a cambios estructurales.

Este paso es necesario porque la literatura de calidad de datos sostiene que la validez de un modelo depende de la calidad y adecuación del dato para el propósito del análisis [12].

K. Construcción del Índice de Aptitud para Modelación Tradicional (IAMT)

Con el propósito de sintetizar los resultados de la auditoría, se construyó el Índice de Aptitud para Modelación Tradicional (IAMT), expresado en una escala ordinal de 1 a 5. Para hacer reproducible la asignación de las puntuaciones, el índice se calculó a partir de cuatro criterios previamente evaluados: completitud, consistencia temporal, granularidad y comparabilidad. Cada criterio recibió un valor de 1 cuando presentó una condición favorable para la modelación convencional y 0 cuando dicha condición no se cumplió. El IAMT no mide la importancia explicativa de cada variable, sino su compatibilidad con las condiciones requeridas para su incorporación directa en modelos tradicionales de pronóstico. Las reglas operativas de construcción pueden observarse en la Tabla 2.

Tabla 2. *Reglas operativas para la construcción del Índice de Aptitud para Modelación Tradicional (IAMT).*

Criterio	Condición favorable = 1	Condición no favorable = 0
Completitud (C)	Completitud alta	Completitud media o baja
Consistencia temporal (CT)	Consistencia alta	Consistencia media o baja
Granularidad (G)	Periodicidad regular mensual, trimestral o anual y cobertura nacional o directamente agregable al nivel nacional	Periodicidad irregular o discontinua, o cobertura no directamente compatible con el análisis nacional
Comparabilidad (CP)	Comparabilidad alta	Comparabilidad media o baja

Fuente: *Elaboración propia a partir de los criterios de auditoría de calidad de datos definidos en esta investigación.*

El IAMT se calculó mediante la ecs. (1):

$$IAMT=1+C_i+CT_i+G_i+CP_i \qquad (1)$$

Donde C_i, CT_i, G_i y CP_i pueden adoptar valores de 0 o 1 de acuerdo con las reglas establecidas en la Tabla 2. La incorporación de una unidad como valor base permite obtener una escala de 1 a 5. De esta manera, cuatro condiciones favorables corresponden a IAMT = 5; tres a IAMT = 4; dos a IAMT = 3; una a IAMT = 2; y ninguna a IAMT = 1.

Explicado lo anterior, los valores 5 y 4 representan aptitud alta o buena; 3, aptitud media; 2, aptitud baja; y 1, aptitud muy baja para la incorporación directa de la variable en modelos tradicionales.

L. Síntesis del marco metodológico propuesto

Como etapa final del procedimiento, se integraron los resultados obtenidos durante la delimitación de variables, el inventario de datos, la auditoría de calidad y la construcción del IAMT con el propósito de establecer un criterio sistemático para la selección del enfoque predictivo.

La síntesis de estos componentes constituye el marco metodológico propuesto en esta investigación, el cual permite seleccionar con un mayor fundamento el enfoque predictivo más adecuado antes del desarrollo del modelo.

Resultados

A. Caracterización de las variables estratégicas para la planificación de la demanda de litio

Como resultado del inventario de datos elaborado durante la fase de comprensión de la información, se identificaron quince variables estratégicas relacionadas con la planificación de la demanda de litio asociada a la electromovilidad en México. Las variables fueron organizadas en dimensiones de análisis: económica, tecnológica, energética, industrial, política y social, con el propósito de representar la naturaleza del sistema y los distintos factores que inciden en su evolución.

La Tabla 3 permitió concentrar en una misma estructura la información disponible para las quince variables seleccionadas. Para cada una se registraron la fuente, periodicidad, cobertura geográfica, periodo histórico y tipo de medición. Esta organización permitió identificar desde el inicio diferencias importantes entre los datos disponibles y sirvió como punto de partida para la auditoría posterior.

La distribución de las variables confirma que la demanda de litio no puede analizarse únicamente desde el comportamiento del mercado automotriz. De las quince variables seleccionadas, algunas corresponden directamente a ventas, precios o producción, mientras que otras representan infraestructura, capacidad energética, inversión, regulación y aceptación social. Por esta razón, el fenómeno analizado integra factores económicos, tecnológicos, energéticos, industriales, políticos y sociales.

También se encontraron diferencias en la forma en que puede medirse cada variable. Cinco de las quince variables correspondieron a registros cuantitativos directos (tipo A), siete se clasificaron como variables proxy (tipo B) y tres como cualitativas u ordinales (tipo C). En conjunto, diez variables (66.7 %) no cuentan con una medición cuantitativa directa del fenómeno que representan. Este resultado es relevante porque muestra que una parte importante de la información necesaria para la planificación debe obtenerse mediante aproximaciones indirectas, documentos institucionales o información de percepción.

Tabla 3. *Variables Estratégicas de Demanda de Litio.*

ID	Variable	Dimensión	Definición operativa	Fuente primaria de datos	Periodicidad	Cobertura	Tipo
V1	Ventas de vehículos eléctricos e híbridos	Económica	Unidades vendidas por periodo	INEGI – Registro Administrativo de la Industria Automotriz de Vehículos Ligeros (RAIAVL)	Mensual	Nacional	A
V2	Parque vehicular electrificado	Económica	Total de vehículos eléctricos/híbridos en circulación	INEGI – Estadística de Vehículos de Motor Registrados en Circulación (VMRC)	Anual	Nacional	A
V3	Precio internacional del litio	Económica	Precio promedio anual o índice	International Energy Agency (IEA) / U.S. Geological Survey (USGS)	Anual	Global	A
V4	Precio promedio de vehículos eléctricos	Económica	Precio medio por segmento (proxy)	Reportes sectoriales/IEA	Anual	Nacional	B
V5	Número total de estaciones/puntos de carga	Tecnológica	Total de cargadores instalados	Secretaría de Energía(SENER) / IEA	Irregular	Nacional	B
V6	Infraestructura de carga por entidad	Tecnológica	Cargadores por estado	Electromovilidad Asociación (EMA).	Irregular	Estatal	B
V7	Capacidad instalada del sistema eléctrico	Energía	MW instalados por año	SENER / Programa de Desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional (PRODESEN)	Anual	Nacional	B
V8	Participación de energías limpias (%)	Energía	% generación limpia en el mix	SENER/ Sistema de Información Energética (SIE)	Anual	Nacional	A
V9	Producción nacional de vehículos	Industrial	Producción total de vehículos	INEGI – RAIAVL	Mensual	Nacional	A
V10	Producción/ensamble de VE (proxy)	Industrial	Producción de unidades electrificadas	Asociación Mexicana de la Industria Automotriz (AMIA)	Irregular	Nacional	B
V11	Inversión anunciada en electromovilidad	Industrial	USD en anuncios/inversión	Secretaría de Economía (Data México) / Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL)	Irregular	Nacional	B
V12	Capacidad instalada para la manufactura de baterías de ion-litio	Industrial	Plantas / capacidad (proxy)	IEA	Irregular	Nacional	B
V13	Intensidad de los incentivos públicos para la adopción de vehículos eléctricos	Política	Bajo/medio/alto por periodo	Diario Oficial de la Federación (DOF) / IEA/CEPAL	Discontinua	Nacional	C
V14	Certidumbre regulatoria electromovilidad	Política	Alta/media/baja (índice cualitativo)	DOF/SENER	Discontinua	Nacional	C
V15	Intención de adopción de vehículos eléctricos	Social	% intención de compra (proxy)	Deloitte	Irregular	Nacional	C

Fuente: *Elaboración propia con base en [1], [6], [12], [13], [22], [23], [24], [25], [26], [27], [28], [29], [31].*

Las diferencias aparecen en la periodicidad y cobertura de los registros. Las ventas de vehículos eléctricos, la producción nacional de vehículos y el precio internacional del litio cuentan con información periódica relativamente consolidada. En cambio, otras variables dependen de publicaciones irregulares, reportes estatales, documentos normativos o levantamientos esporádicos. Esto genera series con frecuencias y niveles de agregación distintos, lo que dificulta su integración directa dentro de un mismo esquema de modelación.

B. Auditoría de calidad de los datos para la planificación de la demanda de litio.

La auditoría permitió identificar diferencias claras en las condiciones de información de las quince variables. Para su evaluación se consideraron completitud, consistencia temporal, granularidad y comparabilidad, los cuatro criterios definidos previamente en la metodología. Los resultados obtenidos para cada variable se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4. *Resultados de la auditoría de calidad de datos de las variables estratégicas para la planificación de la demanda de litio.*

Variable	Completitud esperada	Riesgo de faltantes	Consistencia temporal	Granularidad temporal	Granularidad espacial	Comparabilidad	Riesgo para modelos tradicionales
V1 Ventas VE/híbridos	Alta	Bajo	Alta	Mensual	Nacional	Alta	Bajo
V2 Parque electrificado	Media	Medio	Alta	Anual	Nacional	Media	Medio
V3 Precio litio	Alta	Bajo	Alta	Anual	Global	Alta	Medio
V4 Precio VE	Baja	Alto	Baja	Anual	Nacional	Baja	Alto
V5 Total cargadores	Media	Medio	Media	Irregular	Nacional	Media	Alto
V6 Carga por entidad	Baja	Alto	Baja	Irregular	Estatal	Baja	Muy alto
V7 Capacidad eléctrica	Alta	Bajo	Alta	Anual	Nacional	Alta	Bajo
V8 Energía limpia (%)	Alta	Bajo	Alta	Anual	Nacional	Alta	Bajo
V9 Producción vehicular	Alta	Bajo	Alta	Mensual	Nacional	Alta	Bajo
V10 Producción VE	Baja	Alto	Baja	Irregular	Nacional	Baja	Muy alto
V11 Inversión anunciada	Baja	Alto	Baja	Irregular	Nacional	Baja	Muy alto
V12 Capacidad baterías	Baja	Alto	Baja	Irregular	Nacional	Baja	Muy alto
V13 Incentivos	Baja	Muy alto	Baja	Discontinua	Nacional/Estatal	Baja	Muy alto
V14 Certidumbre regulatoria	Baja	Muy alto	Baja	Discontinua	Nacional	Baja	Muy alto
V15 Intención de adopción de vehículos eléctricos	Baja	Alto	Baja	Irregular	Nacional	Baja	Muy alto

Fuente: *Elaboración propia con base en la auditoría de calidad de datos realizada a partir de información de [1], [6], [23], [24], [25], [26], [27], [28], [29], siguiendo los criterios metodológicos [12], [13], [16], [22].*

Los resultados muestran que las condiciones de información no son homogéneas entre las variables. Algunas cuentan con registros e información completa, actualización regular y son comparables, mientras que otras presentan datos incompletos, periodicidad irregular, diferencias de cobertura o mediciones indirectas. Estas diferencias explican los distintos niveles de riesgo observados para su incorporación en modelos tradicionales.

Las mejores condiciones se observaron principalmente en V1, V3, V7, V8 y V9, que presentan registros periódicos y niveles altos de consistencia y comparabilidad. V2 mantiene una condición intermedia debido a su completitud y comparabilidad medias. En el extremo contrario, V6 y V10–V15 concentran las principales restricciones, asociadas con información irregular o discontinua y baja comparabilidad. V5 también presenta restricciones, aunque con valores intermedios de completitud y consistencia.

C. Índice de Aptitud para Modelación Tradicional.

Los resultados del IAMT muestran diferencias en la capacidad de las variables para su incorporación directa en modelos convencionales de pronóstico. Como se observa en la Tabla 5, cuatro variables alcanzaron la puntuación de 5: ventas de vehículos eléctricos e híbridos, capacidad instalada del sistema eléctrico, participación de energías limpias y producción nacional de vehículos. Estas variables tienen al mismo tiempo condiciones de completitud, consistencia temporal, granularidad y comparabilidad.

El precio internacional del litio obtuvo un IAMT de 4 debido a que presenta condiciones favorables de completitud, consistencia temporal

y comparabilidad, aunque su cobertura global limita su correspondencia directa con la escala nacional del análisis. El parque vehicular electrificado alcanzó un IAMT de 3, al cumplir las condiciones de consistencia temporal y granularidad, mientras que el precio promedio de vehículos eléctricos obtuvo un IAMT de 2. La mayor concentración se observa en el nivel de muy baja aptitud, donde ocho variables obtuvieron un IAMT de 1.

Tabla 5. *Índice de Aptitud para Modelación Tradicional (IAMT) de las variables estratégicas para la planificación de la demanda de litio.*

Variable	Tipo	IAMT	Justificación del IAMT
Ventas de vehículos eléctricos e híbridos	A	5	Cumple las cuatro condiciones favorables evaluadas
Parque vehicular electrificado	A	3	Presenta consistencia temporal y granularidad favorables, con completitud y comparabilidad medias
Precio internacional del litio	A	4	Presenta alta completitud, consistencia y comparabilidad; su cobertura global limita la compatibilidad espacial
Precio promedio de vehículos eléctricos	B	2	Presenta granularidad compatible, pero baja completitud, consistencia y comparabilidad
Número total de estaciones de carga	B	1	Presenta condiciones medias de calidad y periodicidad irregular
Infraestructura de carga por entidad	B	1	Presenta baja calidad, periodicidad irregular y cobertura estatal
Capacidad instalada del sistema eléctrico	B	5	Cumple las cuatro condiciones favorables evaluadas
Participación de energías limpias (%)	A	5	Cumple las cuatro condiciones favorables evaluadas
Producción nacional de vehículos	A	5	Cumple las cuatro condiciones favorables evaluadas
Producción/ensamble de VE	B	1	Presenta baja completitud, consistencia y comparabilidad, además de periodicidad irregular
Inversión anunciada en electromovilidad	B	1	Presenta información irregular y baja comparabilidad
Capacidad nacional de manufactura de baterías	B	1	Presenta información irregular y baja comparabilidad
Intensidad de incentivos para VE	C	1	Presenta información discontinua y baja comparabilidad
Certidumbre regulatoria	C	1	Presenta información discontinua y baja comparabilidad
Intención de adopción de VE	C	1	Presenta información irregular y baja comparabilidad

Fuente: *Elaboración propia con base en los resultados de la auditoría de calidad de datos (Tabla 4) y en las reglas operativas para la construcción del IAMT establecidas en la Tabla 2.*

Nota: *El IAMT se obtuvo mediante* $IAMT=1+C_i+CT_i+G_i+CP_i$*, conforme a las reglas establecidas en la Tabla 2.*

Una observación relevante es que las variables con menor puntuación corresponden a aquellas que representan los principales factores estratégicos para explicar la evolución de la electromovilidad. Mientras las variables económicas tradicionales presentan mejores condiciones estadísticas, los factores asociados con políticas públicas, infraestructura, desarrollo industrial y comportamiento social muestran mayores limitaciones para ser tratados mediante modelos convencionales, a pesar de su reconocida influencia sobre la adopción de vehículos eléctricos y, en consecuencia, sobre la demanda futura de litio [1], [3].

Los resultados anteriores muestran que la principal limitación para la planificación de la demanda de litio no radica en la disponibilidad de información, sino también en la naturaleza heterogénea de las variables que explican el fenómeno. Por lo anterior, el IAMT proporciona una evidencia metodológica de que la selección del modelo predictivo debe considerar no solo la existencia de datos, sino también su estructura, calidad y grado de incertidumbre. Estos resultados constituyen el fundamento para evaluar, en el siguiente apartado, la conveniencia de emplear un enfoque basado en lógica difusa para integrar información cuantitativa y cualitativa dentro de un mismo esquema de planificación.

D. Comparación metodológica entre enfoques tradicionales y lógica difusa para la planificación de la demanda de litio

La comparación metodológica se realizó contrastando las capacidades y los requerimientos de cada enfoque reportados en la literatura con las condiciones identificadas durante el inventario de variables, la auditoría de calidad de datos y el IAMT. La valoración tuvo un carácter cualitativo-documental y no representa una comparación empírica del desempeño predictivo de los modelos. En cuanto a su interpretación, una valoración alta representa una mayor capacidad del enfoque para responder al criterio analizado.

Tabla 6. *Comparación metodológica de enfoques predictivos para la planificación de la demanda de litio bajo condiciones de información heterogénea.*

Criterio Metodológico	Métodos estadísticos convencionales	Series de Tiempo	Aprendizaje Automático	Lógica difusa
Tolerancia a datos incompletos	Baja	Baja	Media	Alta
Capacidad para integrar variables cualitativas	Baja	Baja	Media	Alta
Capacidad para integrar indicadores proxy	Baja	Baja	Media	Alta
Tolerancia a la incertidumbre	Baja	Baja	Media	Alta
Capacidad para modelar relaciones no lineales	Baja	Baja	Alta	Alta
Tolerancia a la inestabilidad temporal	Baja	Muy baja	Media	Alta
Interpretabilidad para política pública	Alta	Media	Media	Alta
Capacidad para construir escenarios	Baja	Baja	Media	Alta
Adaptabilidad a cambios regulatorios	Baja	Baja	Media	Alta
Correspondencia con el sistema de información analizado	Baja	Baja	Media	Alta

Fuente: *Elaboración propia con base en [7], [12], [13], [17], [18], [22], [30], y en los resultados del inventario de variables, la auditoría de calidad de datos y el IAMT.*

Nota: *Las valoraciones representan una comparación cualitativa y documental de las características metodológicas de los enfoques y no representan medidas de desempeño predictivo. Alta indica una mayor capacidad para responder al criterio evaluado; Media representa una capacidad parcial o dependiente de las características de los datos; Baja indica limitaciones importantes; y Muy baja representa una capacidad especialmente limitada frente al criterio considerado.*

Como se observa en la Tabla 6, los enfoques presentan diferentes niveles de correspondencia con las condiciones de información identificadas. Los métodos estadísticos convencionales y las series de tiempo muestran mayores requerimientos respecto a completitud y estabilidad de la información, mientras que el aprendizaje automático y la lógica difusa presentan mayor flexibilidad ante determinadas condiciones de heterogeneidad, no linealidad e incertidumbre.

La auditoría y el IAMT mostraron que nueve de las quince variables analizadas (60 %) presentan aptitud baja o muy baja para su incorporación directa en modelos tradicionales, principalmente por limitaciones de completitud, consistencia temporal, granularidad o comparabilidad. Este resultado constituye el contexto a partir del cual se interpreta la comparación metodológica presentada en la Tabla 6.

Los métodos estadísticos convencionales y las series de tiempo presentan ventajas cuando se dispone de información cuantitativa, completa y temporalmente consistente. Por su parte, los modelos de aprendizaje automático ofrecen mayor capacidad para representar relaciones no lineales y cierta tolerancia a información heterogénea.

La lógica difusa presenta características metodológicas compatibles con varias de las condiciones identificadas en este estudio, particularmente la coexistencia de información cuantitativa y cualitativa, incertidumbre y relaciones no lineales. Esta correspondencia metodológica no implica superioridad predictiva, ya que el presente estudio no desarrolla ni compara empíricamente el desempeño de los modelos, sino que evalúa su pertinencia en función de las características de la información disponible. La Tabla 7 muestra una síntesis del trabajo realizado.

Tabla 7. *Síntesis del marco metodológico propuesto.*

Etapa metodológica	Hallazgo principal	Implicación para la modelación
Inventario de variables	La demanda de litio depende de variables económicas, tecnológicas, industriales, regulatorias y sociales.	El problema posee naturaleza multidimensional.
Auditoría de calidad de datos	Se identificó heterogeneidad en disponibilidad, periodicidad y comparabilidad de la información.	Existen limitaciones para modelos que requieren datos homogéneos.
Clasificación A, B y C	Predominan variables proxy y cualitativas en dimensiones estratégicas.	Se requiere integrar distintos tipos de información.
IAMT	Más de la mitad de las variables presentan baja aptitud para modelación tradicional.	Los modelos clásicos presentan limitaciones ante las condiciones de información identificadas.
Comparación metodológica	La lógica difusa integra variables cuantitativas, cualitativas e incertidumbre.	Presenta características metodológicas compatibles con las condiciones de información identificadas para la planificación de la demanda de litio.

Fuente: *Elaboración propia con información de los resultados.*

La integración de los resultados obtenidos en las diferentes etapas metodológicas permite observar una secuencia lógica de evidencia. El inventario de variables mostró que la demanda de litio depende de factores de naturaleza diversa; la auditoría de calidad confirmó la existencia de información heterogénea e incompleta; el IAMT sintetizó dichas limitaciones en un indicador de aptitud metodológica; y la comparación entre enfoques mostró que la lógica difusa presenta una elevada correspondencia metodológica con las características del sistema de información analizado. En conjunto, estos resultados muestran que la consideración de la lógica difusa no deriva de una preferencia teórica, sino de las propiedades observadas en los datos disponibles para México.

Discusión

A partir de los resultados obtenidos, se puede observar que uno de los principales problemas para planificar la demanda de litio en México no es solamente identificar las variables que pueden influir en ella, sino contar con información que realmente pueda ser utilizada dentro de un modelo. De las quince variables analizadas, nueve presentaron una aptitud baja o muy baja para su incorporación directa en modelos tradicionales. Este resultado es de importancia porque varias de estas variables representan aspectos importantes para el desarrollo de la electromovilidad, como la infraestructura de carga, la inversión, los incentivos públicos, la regulación y la aceptación de los vehículos eléctricos. Esto coincide con lo analizado en la literatura, ya que se reconoce que la evolución de la electromovilidad depende de factores tecnológicos, industriales, regulatorios y de mercado que están en constante cambio y pueden modificarse rápidamente [1], [3].

Otro aspecto relevante durante el análisis es que disponer de información no significa necesariamente que ésta tenga las condiciones adecuadas para utilizarse en una proyección. Algunas variables cuentan con registros relativamente completos y periódicos, mientras que otras dependen de publicaciones irregulares, documentos normativos o aproximaciones indirectas. En este sentido, los resultados coinciden con Batini y Scannapieco [12] y con Wang y Strong [16], quienes plantean que la calidad de los datos debe analizarse tomando en cuenta el propósito para el cual serán utilizados. De igual manera, lo señalado por Hyndman y Athanasopoulos [13] ayuda a entender por qué las diferencias en periodicidad, estabilidad y estructura temporal pueden convertirse en una limitación cuando se quiere integrar información de distintas fuentes a un mismo trabajo de pronóstico.

El marco metodológico propuesto aporta una contribución, ya que integra etapas secuenciales. Respecto a otros trabajos que comparan algoritmos a partir de métricas de error, este estudio se ubica en una fase previa, ya que evalúa la pertinencia del método antes de su aplicación empírica. Lo anterior es importante porque evita asumir que todos los modelos predictivos son igualmente adecuados para contextos con datos incompletos, variables cualitativas y cambios regulatorios.

La aplicación del IAMT también permitió encontrar un resultado que considero importante para la propuesta metodológica. El hecho de que una variable sea directa, proxy o cualitativa no determina por sí solo si puede o no incorporarse a un modelo tradicional. Por ejemplo, la

capacidad instalada del sistema eléctrico (V7), aunque fue clasificada como variable tipo B, alcanzó un IAMT de 5 porque presentó condiciones favorables de completitud, consistencia temporal, granularidad y comparabilidad. En cambio, otras variables del mismo tipo, como la producción de vehículos eléctricos (V10), la inversión anunciada en electromovilidad (V11) y la capacidad de manufactura de baterías (V12), obtuvieron un IAMT de 1. En estos casos, el problema se relaciona principalmente con la irregularidad y la baja comparabilidad de la información. Por esta razón, la clasificación A, B o C ayuda a conocer la naturaleza de la variable, pero es la evaluación de sus condiciones reales la que permite determinar su aptitud para la modelación tradicional. Esto muestra que algunas de las variables más importantes para explicar la demanda de litio son precisamente las más difíciles de incorporar en modelos tradicionales.

Estos resultados permiten entender por qué se consideró la lógica difusa como una alternativa dentro del marco propuesto. Algunas de las variables que presentan mayores restricciones para los modelos tradicionales son precisamente aquellas que no pueden expresarse fácilmente mediante una serie numérica continua. La certidumbre regulatoria, la intensidad de los incentivos o incluso algunos aspectos relacionados con la intención de adopción pueden presentarse mediante categorías, niveles o valoraciones. La propuesta de Zadeh [17] permite trabajar con este tipo de información mediante grados de pertenencia y conceptos lingüísticos. En este caso, la ventaja no estaría en sustituir automáticamente los modelos tradicionales, sino en contar con una alternativa capaz de incorporar información que de otra manera tendría que eliminarse o transformarse de manera considerable. Por lo anterior, los resultados muestran una correspondencia metodológica favorable entre las condiciones encontradas en los datos y las características de la lógica difusa, aunque todavía no puede hablarse de una superioridad predictiva.

Los resultados deben interpretarse tomando en cuenta el alcance de esta investigación. El marco fue aplicado únicamente a la información disponible para analizar la electromovilidad y la demanda de litio en México, por lo que todavía sería necesario comprobar su comportamiento en otros problemas relacionados con minerales críticos o transición energética. También queda pendiente contrastar los valores obtenidos mediante el IAMT con el desempeño real de diferentes modelos. Este paso permitiría conocer si una variable con mayor puntuación en el índice efectivamente presenta mejores condiciones cuando se incorpora a un modelo predictivo y, al mismo tiempo, comparar el comportamiento de modelos tradicionales, técnicas de aprendizaje automático y sistemas basados en lógica difusa.

Conclusiones

El desarrollo de esta investigación permitió comprobar que la planificación de la demanda de litio asociada a la electromovilidad no siempre debe iniciar con la elección de un modelo predictivo. Antes de llegar a esa etapa es necesario conocer qué información existe, cómo se encuentra disponible y qué tan compatible resulta con los requerimientos del método que se pretende utilizar. Este punto adquiere especial importancia en el caso de México, donde las variables necesarias que modelan el fenómeno provienen de fuentes, escalas y formas de medición diferentes.

Puede calificarse como principal aporte del trabajo al marco metodológico desarrollado para ordenar la evaluación previa. La combinación del inventario de variables, la auditoría de calidad de datos, la clasificación de la información y el IAMT permite pasar de una apreciación general sobre la existencia de datos a una valoración más explícita de condiciones para la modelación. De esta forma, la decisión de qué metodología se debe usar, deja de depender de qué modelo parece más sofisticado o qué técnica ofrece mejores resultados y comienza a sustentarse en las características reales de la información con la que se cuenta.

Un resultado especialmente importante es que algunas de las variables más necesarias para comprender el desarrollo futuro de la electromovilidad son también las que presentan mayores dificultades para ser incorporadas directamente en esquemas tradicionales. Factores relacionados con infraestructura, inversión, regulación, incentivos y comportamiento social no deberían excluirse únicamente porque su información sea irregular, indirecta o cualitativa. Por el contrario, esta condición obliga a buscar formas de modelación capaces de conservar su significado dentro del análisis. Es precisamente en este punto donde la lógica difusa adquiere interés para una siguiente etapa de la investigación, no como una solución previamente elegida, sino como una alternativa cuya pertinencia surge de las condiciones encontradas en los datos.

El paso siguiente será llevar este marco a la modelación y comprobar empíricamente si la correspondencia metodológica identificada se genera un mejor desempeño al realizar predicciones. Esto permitirá contrastar la lógica difusa con modelos tradicionales y técnicas de aprendizaje automático, así como valorar el comportamiento del IAMT en otros problemas vinculados con minerales críticos y transición energética. Sin embargo, el resultado alcanzado hasta este momento deja una enseñanza para el caso del litio: antes de preguntar qué modelo utilizar, es necesario preguntarse si los datos disponibles realmente permiten utilizarlo.

Referencias

[1] International Energy Agency. (2024). Global EV Outlook 2024: Moving towards increased affordability. IEA. Extraído de: https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2024

[2] Intergovernmental Panel on Climate Change. (2023). Climate Change 2023: Synthesis Report. IPCC. Extraído de: https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/downloads/report/IPCC_AR6_SYR_LongerReport.pdf

[3] International Renewable Energy Agency. (2024). Critical materials: Batteries for electric vehicles. IRENA. Extraído de: https://www.irena.org//media/Files/IRENA/Agency/Publication/2024/Sep/IRENA_Critical_materials_Batteries_for_EVs_2024.pdf

[4] International Energy Agency. (2023). Critical Minerals Market Review 2023. IEA. Extraído de: https://iea.blob.core.windows.net/assets/c7716240-ab4f-4f5d-b138-291e76c6a7c7/CriticalMineralsMarketReview2023.pdf

[5] World Bank. (2020). Minerals for Climate Action: The Mineral Intensity of the Clean Energy Transition. World Bank. Extraído de: https://documents1.worldbank.org/curated/en/099052423172525564/pdf/P16627806f5aa400508f8c0bdcba0878a3e.pdf
[6] Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2024). Minerales críticos para la transición energética y la electromovilidad: oportunidades para el desarrollo económico con desafíos socioambientales. Extraído de: https://www.cepal.org/es/enfoques/minerales-criticos-la-transicion-energetica-la-electromovilidad-oportunidades-desarrollo
[7] Siddula, S., Yashwanth, V., Kumar, V. C., Raju, P., Bhavani, V., & Veera Sivakumar, C. H. (2024). Electric Vehicle Energy Management System Using Fuzzy Logic Controller. Proceedings of the Fifth International Conference on Computer and Communication Technologies.Springer Nature Singapore. Extraído de: https://www.researchgate.net/publication/378629750_Electric_Vehicle_Energy_Management_System_Using_Fuzzy_Logic_Controller
[8] Cámara de Diputados del H. Congreso de la Unión. (2022). Ley Minera. Secretaría General, Secretaría de Servicios Parlamentarios. Última reforma publicada en el Diario Oficial de la Federación el 20 de abril de 2022. Extraído de: https://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/LMin.pdf
[9] Geels, F. W., Sovacool, B. K., Schwanen, T., & Sorrell, S. (2017). Sociotechnical transitions for deep decarbonization. *Science, 357*(6357), 1242–1244. https://doi.org/10.1126/science.aao3760
[10] Mitchell, M. (2009). Complexity: A Guided Tour. Oxford University Press. Extraído de: https://home.iscte-iul.pt/~jmal/mcc/Complexity_-_A_Guided_Tour.pdf
[11] Sterman, J. D. (2000). Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex World. Irwin/McGraw-Hill. Extraído de: https://www.researchgate.net/publication/44827001_Business_Dynamics_System_Thinking_and_Modeling_for_a_Complex_World
[12] Batini, C., & Scannapieco, M. (2006). Data quality: Concepts, methodologies and techniques. Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-33173-5
[13] Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). Forecasting: Principles and Practice (3rd ed.). OTexts. https://otexts.com/fpp3/
[14] Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). Applied Predictive Modeling. Springer. Extraído de: https://mathematics.foi.hr/Rprojekti/knjige/applied-predictive-modeling-max-kuhn-kjell-johnson.pdf
[15] Domingos, P. (2012). A few useful things to know about machine learning. Communications of the ACM, *55*(10), 78–87. Extraído de: https://homes.cs.washington.edu/~pedrod/papers/cacm12.pdf
[16] Wang, R. Y., & Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. Journal of Management Information Systems, 12(4), 5–33. https://doi.org/10.1080/07421222.1996.11518099
[17] Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control, *8*(3), 338–353. https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X
[18] Ross, T. J. (2010). Fuzzy Logic with Engineering Applications (3rd ed.). John Wiley & Sons. Extraído de: https://pzs.dstu.dp.ua/logic/bibl/engineering.pdf
[19] Klir, G. J., & Yuan, B. (1995). Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications. Prentice Hall. Extraído de: https://teachmint.storage.googleapis.com/public/e3219b85-c5f1-4f8b-afac-bd53ea098aee.pdf
[20] Pedrycz, W., & Gomide, F. (2007). Fuzzy Systems Engineering: Toward Human-Centric Computing. John Wiley & Sons. Extraído de:https://www.cic.ipn.mx/~pescamilla/SistInt/PedryczandGomide2007.pdf
[21] Zimmermann, H.-J. (2010). Fuzzy Set Theory—and Its Applications (4th ed.). Springer. Extraído de: https://kashanu.ac.ir/Files/Content/H_J_%20Zimmermann%20%20(auth_)%20Fuzzy%20Set%20Theory%E2%80%94and%20Its%20Applications%20%202001.pdf
[22] CRISP-DM Consortium. (2000). CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide. CRISP-DM Consortium. Extraído de: https://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/modeler/14.2/es/CRISPDM.pdf
[23] U.S. Geological Survey. (2024). Mineral Commodity Summaries 2024: Lithium. U.S. Department of the Interior. Extraído de: https://pubs.usgs.gov/periodicals/mcs2024/mcs2024.pdf
[24] Secretaría de Energía. (2024). Programa de Desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional 2024–2038 *(PRODESEN)*. Gobierno de México. Extraído de: https://www.gob.mx/sener/articulos/programa-de-desarrollo-del-sistema-electrico-nacional-2024-2038
[25] Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2023). Estadísticas de Vehículos de Motor Registrados en Circulación *(VMRC)*. Extraído de: https://www.inegi.org.mx/programas/vehiculosmotor/
[26] Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2024). Registro Administrativo de la Industria Automotriz de Vehículos Ligeros *(RAIAVL)*. Extraído de: https://www.inegi.org.mx/datosprimarios/iavl/
[27] International Energy Agency. (2022). Global Supply Chains of EV Batteries. IEA. Extraído de: https://iea.blob.core.windows.net/assets/4eb8c252-76b1-4710-8f5e-867e751c8dda/GlobalSupplyChainsofEVBatteries.pdf
[28] Deloitte. (2024). 2024 Global Automotive Consumer Study. Deloitte Insights. Extraído de: https://www.deloitte.com/ce/en/industries/automotive/perspectives/global-automotive-consumer-study.html
[29] Organisation for Economic Co-operation and Development. (2023). Effective Carbon Rates 2023. Extraído de: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/11/effective-carbon-rates-2023_a0dc16cc/b84d5b36-en.pdf
[30] Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45*(1),* 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324
[31] Asociación Mexicana de la Industria Automotriz. (2026). Reporte de venta de vehículos híbridos y eléctricos a mayo de 2026. Extraído de: https://amia.com.mx/publicaciones/