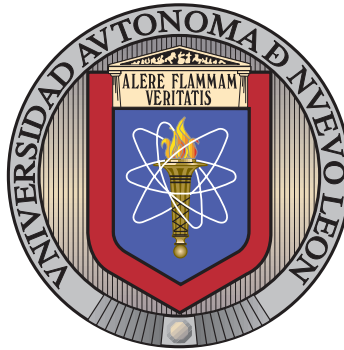


Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ciencias Físico Matemáticas



MODELADO DE ENERGÍA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE DATOS
CLIMATOLÓGICOS MEDIANTE MODELOS DE APRENDIZAJE
AUTOMÁTICO

Por

Claudia Lissette Gutiérrez Díaz

Como requisito parcial para obtener el Grado de

Maestría en Ciencia de Datos

16 de febrero de 2025

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Ciencias Físico Matemáticas

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesina MODELADO DE ENERGÍA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE DATOS CLIMATOLÓGICOS MEDIANTE MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO, realizada por la alumna Claudia Lissette Gutiérrez Díaz, con número de matrícula 1421582, sea aceptada para su defensa como opción al grado de Maestría en Ciencia de Datos.

El Comité de Tesis

Juanita Hernández López

Asesor(a)

Jose Benavides Vazquez

Revisor

Álvaro Cordero Franco

Revisor

Vo. Bo.

M. C. Azucena Yoloxóchitl Ríos Mercado

Coordinadora de la Maestría en Ciencia de Datos

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTOS

ÍNDICE DE CONTENIDO

Capítulo	Página
1. Introducción	10
2. Delimitación y planteamiento del problema	13
3. Justificación	16
4. Formulación de Objetivos	18
5. Marco teórico	20
5.1. Conceptos básicos	20
5.2. Contexto energético	24
5.2.1 Energías renovables en el mundo	24
5.2.2 Energías renovables en México	24
5.2.3 Fuentes de energía solar fotovoltaica	26

5.2.4	Sistemas fotovoltaicos interconectados a la red	27
5.3.	Contexto meteorológico	29
5.3.1	Factores meteorológicos que afectan la generación de energía solar	30
5.4.	Predicción de la generación de energía solar	34
6.	Metodología	43
6.1.	Población	44
6.1.1	Técnicas de Recolección de Datos	45
6.1.2	Análisis de Datos	46
6.1.3	Infraestructura	47
6.2.	Preprocesamiento de Base de Datos	47
6.2.1	Limpieza de Datos	47
6.2.2	Técnicas de Selección de Características	47
6.2.3	Técnicas de Agrupación de Datos	48
6.2.4	Técnicas de Estandarización de Datos	48

6.3. Modelos de Análisis	48
6.3.1 Enfoque de Literatura	48
6.3.2 Enfoque Propuesto	48
6.4. Metodología de Evaluación	48
6.4.1 Optimización de modelos	48
6.4.2 Métricas de evaluación	48
7. Resultados.....	50
8. Conclusiones.....	51
Referencias	52
Apéndices.....	56

LISTA DE FIGURAS

Figura	Página
1. Generación total y porcentaje de electricidad limpia y convencional 2019–2023 en Gigawatts-hora (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2024).	25
2. Evolución de la generación renovable total 2019–2023. (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2024).	28
3. Esquema de un sistema fotovoltaico (Proyecto La Pimienta, 2024).	29
4. Potencial de poder fotovoltaico a nivel mundial (Banco Mundial y Agencia Internacional de Energías Renovables (IRENA), 2024)	30

LISTA DE TABLAS

Tabla	Página
1. Resumen de autores y sus contribuciones	40
2. Estadísticas de las variables.....	46

LISTA DE APÉNDICES

Apéndice	Página
1. Estadística descriptiva detallada	57

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN

La crisis climática, reconocida por organismos internacionales como el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC, por sus siglas en inglés)(Masson-Delmotte et al., 2021), ha catalizado una transición energética global enfocada en la integración de fuentes renovables en los sistemas productivos. Dentro de estas fuentes, la energía solar se destaca por ser una opción limpia, sostenible y prácticamente inagotable. Su capacidad para reducir la dependencia de combustibles fósiles y mitigar los efectos del cambio climático la convierte en una solución estratégica clave.

Este impulso ha llevado a muchas economías, tanto en el sector público como en el privado, a priorizar políticas y estrategias que fomenten el desarrollo y la adopción de tecnologías solares.

En el sector privado, numerosas empresas han comenzado a implementar esquemas de autoabastecimiento energético mediante la instalación de plantas fotovoltaicas. Esta estrategia ofrece ventajas competitivas significativas, como la reducción de costos operativos, en comparación con la compra total de electricidad a proveedores de servicios convencionales, como la Comisión Federal de Electricidad (CFE) en México.

Sin embargo, la generación de energía fotovoltaica enfrenta desafíos importantes debido a su dependencia de condiciones climáticas variables. Factores como la radiación solar, la temperatura, la lluvia y la nubosidad afectan directamente la predicción precisa del rendimiento de las plantas

solares. Esta variabilidad dificulta la planificación operativa y financiera de las empresas que adoptan estos esquemas de autoabastecimiento.

Para abordar esta problemática, es crucial contar con modelos predictivos robustos que utilicen datos meteorológicos para anticipar la generación de energía solar. Estos modelos permiten a las empresas optimizar la operación de sus plantas fotovoltaicas, maximizando la eficiencia energética y asegurando una integración efectiva en el sistema eléctrico.

Este estudio tiene como objetivo desarrollar y validar modelos de predicción de generación fotovoltaica mediante técnicas de aprendizaje automático. Al combinar registros históricos de generación energética con información meteorológica, se evaluará la eficacia y la aplicabilidad de estos modelos en al menos una planta solar situada en México.

Los resultados no solo mejorarán la planificación energética de una empresa privada, sino que también servirán de base para futuras investigaciones en predicción de energía renovable. Este enfoque contribuirá a una mayor eficiencia operativa, facilitando la adopción de tecnologías solares en un contexto de transición energética global.

En las siguientes secciones, se abordarán los siguientes aspectos: 1) delimitará el problema y contexto de estudio, 2) justificación y objetivos de la investigación, 3) marco teórico, donde se analizarán los factores energéticos, meteorológicos y tecnológicos clave, 4) metodología aplicada para el desarrollo de modelos basados en Inteligencia Artificial, 5) resultados y análisis con énfasis en la validación de los modelos propuestos, y 6) conclusiones y aportes del estudio.

Este enfoque integral ofrece una perspectiva práctica para enfrentar los

desafíos actuales de la generación fotovoltaica, facilitando su crecimiento sostenible en el sector energético mexicano.

CAPÍTULO 2

DELIMITACIÓN Y PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En México, la participación de las energías renovables ha mostrado un crecimiento constante en los últimos años. Durante el primer semestre del 2023, estas representaron el 26.5 % de la energía total generada en el país (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2024). De este porcentaje, la energía fotovoltaica constituyó el 32.8 %, en contraste con el 17.4 % registrado en 2019, evidenciando un incremento significativo en tan solo cinco años. Este crecimiento refleja tanto el avance tecnológico como la relevancia estratégica de las fuentes renovables en el contexto energético nacional.

El país cuenta con condiciones muy buenas de radiación solar, posicionándose como una región clave para el aprovechamiento de la energía solar. Algunas regiones registran niveles de radiación solar entre los más altos del mundo durante ciertas temporadas, lo que representa una oportunidad significativa para aprovechar esta fuente de energía y acelerar la transición energética.

La generación de energía solar se puede realizar mediante dos esquemas. La primera es a través de la generación distribuida, enfocada en hogares, negocios locales y pequeñas empresas, que integran paneles solares propios en convenio con CFE. Este esquema no solo fomenta el ahorro energético, sino que también contribuye a incrementar el porcentaje de energías limpias en el país. La segunda forma es mediante esquemas de autoabastecimiento en el sector privado, donde las empresas industriales instalan sus propios paneles solares y, a través de contratos de interconexión con el Centro Nacional de

Control de Energía (CENACE), utilizan las redes de distribución y transmisión administradas por CFE para abastecer a sus centros de consumo, como tiendas, fábricas, oficinas o antenas de telecomunicaciones. Este modelo permite a las empresas reducir costos al sustituir la compra total de electricidad a CFE.

Sin embargo, la generación de energía solar presenta desafíos importantes. Su producción está restringida a las horas diurnas y depende en gran medida de las condiciones climatológicas, las cuales son altamente variables. Estas limitaciones obligan a las empresas a anticiparse y adaptarse a cambios bruscos en la generación de energía, buscando mecanismos que compensen tanto el déficit como el exceso que pueda producirse debido a factores climáticos.

Para enfrentar estas adversidades, la reforma energética de 2015 introdujo el Mercado Eléctrico Mayorista (MEM) (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2015). Este mercado permite la compra y venta de energía eléctrica y otros productos relacionados, que no se encuentran en el alcance de este estudio, ofreciendo a las empresas de autoabastecimiento la posibilidad de adquirir energía de otros proveedores a precios competitivos. Además, el MEM permite realizar transacciones estratégicas, como la compra en momentos de bajo costo o la venta en periodos de alta demanda, optimizando así la rentabilidad de las operaciones.

En este contexto, la predicción precisa de la generación de energía solar adquiere una importancia crítica. Anticipar con exactitud la energía que producirán los paneles solares permite a las empresas planificar su participación en el MEM de manera estratégica, ajustando sus decisiones de compra-venta para maximizar beneficios económicos. Aunque el comportamiento de los precios en el MEM también influye en esta toma

de decisiones, la predicción de precios queda fuera del alcance de este documento, centrándose exclusivamente en la predicción de generación solar.

CAPÍTULO 3

JUSTIFICACIÓN

Para las empresas de autoabasto, la capacidad de anticiparse a las fluctuaciones en la generación de energía solar es importante para mantener la eficiencia operativa y económica. Las condiciones climáticas adversas, como periodos prolongados de cielos nublados, lluvias intensas o incluso cambios repentinos en la radiación solar, pueden ocasionar una disminución significativa en la generación de energía. Sin la debida anticipación, esto pondría en riesgo el abastecimiento de los centros de carga dependientes de la planta solar, impactando directamente en las operaciones y costos de la empresa.

Una predicción precisa y oportuna permite a las empresas desarrollar estrategias anticipadas para enfrentar estos desafíos. En particular, les brinda la posibilidad de planificar su participación en el EM, donde pueden realizar compras anticipadas para suplir la demanda faltante futura. Al adquirir energía con antelación, es posible asegurar precios más competitivos, reduciendo así el impacto económico de la escasez energética y maximizando ahorros.

Añadido a esto, la predicción oportuna no solo contribuye a mitigar riesgos, también optimiza la toma de decisiones estratégicas para el caso inverso, es decir, permite identificar momentos ideales para vender excedentes de energía generados en días de alta radiación solar, obteniendo mayores ingresos gracias a precios favorables en el MEM. Cubriendo ambos escenarios, se garantiza la continuidad operativa de los centros de carga y mejora la rentabilidad de las operaciones.

Tomando en cuenta que a nivel mundial, la transición energética y sostenibilidad usando fuentes renovables es una prioridad, en este estudio se busca contribuir de manera positiva al desarrollo de herramientas que fortalezcan la predicción de energía empleando información de una empresa de autoabasto.

CAPÍTULO 4

FORMULACIÓN DE OBJETIVOS

Este estudio tiene como propósito principal identificar y analizar las condiciones meteorológicas que impactan significativamente la generación de energía solar con el fin de seleccionar el modelo predictivo que brinde la mayor precisión en la estimación de la energía generada para el día siguiente.

Para alcanzar este propósito, se plantean las siguientes preguntas de investigación y objetivos:

- ¿Qué variables meteorológicas afectan de manera significativa la predicción de la generación de energía solar?
- ¿Cuál es el modelo más preciso y eficiente para predecir la generación de energía solar para el día siguiente considerando datos meteorológicos?

Objetivo General:

Diseñar y evaluar un modelo predictivo capaz de estimar con precisión la generación de energía solar para el día siguiente, utilizando variables meteorológicas clave.

Objetivos específicos:

1. Identificar las variables meteorológicas que tienen mayor influencia en la predicción de la generación de energía solar.

2. Comparar distintos modelos predictivos utilizando técnicas de aprendizaje automático, para determinar cuál es el más eficaz.

CAPÍTULO 5

MARCO TEÓRICO

5.1 Conceptos básicos

Esta sección está enfocada en explicar los conceptos básicos que apoyen la comprensión del contexto de este estudio.

Energía eléctrica

La energía eléctrica se define como el movimiento de los electrones de tal manera que exista una diferencia potencial entre ellos y hace que se genere una corriente eléctrica.

Energía solar

El sol es la principal fuente de energía y sustento de todos los procesos que se llevan a cabo en el planeta. Su energía deriva de una serie de reacciones de fusión nuclear que ocurren en su núcleo, liberando una enorme cantidad de energía en forma de luz y calor (Comisión Nacional para el Uso Eficiente de la Energía (CONUEE), Gobierno de México, 2024).

Con la energía que se recibe del sol durante un solo día se podría cubrir la demanda energética mundial actual por más de 20 años. (Global Energy Network Institute (GENI), 2011).

Tipos de Energía Solar

La energía solar se puede transformar en dos tipos: energía térmica y energía fotovoltaica.

Energía térmica

Puede ser usada para el calentamiento de agua, secado de materia orgánica y en procesos industriales (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2018).

La radiación solar calienta un receptor, que se transfiere a un fluido que transforma el calor para el proceso que se desee aplicar. En los hogares, es una manera limpia de reemplazar los calentadores de agua eléctricos o de gas y usar el recurso natural del sol para calentar el agua para la ducha.

Energía fotovoltaica

La energía solar se convierte en trabajo mecánico y electricidad, ampliando significativamente sus aplicaciones, ya que puede ser utilizada prácticamente para cualquier propósito (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2018). Las celdas solares son dispositivos capaces de captar la radiación solar y transformarla en energía eléctrica. En la actualidad, se están realizando esfuerzos para reducir progresivamente los costos de producción de estas celdas, lo que permitirá hacerlas más accesibles para los hogares. En el ámbito industrial, la disminución de costos no solo favorece el ahorro en mantenimiento, sino que también facilita la implementación de nuevas tecnologías que permiten recuperar la inversión en un corto periodo de tiempo.

Capacidad de energía instalada

De acuerdo a (Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), 2024), la capacidad de energía instalada “es la potencia que tiene una central

eléctrica para generar electricidad considerando la disponibilidad técnica de sus instalaciones y de los insumos que serán transformados en electricidad”. Es decir, es la máxima cantidad de energía que las instalaciones, en el caso de este estudio, los paneles solares, son capaces de generar en condiciones óptimas.

Generación de energía

La capacidad de una central eléctrica es la cantidad máxima de energía que puede generar en un momento dado, mientras que la generación de energía se refiere a la cantidad de energía efectivamente creada durante un periodo específico. Esta generación es siempre igual o menor a la capacidad instalada. En el caso de los paneles solares, la generación de energía depende directamente de las condiciones meteorológicas de la zona donde se encuentra la planta solar, como la radiación solar, la nubosidad, la temperatura y otros factores climáticos que influyen en la eficiencia de los paneles.

Consumo de energía

El consumo de energía se refiere a la cantidad de energía eléctrica utilizada por un centro de carga, ya sea una planta, negocio, hogar o torre, para garantizar el funcionamiento óptimo de sus equipos electrónicos. Generalmente, los usuarios establecen un contrato con CFE, que clasifica el suministro bajo diferentes tarifas. Estas tarifas pueden variar desde las domésticas como la tarifa 1 o Doméstica de Alto Consumo (DAC), hasta las industriales, como Demanda Industrial en Subtransmisión (DIST) o Demanda Industrial en Transmisión (DIT). La clasificación depende principalmente de la cantidad de equipos eléctricos que se utilicen, lo que a su vez define la demanda eléctrica.

Demanda de energía

La demanda de energía se define como la cantidad total de energía eléctrica que un centro de carga necesita para operar sus equipos electrónicos dentro de un periodo de tiempo. Cada centro de carga tiene una demanda mínima requerida que el suministrador debe garantizar y que, a su vez, no debe superar la capacidad instalada del propio centro de carga, asegurando un suministro eficiente y seguro.

Suministro de energía

El suministro de energía se refiere al proceso mediante el cual las empresas suministradoras proveen energía eléctrica a los centros de carga, cubriendo la demanda requerida para sus operaciones. Este suministro es importante para garantizar el funcionamiento de hogares, negocios, plantas industriales y otros consumidores.

Existen diferentes tipos de suministradores en México, a continuación se mencionan solo aquellos de importancia para el estudio:

1. **Suministrador de Servicios Básicos (SSB):** Actualmente conformado únicamente por CFE, responsable de la transmisión y distribución de energía eléctrica en todo el país. Su función es garantizar el acceso a la electricidad para usuarios domésticos y comerciales bajo tarifas establecidas y reguladas por la Comisión Reguladora de Energía (CRE).
2. **Suministrador de Servicios Calificados (SSC):** Empresas autorizadas para participar en el MEM. Estas empresas pueden tener contratos con el CENACE y en algunos casos, cuentan con sus propios generadores de energía, que pueden ser utilizados para autoabasto o para vender energía a precios competitivos a grandes consumidores, como industrias

o negocios.

5.2 Contexto energético

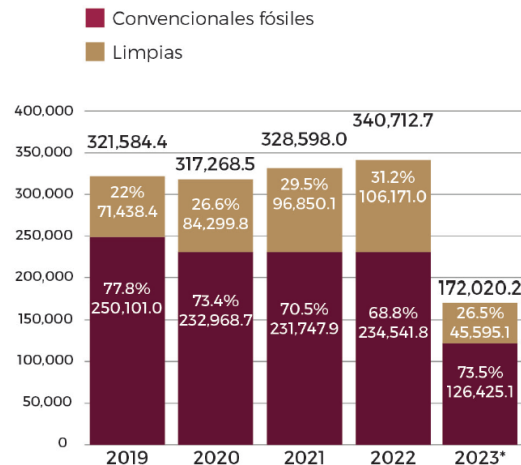
5.2.1. Energías renovables en el mundo

A nivel mundial, existe una creciente preocupación por los efectos del cambio climático, impulsando la transición hacia fuentes de energía que no consuman tantos recursos del planeta. El sector energético, está dominado por el uso de combustibles fósiles como el petróleo y el gas natural, es uno de los principales responsables de las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI). Además, debido a que los combustibles fósiles son recursos finitos, los precios y disponibilidad suelen ser volátiles debido a factores geopolíticos y económicos.

Bajo este contexto, la energía renovable, como la eólica o la solar, ha emergido como alternativa viable y eficiente para reducir la dependencia de hidrocarburos y cumplir con los objetivos establecidos en el Acuerdo de París, el cual establece un convenio entre múltiples países para comprometerse a limitar el aumento de la temperatura global a menos de 2° C y reducir las emisiones de GEI (Naciones Unidas, 2015).

5.2.2. Energías renovables en México

México se considera como un país en desarrollo. Al formar parte del Acuerdo de París, está comprometido con el medio ambiente, impidiendo el avance acelerado del cambio climático. Tanto el sector público como el privado han realizado un avance en la generación de electricidad mediante energías limpias; éstas se denominan como fuentes de energía que no emiten GEI ni



*Generación neta Enero-Junio 2023. Se incluye información de la CRE y el CENACE al cierre de junio 2023.

Figura 1. Generación total y porcentaje de electricidad limpia y convencional 2019–2023 en Gigawatts-hora (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2024).

son contaminantes durante su producción o consumo. Como se observa en la Figura: 1, se puede observar claramente un incremento de 2019 hasta el primer semestre de 2023; incluso, tomando en cuenta el incremento en la generación total de energía, el porcentaje de energías limpias con respecto al total ha ido lentamente en incremento, lo que hace una buena proyección para cumplir con la meta del 35 % que el país se propone (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2024).

Reforma Energética En 2013, durante el mandato del presidente Enrique Peña Nieto, se estableció la Reforma Energética (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2015) que incluyó medidas fuertes para fomentar el desarrollo de las energías limpias y avanzar en el cumplimiento del Acuerdo de París. Como parte de estas acciones, se promulgó la Ley de Transición Energética, que planteó como objetivo que al menos el 35 % de la electricidad generada en México proviniera de fuentes limpias para 2024, contribuyendo a la mitigación del cambio climático.

Un cambio importante fue la apertura del sector energético a la participación del sector privado, permitiendo que empresas nacionales e internacionales decidieran desarrollar proyectos de generación de energías renovables, incluidos parques solares a gran escala. Esto atrajo inversiones extranjeras que aprovecharon el alto potencial solar de México, fortaleciendo la capacidad instalada de generación de energía limpia y aumentando el porcentaje de energías renovables en la matriz energética del país.

Además, se creó el MEM, un espacio donde los generadores privados pueden vender electricidad a consumidores calificados, empresas o incluso al mismo CFE. Este mercado permitió la comercialización de energía a precios competitivos, incentivando la adopción de tecnologías renovables y reduciendo costos para los consumidores.

Por último, la reforma permitió facilitar el acceso del sector privado a la red de transmisión eléctrica, gestionada por el CENACE y operada por la CFE. Esto elimina la necesidad de que las empresas privadas tengan que invertir en infraestructura de distribución, reduciendo los costos iniciales de los proyectos y aumentando la viabilidad de las inversiones en energía solar y otras energías limpias.

5.2.3. Fuentes de energía solar fotovoltaica

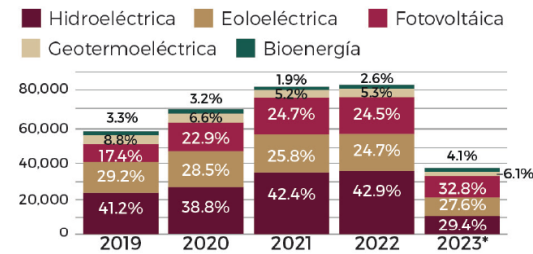
En México, la energía solar se aprovecha a través de dos principales modalidades: los proyectos de generación a gran escala y los sistemas fotovoltaicos de pequeña y mediana escala. Estos últimos son conocidos como generación distribuida, ya que implican la instalación de paneles solares directamente en el sitio donde se consume la energía, como hogares, comercios o pequeñas industrias.

Por otro lado, la generación a gran escala está orientada a satisfacer las demandas de electricidad de grandes consumidores calificados, como empresas e industrias. Este tipo de proyectos aprovechan las economías de escala, lo que contribuye a reducir los costos energéticos y facilita la transición hacia fuentes renovables en sectores de alto consumo. En esta tesina se analizará esta modalidad de aprovechamiento de energía, principalmente mediante la predicción de energía como elemento clave para optimizar la gestión y eficiencia de este tipo de proyectos.

Con la Reforma Energética de 2013, diversas empresas nacionales e internacionales ingresaron al mercado energético mexicano, lo que facilitó la construcción de plantas solares de gran escala. Estas instalaciones aprovechan el clima favorable y la alta radiación solar de regiones estratégicas como Coahuila, Aguascalientes, Yucatán, Sonora, San Luis Potosí y Chihuahua (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2018). Gracias a estas condiciones, se logra una generación eficiente de energía, que no solo cubre las necesidades de los consumidores calificados, sino que también puede ser subastada en el MEM. En la Figura: 2, se observa que la energía fotovoltaica ha experimentado un crecimiento sostenido, incrementando su participación en el total de la generación de energía renovable del país. Este aumento se atribuye principalmente a la reducción continua de los costos de producción de las celdas solares fotovoltaicas, impulsadas por los avances tecnológicos y las economías de escala logradas en el mercado global.

5.2.4. Sistemas fotovoltaicos interconectados a la red

De acuerdo a (Rodolfo y Vargas-Hernández, 2015), un sistema fotovoltaico interconectado a la red es una fuente que produce electricidad a partir de la radiación solar, utilizando dispositivos que convierten la energía del sol



* Generación neta Enero - Junio 2023. Se incluye información de la CRE y el CENACE al cierre de junio 2023.

Figura 2. Evolución de la generación renovable total 2019–2023. (Secretaría de Energía, Gobierno de México, 2024).

en electricidad. Este sistema opera en conjunto con la red eléctrica, lo que significa que no puede funcionar de manera independiente en ausencia de electricidad proporcionada por el proveedor.

El sistema fotovoltaico sigue cinco etapas principales, tal como se muestra en la Figura: 3, y se describen a continuación.

1. Captación de la radiación solar: Se realiza mediante módulos solares estratégicamente colocados según la ubicación geográfica de la planta. Su inclinación y dirección optimizan la captación de radiación solar, maximizando la generación de energía. Estos módulos convierten la radiación solar en corriente continua (DC, por sus siglas en inglés).
2. Conversión de la corriente continua a corriente alterna: Un inversor transforma la corriente continua en corriente alterna (AC, por sus siglas en inglés). Esta energía es ajustada a media tensión, un rango de voltaje adecuado para la transmisión de energía en sistemas eléctricos.
3. Distribución a través de líneas de media tensión: La energía generada es transportada mediante líneas de media tensión dentro del parque solar hasta llegar a una subestación local de energía.
4. Transformación en subestación eléctrica: En esta etapa, la energía

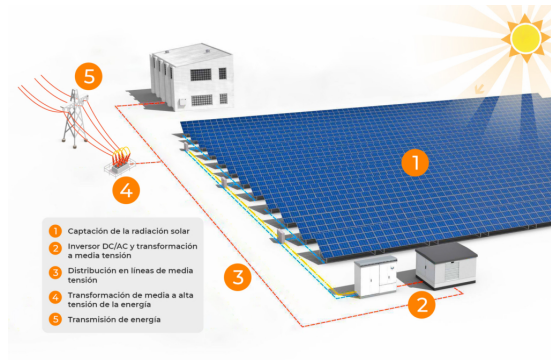


Figura 3. Esquema de un sistema fotovoltaico (Proyecto La Pimienta, 2024).

es transformada de media a alta tensión para su transmisión a la subestación de la CFE. Alternativamente, parte de la energía generada puede utilizarse para alimentar la planta solar y centros de carga locales, formando una red de autoabastecimiento.

5. Transmisión a través de la red de la CFE: Finalmente, la energía es transmitida a través del sistema de distribución de la CFE, asegurando que llegue a los centros de carga según los requerimientos del usuario final.

5.3 Contexto meteorológico

El incremento sostenido del uso de la energía fotovoltaica en México se debe, en gran medida, a sus condiciones meteorológicas favorables. De acuerdo con (Centro de Investigación Económica y Presupuestaria (CIEP), 2024), el país se encuentra en una de las zonas geográficas más privilegiadas del mundo en términos de recursos solares, como se ilustra en la Figura: 4. Esta ubicación lo convierte en un lugar ideal para la generación de energía fotovoltaica.

Además, México cuenta con amplios terrenos disponibles, lo que facilita la instalación y desarrollo de plantas solares tanto por empresas nacionales como

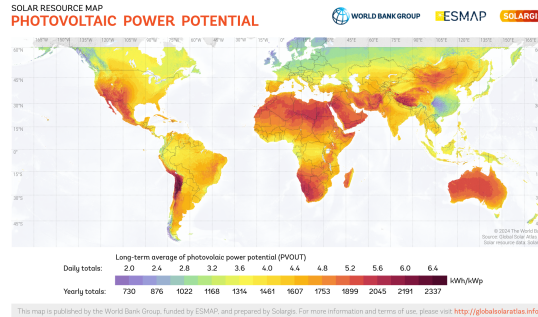


Figura 4. Potencial de poder fotovoltaico a nivel mundial (Banco Mundial y Agencia Internacional de Energías Renovables (IRENA), 2024)

internacionales. Este factor ha impulsado significativamente la inversión en el sector, promoviendo el crecimiento de las energías renovables y consolidando al país como un actor clave en la transición energética global.

5.3.1. Factores meteorológicos que afectan la generación de energía solar

La energía solar es una fuente renovable cuya generación depende en gran medida de las condiciones ambientales donde se instalen los paneles solares, ya que estos captan la radiación solar para producir electricidad. Por ello, es crucial para las plantas generadoras de energía solar comprender y monitorizar el clima del lugar donde operan. Esta vigilancia permite realizar predicciones precisas de la generación y tomar medidas preventivas ante posibles condiciones extremas que puedan afectar su rendimiento, garantizando así que se cubra la demanda de los centros de carga que alimentan.

En este contexto, se identifican los factores climáticos que influyen directamente en la generación de energía solar. Este análisis tiene como objetivo optimizar su desempeño y asegurar la integración eficiente al sistema energético, maximizando la producción de energía limpia y contribuyendo al equilibrio y estabilidad del suministro eléctrico.

Radiación

La radiación es el factor más importante para la predicción de la energía solar, ya que los paneles solares son los encargados de absorberla directamente y convertirla en corriente continua. La radiación es la energía que el sol transmite en forma de ondas electromagnéticas, que incluyen diferentes longitudes de onda, como la luz visible, los rayos ultravioleta y los infrarrojos. Esta energía es captada por los paneles solares, y su intensidad y distribución varían según la ubicación geográfica, la hora del día, las condiciones atmosféricas y la época del año, lo que hace esencial su monitoreo para predecir la generación de energía de manera precisa.

Temperatura

La temperatura es otro de los factores más importantes que afectan la eficiencia de los paneles solares en la absorción de energía. Según (David, 2022), aunque pueda parecer contradictorio, un aumento excesivo en la temperatura ambiente reduce el rendimiento de los paneles solares, ya que estos funcionan de manera óptima en climas templados. Esta percepción puede resultar confusa porque, en general, se asocia un aumento de temperatura con una mayor radiación solar, lo que implicaría un mejor rendimiento. Sin embargo, los paneles solares tienen un rango de temperatura específico para operar de manera eficiente. Cuando la temperatura excede ese límite, su rendimiento disminuye, ya que no puede aprovechar completamente la radiación solar disponible.

Durante el invierno, aunque las temperaturas sean favorables para el desempeño óptimo de los paneles, la menor duración de las horas de luz limita la generación de energía. Por el contrario, en verano, a pesar de que las altas temperaturas reducen la eficiencia de los paneles, el mayor número de horas

de luz compensa esta pérdida, favoreciendo una mayor producción de energía.

Nubosidad

La nubosidad afecta de manera directa la cantidad de radiación solar que los paneles pueden captar. A medida que aumenta la nubosidad, los rayos solares atraviesan con mayor dificultad la atmósfera, reduciendo así la radiación directa y dispersa la energía en forma de radiación difusa. Aunque la radiación difusa puede ser aprovechada por los paneles solares, este fenómeno natural plantea desafíos para las industrias, que deben asegurar el rendimiento de los paneles. Para ello, muchas adquieren equipos que permiten optimizar la radiación difusa. Sin embargo, cuando hay periodos prolongados de nubosidad, el impacto negativo sobre la generación total de la energía puede ser significativo, ya que la radiación solar disponible se ve reducida, afectando la eficiencia global del sistema fotovoltaico.

Lluvia

La lluvia es consecuencia de una alta acumulación de nubosidad en la atmósfera, lo que genera un efecto similar al de la nubosidad: a mayor lluvia, suele haber mayor nubosidad, lo que incrementa la obstrucción de la radiación solar que llega a los paneles solares. Sin embargo, la lluvia también cumple una función benéfica, al actuar como un limpiador natural de las celdas solares, eliminando el polvo y la suciedad acumulados en su superficie. Este proceso contribuye a mantener el rendimiento de los paneles solares sin necesidad de un mantenimiento frecuente.

Es importante señalar que esta función limpiadora es eficaz solo cuando las lluvias son de corta duración y no provocan daños estructurales. Si las lluvias son prolongadas, podrían afectar de manera negativa a la generación de

energía, ya que la persistente nubosidad y las condiciones húmedas reducirían la radiación solar disponible, impactando la eficiencia del sistema fotovoltaico.

Humedad

La humedad se refiere a la presencia de vapor de agua en el ambiente, el cual puede dispersar y absorber parte de la radiación solar antes de que llegue a los paneles solares, reduciendo así su capacidad para captar luz de manera eficiente. Además, la humedad acelera la corrosión de los paneles solares, lo que puede generar fallas técnicas imprevistas si la humedad se prolonga durante periodos extendidos.

Sin embargo, la humedad también tiene un efecto positivo, su capacidad para atrapar el polvo en suspensión, lo que disminuye la acumulación de suciedad en los paneles solares. Este proceso puede contribuir a mantener un rendimiento óptimo de los paneles, siempre y cuando las demás condiciones climáticas sean favorables, como una adecuada radiación solar y temperaturas moderadas.

Viento

El viento puede influir de diversas maneras en la generación de energía solar, dependiendo de factores como la duración de las ráfagas, la velocidad y la dirección del movimiento. Entre sus efectos positivos, el viento contribuye al enfriamiento de los paneles solares, lo que mejora el rendimiento, y también puede remover el polvo acumulado en la superficie del panel solar, optimizando la absorción de la radiación solar.

Sin embargo, también tiene efectos negativos. Los vientos de alta velocidad y con dirección desfavorable pueden causar daños estructurales en los paneles

solares y sus soportes. Además, en ciertas condiciones, el viento puede llevar y depositar polvo sobre los paneles, obstruyendo la captación de radiación solar, un efecto similar al causado por la nubosidad.

Estacionalidad

La estacionalidad se refiere a las variaciones regulares que ocurren a lo largo del año debido a la posición relativa del Sol con respecto a la Tierra. Este fenómeno influye directamente en la generación de energía solar, ya que en ciertas épocas del año se experimenta mayor o menor radiación solar debido a la inclinación del eje terrestre. Además, la duración de la luz solar varía según la estación, lo que afecta la cantidad de energía disponible para los paneles solares. En México, por ejemplo, los días son más cortos durante el invierno, lo que reduce directamente la capacidad de generación de energía.

Los equinoccios y solsticios también desempeñan un papel crucial en estas variaciones estacionales. Durante esos momentos del año, la posición del sol cambia significativamente, lo que provoca variaciones en las condiciones ambientales. Estas variaciones pueden reducir el rendimiento óptimo de los paneles solares, ya que factores como la radiación y la duración de la luz solar pueden no ser favorables en ciertas estaciones. Esto hace que la generación de energía solar fluctúe a lo largo del año.

5.4 Predicción de la generación de energía solar

En secciones previas, se examinó el contexto energético y climático, los cuales constituyen elementos esenciales para una comprensión integral del estudio. En el presente apartado, se llevará a cabo un análisis de la relevancia de la predicción de la energía solar en México.

En el país, los contratos de interconexión entre las plantas generadoras de energía y la CFE incluyen un mecanismo conocido como *banco*. En el contexto de la energía solar, cuya generación depende completamente de factores climáticos, este acuerdo establece que la energía excedente generada en días óptimos, es decir, aquella que supera la demanda del consumidor, es absorbida por la CFE y utilizada para suplir a otros consumidores. Por otro lado, en días menos favorables donde la generación no es suficiente para cubrir la demanda, la CFE compensa la energía faltante sin costo para el generador, considerándose como energía “almacenada” en el banco y disponible para su uso.

Es en este punto donde la predicción de la energía solar es crucial, ya que permite anticipar escenarios en los que la energía generada, incluso en reserva, no será suficiente para satisfacer la demanda. Este conocimiento resulta económicamente estratégico, ya que permite a los generadores y compradores tomar decisiones anticipadas en el MEM, adquiriendo energía a corto plazo en momentos en los que los precios sean más favorables.

Por el contrario, si la planta genera energía excedente de manera constante y las predicciones confirman que esta tendencia continuará, el generador puede optar por vender ese excedente en el MEM en lugar de almacenarlo en la reserva. Esto permite aprovechar momentos estratégicos en el mercado en los que los precios de la energía son elevados, maximizando los beneficios económicos.

En este contexto, la predicción de la energía solar no solo tiene un impacto en la estabilidad operativa, sino que también mejora la capacidad de los generadores para optimizar sus recursos y aprovechar oportunidades de mercado.

Evolución de la predicción de generación de energía solar

La predicción de la generación de energía solar ha experimentado una evaluación notable, pasando de métodos físicos básicos a complejos sistemas basados en inteligencia artificial (IA). En sus inicios, los modelos físicos utilizaban ecuaciones determinísticas para estimar la irradiación solar y la producción energética, basándose principalmente en datos sobre la posición del sol y las condiciones climáticas. Aunque estos métodos fueron útiles para establecer bases teóricas, no eran capaces de capturar las dinámicas no lineales y complejas que rigen la generación de energía solar.

Con el avance de las herramientas estadísticas y el desarrollo de la tecnología computacional, surgieron modelos basados en series temporales y regresiones lineales, que mejoraron la precisión al identificar patrones históricos en la generación de energía y características meteorológicas. La llegada de la IA marcó un punto de inflexión, y junto con estos algoritmos aparecieron otros como *Random Forest*, y *XGBoost*, junto con otras técnicas más avanzadas como las redes neuronales profundas, que transformaron la predicción solar, permitiendo modelar relaciones no lineales entre variables, mejorando la capacidad de predicción y mejorando el manejo de grandes volúmenes de datos.

El auge del aprendizaje profundo condujo a la adopción de modelos más sofisticados como las redes neuronales convolucionales (*CNN*, por sus siglas en inglés) y las redes de memoria a largo plazo (*LSTM*, por sus siglas en inglés). Las *CNN* son particularmente útiles para capturar patrones espaciales (e.g., imágenes de satélites o mapas de radiación), mientras que las *LSTM* permiten modelar relaciones temporales (e.g., análisis de series de datos climáticos). Ambos enfoques han demostrado ser eficaces para predecir la energía solar en el corto y mediano plazo.

Este tipo de modelos sentó las bases para la integración de enfoques híbridos que mezclan diversas técnicas para manejar la incertidumbre y adaptarse a las condiciones cambiantes del clima, mejorando aún más la precisión y fiabilidad de las predicciones de generación de energía solar.

Estado del arte Varios estudios recientes han explorado diferentes enfoques para la predicción de la generación de energía solar, utilizando técnicas avanzadas de inteligencia artificial (IA) y aprendizaje automático. A continuación, se presentan algunos de los enfoques más destacados:

(Rizk-Allah et al., 2024) desarrollaron un modelo basado en *LSTM* optimizado mediante técnicas metaheurísticas, logrando un R^2 de 0.99. Sin embargo, su enfoque estaba limitado por el uso de pocas variables climáticas, limitando su aplicabilidad en escenarios más complicados.

(Kim et al., 2019) propusieron una metodología de predicción en dos etapas, primero para variables meteorológicas, realizando la predicción de variables climáticas adicionales que son significativas para la segunda fase y luego, usar las variables predichas para entrenar el modelo de predicción de generación solar, logrando un R^2 de 0.70. Aunque este enfoque es más sencillo, tiene limitaciones en precisión comparado con enfoques más avanzados por el uso de la doble predicción.

Por su parte (Wang et al., 2024) combinaron *CNN* y *LSTM* bidireccionales para segmentar las predicciones según condiciones climáticas, las cuales fueron clasificadas previamente y, posteriormente, optimizando los hiperparámetros utilizando la Optimización de Serpiente Mejorada con Estrategias Múltiples (MISO, por sus siglas en inglés), alcanzando un R^2 de 0.992. Sin embargo, la alta complejidad computacional de este modelo puede representar un desafío significativo, tanto en términos de recursos consumidos

como en la implementación práctica.

Otros enfoques destacados incluyen los *transformers* convolucionales, propuestos por (Munsif et al., 2023), que lograron un *RMSE* de 0.2167 gracias a su capacidad de analizar y clasificar patrones estacionales, lo que les permitió mejorar la predicción de la energía solar, especialmente durante las fluctuaciones estacionales.

(Guo et al., 2024) desarrollaron modelos híbridos que integraron métodos de aprendizaje no supervisado para la clasificación de datos mediante el Modelo de Mezclas Gaussianas (GMM, por sus siglas en inglés) y luego aplicaron técnicas de aprendizaje profundo bidireccional como la Unidad Recurrente con Puertas (GRU, por sus siglas en inglés) y predicciones probabilísticas. Su enfoque logró un R^2 de 0.972, pero la implementación requiere recursos computacionales significativos y tiene una alta complejidad de aplicación.

(Najibi et al., 2020) introdujeron regresión de procesos gaussianos (GPR, por sus siglas en inglés) para realizar predicciones probabilísticas, logrando un *RMSE* de 4.18. Sin embargo, su método de clasificación básico puede no ser suficiente en escenarios dinámicos o altamente variables.

Finalmente, (Soleymani y M., 2023) realizaron una clasificación inicial en base a la hora del día y la generación de energía y para cada conjunto, se realizó la comparación de algoritmos de aprendizaje automático, concluyendo que *Random Forest* ofreció la mayor precisión con un R^2 de 0.95, aunque con un alto costo computacional. Además, los métodos de *boosting* resultaron ser eficientes pero susceptibles al sobreajuste, lo que puede afectar su rendimiento en condiciones más diversas.

Estos estudios subrayan la diversidad de enfoques en la predicción de la energía solar, y muestran que, aunque los métodos avanzados como LSTM, CNN, y modelos híbridos han mostrado un excelente desempeño, la complejidad computacional y la disponibilidad de recursos siguen siendo desafíos importantes para su implementación práctica a gran escala.

Este estudio integrará una combinación de los diversos métodos descritos en la literatura existente. Inicialmente, se llevará a cabo una comparación entre diversas fuentes de información meteorológica, empleando métodos no paramétricos para determinar la fuente más confiable de condiciones ambientales. Posteriormente, se explorarán diversas alternativas de clasificación, ya que múltiples estudios indican que segmentar la información de manera homogénea, ya sea por estación del año, características multivariadas del clima o por la hora del día, es una estrategia eficaz. Tras la segmentación de la información, se implementarán diferentes enfoques de modelado, que abarcan desde los modelos más sencillos como *Random Forest* o los modelos *boosting*, hasta técnicas avanzadas de aprendizaje profundo, tales como CNN y LSTM. Se consideran también métodos híbridos mencionados en la literatura revisada, incluyendo *transformers* o modelos bidireccionales. Finalmente, se propondrán métodos de optimización metaheurística para la selección de hiperparámetros. La evaluación de los modelos se hará mediante métricas como el error absoluto medio (MAE), la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y R^2 , lo cual permitirá identificar el enfoque más eficaz para la predicción de la generación de energía solar.

Tabla 1. Resumen de autores y sus contribuciones

Autor	Objetivo	Metodología	Resultados	Conclusiones
(Kim et al., 2019)	Predecir la generación solar en dos etapas basándose en datos meteorológicos.	Predicción meteorológica inicial y, posteriormente, de generación solar; eliminación de horas sin sol.	$R^2 = 0.70$.	Mejora en precisión, pero limitada frente a métodos avanzados.
(Najibi et al., 2020)	Realizar predicciones probabilísticas mediante procesos gaussianos.	Clusterización por hora y energía, seguida de GPR.	RMSE = 4.18, MAE = 0.92.	Capacidad probabilística sólida, pero limitada en escenarios dinámicos.
(Munsif et al., 2023)	Proponer un modelo basado en <i>transformers</i> para predicciones a corto plazo.	Uso de CNN con atención múltiple (<i>Multi-Head Attention</i>).	RMSE = 0.2167, MAPE = 0.6135.	Eficiente computacionalmente, pero falta claridad para predicciones de largo plazo.

Continúa en la siguiente página

Autor	Objetivo	Metodología	Resultados	Conclusiones
(Soleymani y M., 2023)	Comparar algoritmos de aprendizaje automático para predecir irradiancia solar.	Evaluación de <i>Random Forest</i> , XGBoost, LightGBM, CatBoost con optimización bayesiana.	$R^2 = 0.95$, RMSE = 87.18.	<i>Random Forest</i> destaca en precisión, aunque con alto costo computacional.
(Rizk-Allah et al., 2024)	Desarrollar un modelo optimizado para predecir la generación de energía solar.	Uso de redes LSTM optimizadas mediante <i>Eagle Optimization</i> .	$R^2 = 0.99$, RMSE = 0.46.	Alta precisión, pero limitado por la inclusión de pocas variables climáticas.
(Wang et al., 2024)	Diseñar un modelo híbrido para predicciones segmentadas según condiciones climáticas.	Combinación de optimización MISO, redes CNN y LSTM bidireccionales.	$R^2 = 0.992$ bajo condiciones soleadas.	Alta precisión, pero requiere gran capacidad computacional y ajuste.

Continúa en la siguiente página

Autor	Objetivo	Metodología	Resultados	Conclusiones
(Guo et al., 2024)	Desarrollar predicciones probabilísticas híbridas basadas en datos meteorológicos.	<i>Clustering</i> con GMM, BIGRU y mecanismos de atención para predicción.	$R^2 = 0.972$, RMSE = 0.301985.	Alta precisión, pero requiere recursos computacionales significativos.

CAPÍTULO 6

METODOLOGÍA

En este apartado se detalla la metodología empleada para alcanzar los objetivos establecidos. Se inicia con la descripción de los datos, su origen y el método de recolección. Luego, se analizan las variables individualmente, presentando sus estadísticas básicas y distribución. Además, se describe la infraestructura computacional necesaria para cada paso metodológico.

Se explican las estrategias de limpieza de datos, el tratamiento de valores nulos, las conversiones de variables y la preparación para el procesamiento de datos. También se aborda la metodología de reducción de variables, analizando la correlación para seleccionar aquellas que optimicen los resultados. Se incluyen técnicas de agrupación de datos como estrategia para mejorar la precisión de los modelos de aprendizaje automático, así como las técnicas de estandarización para equilibrar los pesos de los datos.

Se enumeran los modelos de aprendizaje automático, aprendizaje profundo y modelos híbridos utilizados en la experimentación, diferenciando entre los enfoques replicados de la literatura y la propuesta propia. Además, se describe la optimización de los modelos mediante el ajuste de hiperparámetros y se presentan las métricas de evaluación para comparar los resultados y seleccionar el modelo más adecuado.

En este trabajo se replicarán cuatro enfoques previos de diferentes autores, mencionados en la sección de Estado del Arte, junto con el desarrollo de una propuesta de metodología propia.

Incluir una imagen a modo diagrama donde pondré la metodología

6.1 Población

Para el desarrollo de este estudio, se utilizaron dos conjuntos de datos principales: uno relacionado con la generación de energía solar y otro con información meteorológica.

Los datos de generación de energía solar fueron proporcionados por una planta fotovoltaica del sector privado. Este conjunto de datos contiene registros horarios de la producción energética, expresados en kilovatio-hora (kWh). Debido a la naturaleza confidencial de estos datos, no se incluyen detalles específicos sobre la ubicación de la planta ni sobre la entidad que los proporciona.

Por otro lado, las variables meteorológicas utilizadas en este estudio fueron obtenidas de *Meteoblue*, una fuente pública de información climática reconocida por la precisión de sus pronósticos. Estos datos incluyen mediciones y previsiones de variables como la temperatura, humedad relativa, velocidad y dirección del viento, cobertura de nubes e índice UV, entre otros factores que influyen directamente en la eficiencia de los paneles solares.

Para preservar la confidencialidad de la fuente de los datos de generación de energía, este estudio no especificará la ubicación geográfica de donde se obtuvieron los datos meteorológicos. La elección de *Meteoblue* sobre otras fuentes públicas se basó en un análisis previo —fuera del alcance de este estudio— en el que se compararon métricas de desempeño como el error absoluto medio (MAE) y el error cuadrático medio (RMSE) entre distintas plataformas de pronósticos meteorológicos. Tras este análisis, *Meteoblue* obtuvo los mejores resultados, por lo que se seleccionó como

la fuente principal para la extracción de los datos históricos de pronósticos meteorológicos.

Los datos, tanto de generación como de las mediciones meteorológicas, abarcan el periodo comprendido entre el 1 de septiembre de 2022 y el 2 de octubre de 2024.

6.1.1. Técnicas de Recolección de Datos

La extracción de los datos se llevó a cabo en dos etapas. La planta fotovoltaica cuenta con un sistema interno que registra las mediciones de generación de energía, denominadas *inyecciones* a partir de este punto. Estas mediciones se registran cada cinco minutos en unidades de kilovatio-hora (kWh) y posteriormente se consolidan en intervalos horarios. Los datos se organizan en una base de datos estructurada y se almacenan diariamente para su posterior análisis.

Por otro lado, la información climática fue recopilada mediante consultas a la API de *Meteoblue*. Un proceso automatizado se ejecuta diariamente a las 6:00 a. m., extrayendo los pronósticos meteorológicos del día siguiente. Entre las variables recopiladas se encuentran la temperatura, el índice UV, la nubosidad, entre otras, las cuales son almacenadas en una base de datos estructurada para su análisis en conjunto con las inyecciones de energía.

Para garantizar la coherencia entre ambos conjuntos de datos, se realizó una alineación temporal de las fechas y horas. Además, algunas variables categóricas, como la dirección del viento y el tipo de cielo, se encontraban codificadas numéricamente dentro de la tabla de datos, ya que estaban vinculadas a las tablas auxiliares mediante claves primarias y foráneas.

Se descartaron aquellas variables que, dentro del periodo de estudio, presentaban más del 70 % de valores nulos. Como resultado, las variables de presión atmosférica y descripción de la dirección del viento fueron excluidas del análisis.

Finalmente, tras el consolidado y filtrado de los datos, estos fueron almacenados en un archivo Excel, para su importación y procesamiento en Python.

6.1.2. Análisis de Datos

El total de variables extraídas luego de descartar los que mayoritariamente son nulos es de 15. En el Apéndice 1, se pone el detalle completo de todas las variables. En la tabla 2, podemos observar las estadísticas principales de todas las variables, como el promedio, la desviación estándar y sus cuartiles.

Tabla 2. Estadísticas de las variables

Variable	Media	Desv.	Mín.	Q1	Med.	Q3	Máx.
Generación	9392.47	11398.66	0.00	0.00	532.00	21829.75	30000.00
Día	15.68	8.82	1.00	8.00	16.00	23.00	31.00
Año	2023.20	0.69	2022.00	2023.00	2023.00	2024.00	2024.00
Semana	27.23	15.04	1.00	14.00	28.00	40.00	53.00
Día sem.	4.00	2.00	1.00	2.00	4.00	6.00	7.00
Mes	6.63	3.42	1.00	4.00	7.00	9.00	12.00
Hora	12.50	6.92	1.00	7.00	13.00	19.00	25.00
Temperatura	19.46	6.64	0.00	15.00	19.00	24.00	39.00
Prob. Lluvia	5.91	13.17	0.00	0.00	0.00	6.00	90.00
Humedad Relativa	58.88	26.11	3.00	37.00	62.00	83.00	100.00
Velocidad Viento	12.58	6.48	0.00	7.00	11.00	17.00	57.00

Continúa en la siguiente página

Variable	Media	Desv.	Mín.	Q1	Med.	Q3	Máy.
Cobertura Nubes	50.31	37.87	0.00	12.00	48.00	92.00	100.00
Índice UV	1.98	3.18	0.00	0.00	0.00	3.00	14.00
Tipo Cielo	2.68	1.49	1.00	1.00	3.00	4.00	5.00
Dirección Viento	4.35	1.50	1.00	4.00	4.00	4.00	8.00
Velocidad Ráfaga	25.12	10.71	4.00	17.00	22.00	32.00	74.00
Precipitación	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	2.10
DPT	9.84	4.80	0.00	6.00	10.00	14.00	20.00

Fuente: Elaboración propia.

Generación de energía

6.1.3. Infraestructura

Explicar qué herramientas se usaron para trabajar con los datos

6.2 Preprocesamiento de Base de Datos

6.2.1. Limpieza de Datos

Tratamiento de nulos, conversión de variables categóricas a numérico, etc.

6.2.2. Técnicas de Selección de Características

Explicación donde se aplica Pearson para revisar la correlación entre variables independientes vs dependiente.

6.2.3. Técnicas de Agrupación de Datos

Explicación donde se aplica k-means u otra técnica para dividir los datos.

6.2.4. Técnicas de Estandarización de Datos

Explicación donde se aplica normalización u otra técnica para emparejar los datos.

6.3 Modelos de Análisis

Aquí describo los diferentes modelos que se usarán para el entrenamiento.

6.3.1. Enfoque de Literatura

6.3.2. Enfoque Propuesto

6.4 Metodología de Evaluación

6.4.1. Optimización de modelos

Aquí se escriben técnicas para mejorar los hiperparámetros

6.4.2. Métricas de evaluación

Aquí se escriben las métricas con las que voy a comparar los modelos usados. Aquí también se explica el split de los datos para entrenamiento y prueba. Y también

las pruebas estadísticas para comparar los resultados

CAPÍTULO 7

RESULTADOS

CAPÍTULO 8

CONCLUSIONES

REFERENCIAS

- Banco Mundial y Agencia Internacional de Energías Renovables (IRENA). (2024). *Global solar atlas: Mapa mundial del potencial fotovoltaico*. Descargado de https://worldbank-atlas.s3.us-east-1.amazonaws.com/download/World/World_PVOUT_mid-size-map_160x95mm-300dpi_v20240530.png (Accedido el 25 de noviembre de 2024)
- Centro de Investigación Económica y Presupuestaria (CIEP). (2024). *Energía solar en México: su potencial y aprovechamiento*. Descargado de <https://ciep.mx/energia-solar-en-mexico-su-potencial-y-aprovechamiento/> (Accedido el 21 de noviembre de 2024)
- Comisión Nacional para el Uso Eficiente de la Energía (CONUEE), Gobierno de México. (2024). *La Energía Solar: ¿Qué es la energía solar?* Descargado de <https://www.gob.mx/conuee/acciones-y-programas/la-energia-solar-que-es-la-energia-solar?state=published> (Accedido: 10 de noviembre de 2024)
- Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT). (2024). *Capacidad de generación eléctrica en México*. Descargado de <https://energia.conacyt.mx/planeas/electricidad/capacidad-generacion> (Accedido el 21 de noviembre de 2024)
- David, L. R. F. (2022). *Efecto de la temperatura en paneles solares fotovoltaicos y tecnologías de refrigeración para el mejoramiento de la eficiencia – una revisión*. Descargado de <http://hdl.handle.net/20.500.12622/5727>

- Global Energy Network Institute (GENI). (2011). *Review and Comparison of Different Solar Technologies*. Descargado de <http://www.geni.org/globalenergy/research/review-and-comparison-of-solar-technologies/Review-and-Comparison-of-Different-Solar-Technologies.pdf> (Accedido: 10 de noviembre de 2024)
- Guo, W., Xu, L., Wang, T., Zhao, D., y Tang, X. (2024). Photovoltaic power prediction based on hybrid deep learning networks and meteorological data. *Sensors*, 24(5). doi: 10.3390/s24051593
- Kim, S. G., Jung, J. Y., y Sim, M. K. (2019). A two-step approach to solar power generation prediction based on weather data using machine learning. *Sustainability (Switzerland)*, 11(5). doi: 10.3390/SU11051501
- Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pirani, A., Connors, S. L., Péan, C., Berger, S., ... Zhou, B. (2021). *Climate change 2021: The physical science basis. contribution of working group I to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*. Descargado de <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/> (Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change) doi: 10.1017/9781009157896
- Munsif, M., Ullah, F. U. M., Khan, S. U., Khan, N., y Baik, S. W. (2023). Ct-net: A novel convolutional transformer-based network for short-term solar energy forecasting using climatic information. *Computer Systems Science and Engineering*, 47(2), 1751–1773. doi: 10.32604/csse.2023.038514
- Naciones Unidas. (2015). *El acuerdo de París*. Descargado de <https://www.un.org/es/climatechange/paris-agreement> (Accedido el 21 de noviembre de 2024)
- Najibi, F., Apostolopoutou, D., y Alonso, E. (2020). Gaussian process regression for probabilistic short-term solar output forecast. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. doi: 10.1016/j.ijepes.2021

.106916

- Proyecto La Pimienta. (2024). *Proyecto la pimienta*. Descargado de <https://www.proyectolapimienta.com/proyecto-la-pimienta/operacion-mantenimiento/> (Accedido el 21 de noviembre de 2024)
- Rizk-Allah, R. M., Abouelmagd, L. M., Darwish, A., Snasel, V., y Hassanien, A. E. (2024). Explainable ai and optimized solar power generation forecasting model based on environmental conditions. *PloS One*, 19(10), e0308002. doi: 10.1371/journal.pone.0308002
- Rodolfo, A. E. E., y Vargas-Hernández, J. G. (2015, octubre). Energías renovables en México. desarrollo y panorama de la energía fotovoltaica. *Revista Científica Monfragüe Desarrollo Resiliente*, V(2). Descargado de <http://www.monfragueresiliente.com/> (Accedido el 25 de noviembre de 2024)
- Secretaría de Energía, Gobierno de México. (2015). *Resumen de la explicación de la reforma energética*. Descargado de <https://www.gob.mx/sener/documentos/resumen-de-la-explicacion-de-la-reforma-energetica> (Accedido: 10 de noviembre de 2024)
- Secretaría de Energía, Gobierno de México. (2018). *La industria solar FV y FT en México*. Descargado de https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/428621/La_industria_solar_fv_y_ft_en_Mexico-compressed.pdf (Accedido: 10 de noviembre de 2024)
- Secretaría de Energía, Gobierno de México. (2024). *Reporte de avance de energías limpias*. Descargado de <https://www.gob.mx/sener/articulos/reporte-de-avance-de-energias-limpias> (Accedido: 10 de noviembre de 2024)
- Soleymani, S., y M., S. (2023). Comparative analysis of machine learning algorithms for solar irradiance forecasting in smart grids. *arXiv preprint arXiv:2310.13791*.
- Wang, Y., Yao, Y., Zou, Q., Zhao, K., y Hao, Y. (2024). Forecasting a short-term photovoltaic power model based on improved snake optimization,

convolutional neural network, and bidirectional long short-term memory network. *Sensors*, 24(12). doi: 10.3390/s24123897

APÉNDICES

APÉNDICE 1. Estadística descriptiva detallada.

Aquí va el contenido del Apéndice A...