### Universidad Auto´ noma de Nuevo Leo´ n

Facultad de Ciencias F´ısico Matema´ticas



MODELADO DE ENERG´IA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE DATOS CLIMATOLO´ GICOS MEDIANTE MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMA´ TICO

Por

Claudia Lissette Gutie´rrez D´ıaz

Como requisito parcial para obtener el Grado de

Maestr´ıa en Ciencia de Datos

16 de febrero de 2025

Universidad Auto´noma de Nuevo Leo´n Facultad de Ciencias F´ısico Matema´ticas

Los miembros del Comite´ de Tesis recomendamos que la Tesina

MODELADO DE ENERG´IA FOTOVOLTAICA A PARTIR DE DATOS CLIMATOLO´ GICOS MEDIANTE MODELOS DE APRENDIZAJE

AUTOMA´ TICO, realizada por la alumna Claudia Lissette Gutie´rrez D´ıaz, con nu´mero de matr´ıcula 1421582, sea aceptada para su defensa como opcio´n al grado de Maestr´ıa en Ciencia de Datos.

El Comite´ de Tesis

Juanita Herna´ndez Lo´pez Asesor(a)

Jose Benavides Vazquez

A´ lvaro Cordero Franco

Revisor Revisor

Vo. Bo.

M. C. Azucena Yoloxo´chitl R´ıos Mercado Coordinadora de la Maestr´ıa en Ciencia de Datos

**DEDICATORIA**

**AGRADECIMIENTOS**

**´INDICE DE CONTENIDO**

**Cap´ıtulo Pa´gina**

1. Introduccio´n 10
2. Delimitacio´n y planteamiento del problema 13
3. Justificacio´n 16
4. Formulacio´n de Objetivos 18
5. Marco teo´rico 20
   1. [Conceptos ba´sicos 20](#_TOC_250009)
   2. [Contexto energe´tico 24](#_TOC_250008)
      1. Energ´ıas renovables en el mundo 24
      2. Energ´ıas renovables en Me´xico 24
      3. Fuentes de energ´ıa solar fotovoltaica 26

4

* + 1. Sistemas fotovoltaicos interconectados a la red 27
  1. [Contexto meteorolo´gico 29](#_TOC_250007)
     1. Factores meteorolo´gicos que afectan la generacio´n de energ´ıa solar 30
  2. [Prediccio´n de la generacio´n de energ´ıa solar 34](#_TOC_250006)

1. Metodolog´ıa 43
   1. [Poblacio´n 44](#_TOC_250005)
      1. Te´cnicas de Recoleccio´n de Datos 45
      2. Ana´lisis de Datos 46
      3. Infraestructura 47
   2. [Preprocesamiento de Base de Datos 47](#_TOC_250004)
      1. Limpieza de Datos 47
      2. Te´cnicas de Seleccio´n de Caracter´ısticas 47
      3. Te´cnicas de Agrupacio´n de Datos 48
      4. Te´cnicas de Estandarizacio´n de Datos 48
   3. [Modelos de Ana´lisis 48](#_TOC_250003)
      1. Enfoque de Literatura 48
      2. Enfoque Propuesto 48
   4. [Metodolog´ıa de Evaluacio´n 48](#_TOC_250002)
      1. Optimizacio´n de modelos 48
      2. Me´tricas de evaluacio´n 48
2. Resultados 50
3. Conclusiones 51

[Referencias 52](#_TOC_250001)

[Ape´ndices 56](#_TOC_250000)

## LISTA DE FIGURAS

### Figura Pa´gina

1. Generacio´n total y porcentaje de electricidad limpia y convencional 2019–2023 en Gigawatts-hora (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de

Me´xico, 2024). 25

1. Evolucio´n de la generacio´n renovable total 2019–2023. (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2024). 28
2. Esquema de un sistema fotovoltaico (Proyecto La Pimienta, 2024). 29
3. Potencial de poder fotovoltaico a nivel mundial (Banco Mundial y Agencia Internacional de Energ´ıas Renovables (IRENA), 2024) 30

## LISTA DE TABLAS

### Tabla Pa´gina

1. Resumen de autores y sus contribuciones 40
2. Estad´ısticas de las variables 46

## LISTA DE APE´ NDICES

### Ape´ndice Pa´gina

* 1. Estad´ıstica descriptiva detallada 57

9

**CAP´ITULO 1**

# INTRODUCCIO´ N

La crisis clima´tica, reconocida por organismos internacionales como el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Clima´tico (IPCC, por sus siglas en ingle´s)(Masson-Delmotte et al., 2021), ha catalizado una transicio´n energe´tica global enfocada en la integracio´n de fuentes renovables en los sistemas productivos. Dentro de estas fuentes, la energ´ıa solar se destaca por ser una opcio´n limpia, sostenible y pra´cticamente inagotable. Su capacidad para reducir la dependencia de combustibles fo´siles y mitigar los efectos del cambio clima´tico la convierte en una solucio´n estrate´gica clave.

Este impulso ha llevado a muchas econom´ıas, tanto en el sector pu´blico como en el privado, a priorizar pol´ıticas y estrategias que fomenten el desarrollo y la adopcio´n de tecnolog´ıas solares.

En el sector privado, numerosas empresas han comenzado a implementar esquemas de autoabastecimiento energe´tico mediante la instalacio´n de plantas fotovoltaicas. Esta estrategia ofrece ventajas competitivas significativas, como la reduccio´n de costos operativos, en comparacio´n con la compra total de electricidad a proveedores de servicios convencionales, como la Comisio´n Federal de Electricidad (CFE) en Me´xico.

Sin embargo, la generacio´n de energ´ıa fotovoltaica enfrenta desaf´ıos importantes debido a su dependencia de condiciones clima´ticas variables. Factores como la radiacio´n solar, la temperatura, la lluvia y la nubosidad afectan directamente la prediccio´n precisa del rendimiento de las plantas

10

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

Para abordar esta problema´tica, es crucial contar con modelos predictivos robustos que utilicen datos meteorolo´gicos para anticipar la generacio´n de energ´ıa solar. Estos modelos permiten a las empresas optimizar la operacio´n de sus plantas fotovoltaicas, maximizando la eficiencia energe´tica y asegurando una integracio´n efectiva en el sistema ele´ctrico.

Este estudio tiene como objetivo desarrollar y validar modelos de prediccio´n de generacio´n fotovoltaica mediante te´cnicas de aprendizaje automa´tico. Al combinar registros histo´ricos de generacio´n energe´tica con

informacio´n meteorolo´gica, se evaluara´ la eficacia y la aplicabilidad de estos

modelos en al menos una planta solar situada en Me´xico.

Los resultados no solo mejorara´n la planificacio´n energe´tica de una empresa privada, sino que tambie´n servira´n de base para futuras investigaciones en prediccio´n de energ´ıa renovable. Este enfoque contribuira´ a una mayor eficiencia operativa, facilitando la adopcio´n de tecnolog´ıas solares en un contexto de transicio´n energe´tica global.

En las siguientes secciones, se abordara´n los siguientes aspectos: 1)

delimitara´ el problema y contexto de estudio, 2) justificacio´n y objetivos de la

investigacio´n, 3) marco teo´rico, donde se analizara´n los factores energe´ticos, meteorolo´gicos y tecnolo´gicos clave, 4) metodolog´ıa aplicada para el desarrollo de modelos basados en Inteligencia Artificial, 5) resultados y ana´lisis con e´nfasis en la validacio´n de los modelos propuestos, y 6) conclusiones y aportes del estudio.

Este enfoque integral ofrece una perspectiva pra´ctica para enfrentar los

desaf´ıos actuales de la generacio´n fotovoltaica, facilitando su crecimiento sostenible en el sector energe´tico mexicano.

**CAP´ITULO 2**

# DELIMITACIO´ N Y PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En Me´xico, la participacio´n de las energ´ıas renovables ha mostrado un

crecimiento constante en los u´ltimos an˜os. Durante el primer semestre del

2023, estas representaron el 26.5 % de la energ´ıa total generada en el pa´ıs (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2024). De este porcentaje, la energ´ıa fotovoltaica constituyo´ el 32.8 %, en contraste con el 17.4 % registrado en 2019, evidenciando un incremento significativo en tan solo cinco an˜os. Este crecimiento refleja tanto el avance tecnolo´gico como la relevancia estrate´gica de las fuentes renovables en el contexto energe´tico nacional.

El pa´ıs cuenta con condiciones muy buenas de radiacio´n solar, posiciona´ndose como una regio´n clave para el aprovechamiento de la energ´ıa solar. Algunas regiones registran niveles de radiacio´n solar entre los ma´s altos del mundo durante ciertas temporadas, lo que representa una oportunidad significativa para aprovechar esta fuente de energ´ıa y acelerar la transicio´n energe´tica.

La generacio´n de energ´ıa solar se puede realizar mediante dos esquemas. La primera es a trave´s de la generacio´n distribuida, enfocada en hogares, negocios locales y pequen˜as empresas, que integran paneles solares propios en convenio con CFE. Este esquema no solo fomenta el ahorro energe´tico, sino que tambie´n contribuye a incrementar el porcentaje de energ´ıas limpias en el pa´ıs. La segunda forma es mediante esquemas de autoabastecimiento en el sector privado, donde las empresas industriales instalan sus propios paneles solares y, a trave´s de contratos de interconexio´n con el Centro Nacional de

13

Control de Energ´ıa (CENACE), utilizan las redes de distribucio´n y transmisio´n administradas por CFE para abastecer a sus centros de consumo, como tiendas, fa´bricas, 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 generacio´n de energ´ıa solar presenta desaf´ıos

importantes. Su produccio´n esta´ restringida a las horas diurnas y depende

en gran medida de las condiciones climatolo´gicas, las cuales son altamente variables. Estas limitaciones obligan a las empresas a anticiparse y adaptarse a cambios bruscos en la generacio´n de energ´ıa, buscando mecanismos que compensen tanto el de´ficit como el exceso que pueda producirse debido a factores clima´ticos.

Para enfrentar estas adversidades, la reforma energe´tica de 2015 introdujo el Mercado Ele´ctrico Mayorista (MEM) (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2015). Este mercado permite la compra y venta de energ´ıa ele´ctrica y otros productos relacionados, que no se encuentran en el alcance de este estudio, ofreciendo a las empresas de autoabastecimiento la posibilidad de adquirir energ´ıa de otros proveedores a precios competitivos. Adema´s, el MEM permite realizar transacciones estrate´gicas, como la compra en momentos de bajo costo o la venta en periodos de alta demanda, optimizando as´ı la rentabilidad de las operaciones.

En este contexto, la prediccio´n precisa de la generacio´n de energ´ıa solar adquiere una importancia cr´ıtica. Anticipar con exactitud la energ´ıa que producira´n los paneles solares permite a las empresas planificar su participacio´n en el MEM de manera estrate´gica, ajustando sus decisiones de compra-venta para maximizar beneficios econo´micos. Aunque el comportamiento de los precios en el MEM tambie´n influye en esta toma

de decisiones, la prediccio´n de precios queda fuera del alcance de este documento, centra´ndose exclusivamente en la prediccio´n de generacio´n solar.

**CAP´ITULO 3**

# JUSTIFICACIO´ N

Para las empresas de autoabasto, la capacidad de anticiparse a las fluctuaciones en la generacio´n de energ´ıa solar es importante para mantener la eficiencia operativa y econo´mica. Las condiciones clima´ticas adversas, como periodos prolongados de cielos nublados, lluvias intensas o incluso cambios repentinos en la radiacio´n solar, pueden ocasionar una disminucio´n significativa en la generacio´n de energ´ıa. Sin la debida anticipacio´n, esto pondr´ıa 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 prediccio´n precisa y oportuna permite a las empresas desarrollar estrategias anticipadas para enfrentar estos desaf´ıos. En particular, les brinda la posibilidad de planificar su participacio´n en el EM, donde pueden realizar compras anticipadas para suplir la demanda faltante futura. Al adquirir energ´ıa con antelacio´n, es posible asegurar precios ma´s competitivos, reduciendo as´ı el impacto econo´mico de la escasez energe´tica y maximizando ahorros.

An˜adido a esto, la prediccio´n oportuna no solo contribuye a mitigar riesgos, tambie´n optimiza la toma de decisiones estrate´gicas para el caso inverso, es decir, permite identificar momentos ideales para vender excedentes de energ´ıa generados en d´ıas de alta radiacio´n 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.

16

Tomando en cuenta que a nivel mundial, la transicio´n energe´tica y sostenibilidad usando fuentes renovables es una prioridad, en este estudio se busca contribuir de manera positiva al desarrollo de herramientas que fortalezcan la prediccio´n de energ´ıa empleando informacio´n de una empresa de autoabasto.

17

**CAP´ITULO 4**

# FORMULACIO´ N DE OBJETIVOS

Este estudio tiene como propo´sito principal identificar y analizar las condiciones meteorolo´gicas que impactan significativamente la generacio´n de energ´ıa solar con el fin de seleccionar el modelo predictivo que brinde la mayor precisio´n en la estimacio´n de la energ´ıa generada para el d´ıa siguiente.

Para alcanzar este propo´sito, se plantean las siguientes preguntas de investigacio´n y objetivos:

¿Que´ variables meteorolo´gicas afectan de manera significativa la

prediccio´n de la generacio´n de energ´ıa solar?

 ¿Cua´l es el modelo ma´s preciso y eficiente para predecir la generacio´n de energ´ıa solar para el d´ıa siguiente considerando datos meteorolo´gicos?

### Objetivo General:

Disen˜ar y evaluar un modelo predictivo capaz de estimar con precisio´n la generacio´n de energ´ıa solar para el d´ıa siguiente, utilizando variables meteorolo´gicas clave.

### Objetivos espec´ıficos:

1. Identificar las variables meteorolo´gicas que tienen mayor influencia en la prediccio´n de la generacio´n de energ´ıa solar.

18

1. Comparar distintos modelos predictivos utilizando te´cnicas de aprendizaje automa´tico, para determinar cua´l es el ma´s eficaz.

19

**CAP´ITULO 5**

# MARCO TEO´ RICO

### Conceptos ba´sicos

Esta seccio´n esta´ enfocada en explicar los conceptos ba´sicos que apoyen la comprensio´n del contexto de este estudio.

### Energ´ıa ele´ctrica

La energ´ıa ele´ctrica 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 ele´ctrica.

### Energ´ıa solar

El sol es la principal fuente de energ´ıa y sustento de todos los procesos que se llevan a cabo en el planeta. Su energ´ıa deriva de una serie de reacciones de fusio´n nuclear que ocurren en su nu´cleo, liberando una enorme cantidad de energ´ıa en forma de luz y calor (Comisio´n Nacional para el Uso Eficiente de la Energ´ıa (CONUEE), Gobierno de Me´xico, 2024).

Con la energ´ıa que se recibe del sol durante un solo d´ıa se podr´ıa cubrir la demanda energe´tica mundial actual por ma´s de 20 an˜os. (Global Energy Network Institute (GENI), 2011).

### Tipos de Energ´ıa Solar

20

La energ´ıa solar se puede transformar en dos tipos: energ´ıa te´rmica y energ´ıa fotovoltaica.

### Energ´ıa te´rmica

Puede ser usada para el calentamiento de agua, secado de materia orga´nica y en procesos industriales (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2018).

La radiacio´n 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 ele´ctricos o de gas y usar el recurso natural del sol para calentar el agua para la ducha.

### Energ´ıa fotovoltaica

La energ´ıa solar se convierte en trabajo meca´nico y electricidad, ampliando significativamente sus aplicaciones, ya que puede ser utilizada pra´cticamente para cualquier propo´sito (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2018). Las celdas solares son dispositivos capaces de captar la radiacio´n solar y transformarla en energ´ıa ele´ctrica. En la actualidad, se esta´n realizando esfuerzos para reducir progresivamente los costos de produccio´n de estas

celdas, lo que permitira´ hacerlas ma´s accesibles para los hogares. En

el a´mbito industrial, la disminucio´n de costos no solo favorece el ahorro

en mantenimiento, sino que tambie´n facilita la implementacio´n de nuevas tecnolog´ıas que permiten recuperar la inversio´n en un corto periodo de tiempo.

### Capacidad de energ´ıa instalada

De acuerdo a (Consejo Nacional de Ciencia y Tecnolog´ıa (CONACYT), 2024), la capacidad de energ´ıa instalada “es la potencia que tiene una central

ele´ctrica para generar electricidad considerando la disponibilidad te´cnica de sus instalaciones y de los insumos que sera´n transformados en electricidad”. Es decir, es la ma´xima cantidad de energ´ıa que las instalaciones, en el caso de este estudio, los paneles solares, son capaces de generar en condiciones o´ptimas.

### Generacio´ n de energ´ıa

La capacidad de una central ele´ctrica es la cantidad ma´xima de energ´ıa que puede generar en un momento dado, mientras que la generacio´n de energ´ıa se refiere a la cantidad de energ´ıa efectivamente creada durante un periodo espec´ıfico. Esta generacio´n es siempre igual o menor a la capacidad instalada. En el caso de los paneles solares, la generacio´n de energ´ıa depende directamente de las condiciones meteorolo´gicas de la zona donde se encuentra la planta solar, como la radiacio´n solar, la nubosidad, la temperatura y otros factores clima´ticos que influyen en la eficiencia de los paneles.

### Consumo de energ´ıa

El consumo de energ´ıa se refiere a la cantidad de energ´ıa ele´ctrica utilizada por un centro de carga, ya sea una planta, negocio, hogar o torre, para garantizar el funcionamiento o´ptimo de sus equipos electro´nicos. Generalmente, los usuarios establecen un contrato con CFE, que clasifica el suministro bajo diferentes tarifas. Estas tarifas pueden variar desde las dome´sticas como la tarifa 1 o Dome´stica de Alto Consumo (DAC), hasta las industriales, como Demanda Industrial en Subtransmisio´n (DIST) o Demanda Industrial en Transmisio´n (DIT). La clasificacio´n depende principalmente de la cantidad de equipos ele´ctricos que se utilicen, lo que a su vez define la demanda ele´ctrica.

### Demanda de energ´ıa

La demanda de energ´ıa se define como la cantidad total de energ´ıa ele´ctrica que un centro de carga necesita para operar sus equipos electro´nicos dentro de un periodo de tiempo. Cada centro de carga tiene una demanda m´ınima 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 energ´ıa

El suministro de energ´ıa se refiere al proceso mediante el cual las empresas suministradoras proveen energ´ıa ele´ctrica 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 Me´xico, a continuacio´n se mencionan solo aquellos de importancia para el estudio:

1. **Suministrador de Servicios Ba´sicos (SSB)**: Actualmente conformado u´nicamente por CFE, responsable de la transmisio´n y distribucio´n de energ´ıa ele´ctrica en todo el pa´ıs. Su funcio´n es garantizar el acceso a la electricidad para usuarios dome´sticos y comerciales bajo tarifas establecidas y reguladas por la Comisio´n Reguladora de Energ´ıa (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 energ´ıa, que pueden ser utilizados para autoabasto o para vender energ´ıa a precios competitivos a grandes consumidores, como industrias

o negocios.

### Contexto energe´tico

* + 1. Energ´ıas renovables en el mundo

A nivel mundial, existe una creciente preocupacio´n por los efectos del cambio clima´tico, impulsando la transicio´n hacia fuentes de energ´ıa que no

consuman tantos recursos del planeta. El sector energe´tico, esta´ dominado

por el uso de combustibles fo´siles como el petro´leo y el gas natural, es uno de los principales responsables de las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI). Adema´s, debido a que los combustibles fo´siles son recursos finitos, los precios y disponibilidad suelen ser vola´tiles debido a factores geopol´ıticos y econo´micos.

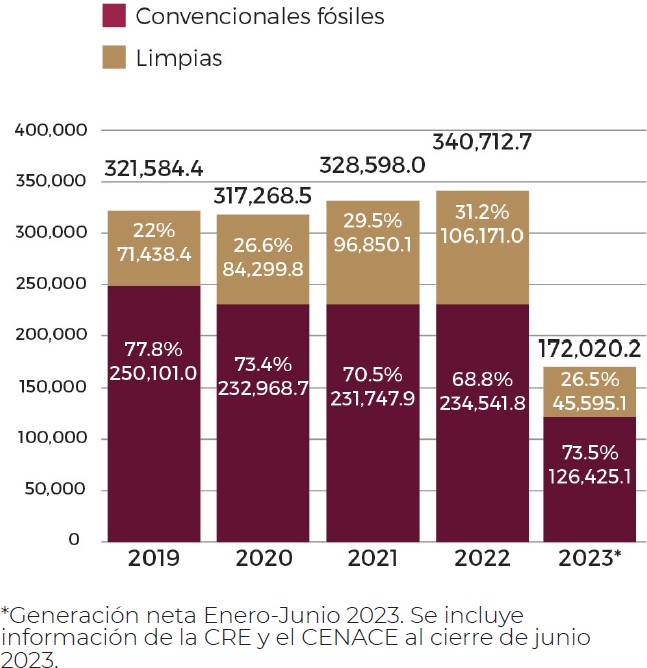
Bajo este contexto, la energ´ıa renovable, como la eo´lica o la solar, ha emergido como alternativa viable y eficiente para reducir la dependencia de hidrocarburos y cumplir con los objetivos establecidos en el Acuerdo de Par´ıs, el cual establece un convenio entre mu´ltiples pa´ıses para comprometerse a limitar el aumento de la temperatura global a menos de 2*◦* C y reducir las emisiones de GEI (Naciones Unidas, 2015).

* + 1. Energ´ıas renovables en Me´xico

Me´xico se considera como un pa´ıs en desarrollo. Al formar parte del

Acuerdo de Par´ıs, esta´ comprometido con el medio ambiente, impidiendo el

avance acelerado del cambio clima´tico. Tanto el sector pu´blico como el privado han realizado un avance en la generacio´n de electricidad mediante energ´ıas limpias; e´stas se denominan como fuentes de energ´ıa que no emiten GEI ni



**Figura 1.** Generacio´n total y porcentaje de electricidad limpia y convencional 2019–2023 en Gigawatts-hora (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2024).

son contaminantes durante su produccio´n 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 generacio´n total de energ´ıa, el porcentaje de energ´ıas limpias con respecto al total ha ido lentamente en incremento, lo que hace una buena proyeccio´n para cumplir con la meta del 35 % que el pa´ıs se propone (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2024).

**Reforma Energe´tica** En 2013, durante el mandato del presidente Enrique

Pen˜a Nieto, se establecio´ la Reforma Energe´tica (Secretar´ıa de Energ´ıa,

Gobierno de Me´xico, 2015) que incluyo´ medidas fuertes para fomentar el

desarrollo de las energ´ıas limpias y avanzar en el cumplimiento del Acuerdo

de Par´ıs. Como parte de estas acciones, se promulgo´ la Ley de Transicio´n

Energe´tica, que planteo´ como objetivo que al menos el 35 % de la electricidad generada en Me´xico proviniera de fuentes limpias para 2024, contribuyendo a la mitigacio´n del cambio clima´tico.

Un cambio importante fue la apertura del sector energe´tico a la participacio´n del sector privado, permitiendo que empresas nacionales e internacionales decidieran desarrollar proyectos de generacio´n de energ´ıas renovables, incluidos parques solares a gran escala. Esto atrajo inversiones extranjeras que aprovecharon el alto potencial solar de Me´xico, fortaleciendo la capacidad instalada de generacio´n de energ´ıa limpia y aumentando el porcentaje de energ´ıas renovables en la matriz energe´tica del pa´ıs.

Adema´s, se creo´ el MEM, un espacio donde los generadores privados

pueden vender electricidad a consumidores calificados, empresas o incluso al

mismo CFE. Este mercado permitio´ la comercializacio´n de energ´ıa a precios

competitivos, incentivando la adopcio´n de tecnolog´ıas renovables y reduciendo costos para los consumidores.

Por u´ltimo, la reforma permitio´ facilitar el acceso del sector privado a la red de transmisio´n ele´ctrica, gestionada por el CENACE y operada por la CFE. Esto elimina la necesidad de que las empresas privadas tengan que invertir en infraestructura de distribucio´n, reduciendo los costos iniciales de los proyectos y aumentando la viabilidad de las inversiones en energ´ıa solar y otras energ´ıas limpias.

* + 1. Fuentes de energ´ıa solar fotovoltaica

En Me´xico, la energ´ıa solar se aprovecha a trave´s de dos principales modalidades: los proyectos de generacio´n a gran escala y los sistemas

fotovoltaicos de pequen˜a y mediana escala. Estos u´ltimos son conocidos

como generacio´n distribuida, ya que implican la instalacio´n de paneles solares directamente en el sitio donde se consume la energ´ıa, como hogares, comercios o pequen˜as industrias.

Por otro lado, la generacio´n a gran escala esta´ orientada a satisfacer

las demandas de electricidad de grandes consumidores calificados, como empresas e industrias. Este tipo de proyectos aprovechan las econom´ıas de escala, lo que contribuye a reducir los costos energe´ticos y facilita la transicio´n hacia fuentes renovables en sectores de alto consumo. En esta tesina se

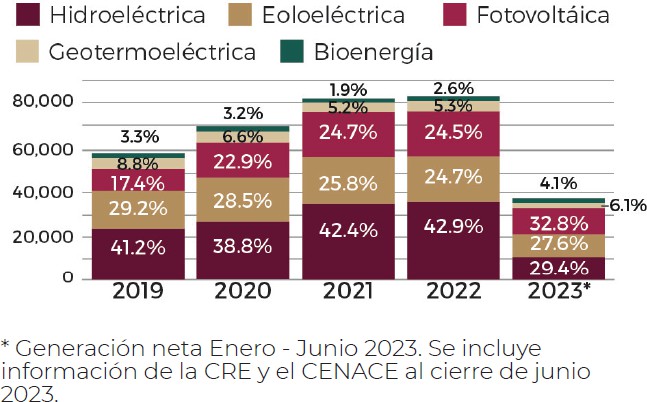
analizara´ esta modalidad de aprovechamiento de energ´ıa, principalmente

mediante la prediccio´n de energ´ıa como elemento clave para optimizar la gestio´n y eficiencia de este tipo de proyectos.

Con la Reforma Energe´tica de 2013, diversas empresas nacionales e internacionales ingresaron al mercado energe´tico mexicano, lo que facilito´ la construccio´n de plantas solares de gran escala. Estas instalaciones aprovechan el clima favorable y la alta radiacio´n solar de regiones estrate´gicas como Coahuila, Aguascalientes, Yucata´n, Sonora, San Luis Potos´ı y Chihuahua (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2018). Gracias a estas condiciones, se logra una generacio´n eficiente de energ´ıa, que no solo cubre las necesidades de los consumidores calificados, sino que tambie´n puede ser subastada en el MEM. En la Figura: 2, se observa que la energ´ıa fotovoltaica ha experimentado un crecimiento sostenido, incrementando su participacio´n en el total de la generacio´n de energ´ıa renovable del pa´ıs. Este aumento se atribuye principalmente a la reduccio´n continua de los costos de produccio´n de las celdas solares fotovoltaicas, impulsadas por los avances tecnolo´gicos y las econom´ıas de escala logradas en el mercado global.

* + 1. Sistemas fotovoltaicos interconectados a la red

De acuerdo a (Rodolfo y Vargas-Herna´ndez, 2015), un sistema fotovoltaico interconectado a la red es una fuente que produce electricidad a partir de la radiacio´n solar, utilizando dispositivos que convierten la energ´ıa del sol

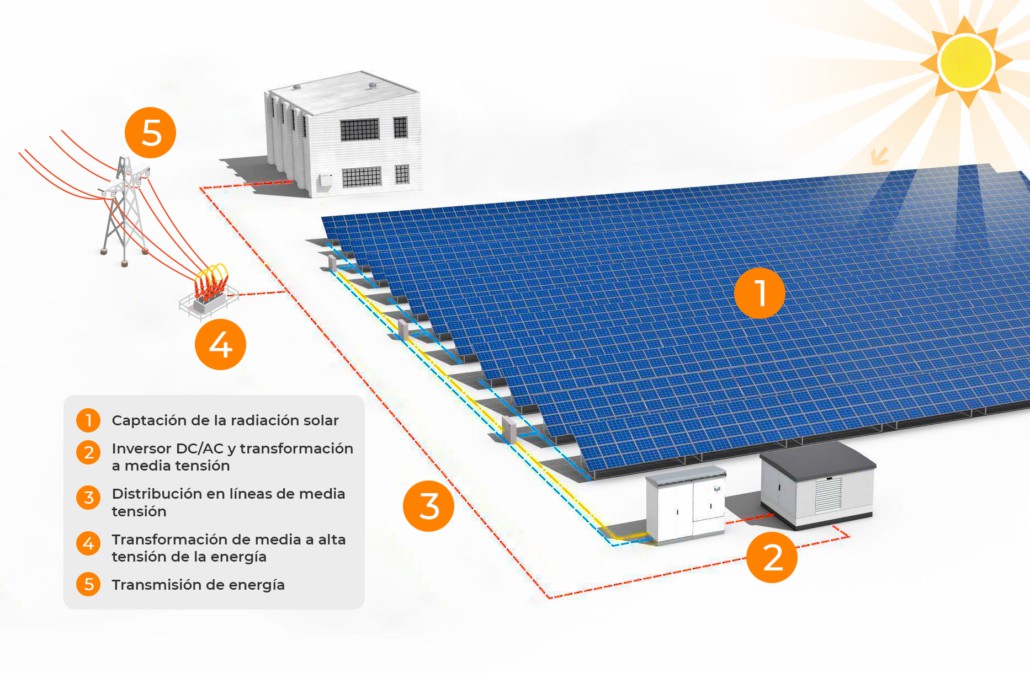


**Figura 2.** Evolucio´n de la generacio´n renovable total 2019–2023. (Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico, 2024).

en electricidad. Este sistema opera en conjunto con la red ele´ctrica, 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 continuacio´n.

* + - 1. Captacio´n de la radiacio´n solar: Se realiza mediante mo´dulos solares estrate´gicamente colocados segu´n la ubicacio´n geogra´fica de la planta. Su inclinacio´n y direccio´n optimizan la captacio´n de radiacio´n solar, maximizando la generacio´n de energ´ıa. Estos mo´dulos convierten la radiacio´n solar en corriente continua (DC, por sus siglas en ingle´s).
      2. Conversio´n de la corriente continua a corriente alterna: Un inversor transforma la corriente continua en corriente alterna (AC, por sus siglas en ingle´s). Esta energ´ıa es ajustada a media tensio´n, un rango de voltaje adecuado para la transmisio´n de energ´ıa en sistemas ele´ctricos.
      3. Distribucio´n a trave´s de l´ıneas de media tensio´n: La energ´ıa generada es transportada mediante l´ıneas de media tensio´n dentro del parque solar hasta llegar a una subestacio´n local de energ´ıa.
      4. Transformacio´n en subestacio´n ele´ctrica: En esta etapa, la energ´ıa



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

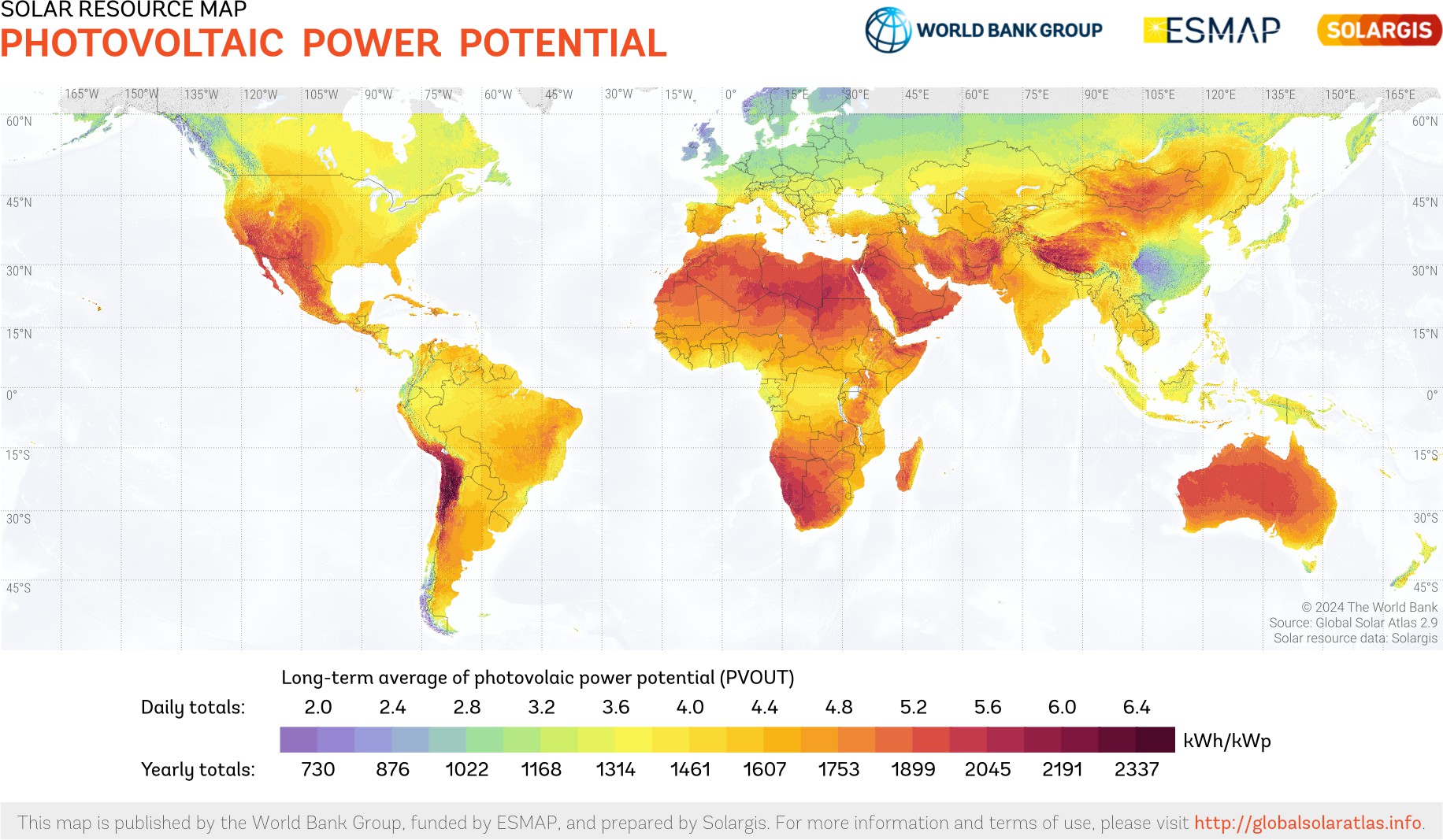
es transformada de media a alta tensio´n para su transmisio´n a la subestacio´n de la CFE. Alternativamente, parte de la energ´ıa generada puede utilizarse para alimentar la planta solar y centros de carga locales, formando una red de autoabastecimiento.

* + - 1. Transmisio´n a trave´s de la red de la CFE: Finalmente, la energ´ıa es transmitida a trave´s del sistema de distribucio´n de la CFE, asegurando que llegue a los centros de carga segu´n los requerimientos del usuario final.

### Contexto meteorolo´ gico

El incremento sostenido del uso de la energ´ıa fotovoltaica en Me´xico se debe, en gran medida, a sus condiciones meteorolo´gicas favorables. De acuerdo con (Centro de Investigacio´n Econo´mica y Presupuestaria (CIEP), 2024), el pa´ıs se encuentra en una de las zonas geogra´ficas ma´s privilegiadas del mundo en te´rminos de recursos solares, como se ilustra en la Figura: 4. Esta ubicacio´n lo convierte en un lugar ideal para la generacio´n de energ´ıa fotovoltaica.

Adema´s, Me´xico cuenta con amplios terrenos disponibles, lo que facilita la instalacio´n 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 Energ´ıas Renovables (IRENA), 2024)

internacionales. Este factor ha impulsado significativamente la inversio´n en el sector, promoviendo el crecimiento de las energ´ıas renovables y consolidando al pa´ıs como un actor clave en la transicio´n energe´tica global.

* + 1. Factores meteorolo´gicos que afectan la generacio´n de energ´ıa solar

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

En este contexto, se identifican los factores clima´ticos que influyen directamente en la generacio´n de energ´ıa solar. Este ana´lisis tiene como objetivo optimizar su desempen˜o y asegurar la integracio´n eficiente al sistema energe´tico, maximizando la produccio´n de energ´ıa limpia y contribuyendo al equilibrio y estabilidad del suministro ele´ctrico.

### Radiacio´ n

La radiacio´n es el factor ma´s importante para la prediccio´n de la energ´ıa solar, ya que los paneles solares son los encargados de absorberla directamente y convertirla en corriente continua. La radiacio´n es la energ´ıa que el sol transmite en forma de ondas electromagne´ticas, que incluyen diferentes longitudes de onda, como la luz visible, los rayos ultravioleta y los infrarrojos. Esta energ´ıa es captada por los paneles solares, y su intensidad y distribucio´n var´ıan segu´n la ubicacio´n geogra´fica, la hora del d´ıa, las condiciones atmosfe´ricas y la e´poca del an˜o, lo que hace esencial su monitoreo para predecir la generacio´n de energ´ıa de manera precisa.

### Temperatura

La temperatura es otro de los factores ma´s importantes que afectan la eficiencia de los paneles solares en la absorcio´n de energ´ıa. Segu´n (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 o´ptima en climas templados. Esta

percepcio´n puede resultar confusa porque, en general, se asocia un aumento de temperatura con una mayor radiacio´n solar, lo que implicar´ıa un mejor rendimiento. Sin embargo, los paneles solares tienen un rango de temperatura espec´ıfico para operar de manera eficiente. Cuando la temperatura excede ese l´ımite, su rendimiento disminuye, ya que no puede aprovechar completamente la radiacio´n solar disponible.

Durante el invierno, aunque las temperaturas sean favorables para el desempen˜o o´ptimo de los paneles, la menor duracio´n de las horas de luz limita la generacio´n de energ´ıa. Por el contrario, en verano, a pesar de que las altas temperaturas reducen la eficiencia de los paneles, el mayor nu´mero de horas

de luz compensa esta pe´rdida, favoreciendo una mayor produccio´n de energ´ıa.

### Nubosidad

La nubosidad afecta de manera directa la cantidad de radiacio´n solar que los paneles pueden captar. A medida que aumenta la nubosidad, los rayos solares atraviesan con mayor dificultad la atmo´sfera, reduciendo as´ı la radiacio´n directa y dispersa la energ´ıa en forma de radiacio´n difusa. Aunque la radiacio´n difusa puede ser aprovechada por los paneles solares, este feno´meno natural plantea desaf´ıos para las industrias, que deben asegurar el rendimiento de los paneles. Para ello, muchas adquieren equipos que permiten optimizar la radiacio´n difusa. Sin embargo, cuando hay periodos prolongados de nubosidad, el impacto negativo sobre la generacio´n total de la energ´ıa puede ser significativo, ya que la radiacio´n solar disponible se ve reducida, afectando la eficiencia global del sistema fotovoltaico.

### Lluvia

La lluvia es consecuencia de una alta acumulacio´n de nubosidad en la atmo´sfera, lo que genera un efecto similar al de la nubosidad: a mayor lluvia, suele haber mayor nubosidad, lo que incrementa la obstruccio´n de la radiacio´n solar que llega a los paneles solares. Sin embargo, la lluvia tambie´n cumple una funcio´n bene´fica, 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 sen˜alar que esta funcio´n limpiadora es eficaz solo cuando las lluvias son de corta duracio´n y no provocan dan˜os estructurales. Si las lluvias son prolongadas, podr´ıan afectar de manera negativa a la generacio´n de

energ´ıa, ya que la persistente nubosidad y las condiciones hu´medas reducir´ıan la radiacio´n 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 radiacio´n solar antes de que llegue a los paneles solares, reduciendo as´ı su capacidad para captar luz de manera eficiente. Adema´s, la humedad acelera la corrosio´n de los paneles solares, lo que puede generar fallas te´cnicas imprevistas si la humedad se prolonga durante periodos extendidos.

Sin embargo, la humedad tambie´n tiene un efecto positivo, su capacidad para atrapar el polvo en suspensio´n, lo que disminuye la acumulacio´n de suciedad en los paneles solares. Este proceso puede contribuir a mantener un rendimiento o´ptimo de los paneles, siempre y cuando las dema´s condiciones clima´ticas sean favorables, como una adecuada radiacio´n solar y temperaturas moderadas.

### Viento

El viento puede influir de diversas maneras en la generacio´n de energ´ıa solar, dependiendo de factores como la duracio´n de las ra´fagas, la velocidad y la direccio´n del movimiento. Entre sus efectos positivos, el viento contribuye al enfriamiento de los paneles solares, lo que mejora el rendimiento, y tambie´n puede remover el polvo acumulado en la superficie del panel solar, optimizando la absorcio´n de la radiacio´n solar.

Sin embargo, tambie´n tiene efectos negativos. Los vientos de alta velocidad y con direccio´n desfavorable pueden causar dan˜os estructurales en los paneles

solares y sus soportes. Adema´s, en ciertas condiciones, el viento puede llevar y depositar polvo sobre los paneles, obstruyendo la captacio´n de radiacio´n solar, un efecto similar al causado por la nubosidad.

### Estacionalidad

La estacionalidad se refiere a las variaciones regulares que ocurren a lo largo del an˜o debido a la posicio´n relativa del Sol con respecto a la Tierra. Este feno´meno influye directamente en la generacio´n de energ´ıa solar, ya que en ciertas e´pocas del an˜o se experimenta mayor o menor radiacio´n solar debido a la inclinacio´n del eje terrestre. Adema´s, la duracio´n de la luz solar var´ıa segu´n la estacio´n, lo que afecta la cantidad de energ´ıa disponible para los paneles solares. En Me´xico, por ejemplo, los d´ıas son ma´s cortos durante el invierno, lo que reduce directamente la capacidad de generacio´n de energ´ıa.

Los equinoccios y solsticios tambie´n desempen˜an un papel crucial en estas variaciones estacionales. Durante esos momentos del an˜o, la posicio´n del sol cambia significativamente, lo que provoca variaciones en las condiciones ambientales. Estas variaciones pueden reducir el rendimiento o´ptimo de los paneles solares, ya que factores como la radiacio´n y la duracio´n de la luz solar pueden no ser favorables en ciertas estaciones. Esto hace que la generacio´n de energ´ıa solar fluctu´e a lo largo del an˜o.

### Prediccio´ n de la generacio´ n de energ´ıa solar

En secciones previas, se examino´ el contexto energe´tico y clima´tico, los

cuales constituyen elementos esenciales para una comprensio´n integral del estudio. En el presente apartado, se llevara´ a cabo un ana´lisis de la relevancia de la prediccio´n de la energ´ıa solar en Me´xico.

En el pa´ıs, los contratos de interconexio´n entre las plantas generadoras de energ´ıa y la CFE incluyen un mecanismo conocido como *banco*. En el contexto de la energ´ıa solar, cuya generacio´n depende completamente de factores clima´ticos, este acuerdo establece que la energ´ıa excedente generada en d´ıas o´ptimos, 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 d´ıas menos favorables donde la generacio´n no es suficiente para cubrir la demanda, la CFE compensa la energ´ıa faltante sin costo para el generador, considera´ndose como energ´ıa “almacenada” en el banco y disponible para su uso.

Es en este punto donde la prediccio´n de la energ´ıa solar es crucial, ya que permite anticipar escenarios en los que la energ´ıa generada, incluso en

reserva, no sera´ suficiente para satisfacer la demanda. Este conocimiento

resulta econo´micamente estrate´gico, ya que permite a los generadores y compradores tomar decisiones anticipadas en el MEM, adquiriendo energ´ıa a corto plazo en momentos en los que los precios sean ma´s favorables.

Por el contrario, si la planta genera energ´ıa excedente de manera constante y las predicciones confirman que esta tendencia continuara´, el generador puede optar por vender ese excedente en el MEM en lugar de almacenarlo en la reserva. Esto permite aprovechar momentos estrate´gicos en el mercado en los que los precios de la energ´ıa son elevados, maximizando los beneficios econo´micos.

En este contexto, la prediccio´n de la energ´ıa solar no solo tiene un impacto en la estabilidad operativa, sino que tambie´n mejora la capacidad de los generadores para optimizar sus recursos y aprovechar oportunidades de mercado.

### Evolucio´ n de la prediccio´ n de generacio´ n de energ´ıa solar

La prediccio´n de la generacio´n de energ´ıa solar ha experimentado una evaluacio´n notable, pasando de me´todos f´ısicos ba´sicos a complejos sistemas basados en inteligencia artificial (IA). En sus inicios, los modelos f´ısicos utilizaban ecuaciones determin´ısticas para estimar la irradiacio´n solar y la produccio´n energe´tica, basa´ndose principalmente en datos sobre la posicio´n del sol y las condiciones clima´ticas. Aunque estos me´todos fueron u´tiles para establecer bases teo´ricas, no eran capaces de capturar las dina´micas no lineales y complejas que rigen la generacio´n de energ´ıa solar.

Con el avance de las herramientas estad´ısticas y el desarrollo de la tecnolog´ıa computacional, surgieron modelos basados en series temporales y regresiones lineales, que mejoraron la precisio´n al identificar patrones histo´ricos en la generacio´n de energ´ıa y caracter´ısticas meteorolo´gicas. La

llegada de la IA marco´ un punto de inflexio´n, y junto con estos algoritmos

aparecieron otros como *Random Forest*, y *XGBoost*, junto con otras te´cnicas ma´s avanzadas como las redes neuronales profundas, que transformaron la prediccio´n solar, permitiendo modelar relaciones no lineales entre variables, mejorando la capacidad de prediccio´n y mejorando el manejo de grandes volu´menes de datos.

El auge del aprendizaje profundo condujo a la adopcio´n de modelos ma´s sofisticados como las redes neuronales convolucionales (*CNN*, por sus siglas en ingle´s) y las redes de memoria a largo plazo (*LSTM*, por sus siglas en ingle´s). Las *CNN* son particularmente u´tiles para capturar patrones espaciales (e.g., ima´genes de sate´lites o mapas de radiacio´n), mientras que las *LSTM* permiten modelar relaciones temporales (e.g., ana´lisis de series de datos clima´ticos). Ambos enfoques han demostrado ser eficaces para predecir la energ´ıa solar en el corto y mediano plazo.

Este tipo de modelos sento´ las bases para la integracio´n de enfoques

h´ıbridos que mezclan diversas te´cnicas para manejar la incertidumbre y adaptarse a las condiciones cambiantes del clima, mejorando au´n ma´s la precisio´n y fiabilidad de las predicciones de generacio´n de energ´ıa solar.

**Estado del arte** Varios estudios recientes han explorado diferentes enfoques para la prediccio´n de la generacio´n de energ´ıa solar, utilizando te´cnicas avanzadas de inteligencia artificial (IA) y aprendizaje automa´tico. A continuacio´n, se presentan algunos de los enfoques ma´s destacados:

(Rizk-Allah et al., 2024) desarrollaron un modelo basado en *LSTM* optimizado mediante te´cnicas metaheur´ısticas, logrando un *R*2 de 0.99. Sin embargo, su enfoque estaba limitado por el uso de pocas variables clima´ticas, limitando su aplicabilidad en escenarios ma´s complicados.

(Kim et al., 2019) propusieron una metodolog´ıa de prediccio´n en dos etapas, primero para variables meteorolo´gicas, realizando la prediccio´n de variables clima´ticas adicionales que son significativas para la segunda fase y luego, usar las variables predichas para entrenar el modelo de prediccio´n de generacio´n solar, logrando un *R*2 de 0.70. Aunque este enfoque es ma´s sencillo, tiene limitaciones en precisio´n comparado con enfoques ma´s avanzados por el uso de la doble prediccio´n.

Por su parte (Wang et al., 2024) combinaron *CNN* y *LSTM* bidireccionales para segmentar las predicciones segu´n condiciones clima´ticas, las cuales fueron clasificadas previamente y, posteriormente, optimizando los hiperpara´metros utilizando la Optimizacio´n de Serpiente Mejorada con Estrategias Mu´ltiples (MISO, por sus siglas en ingle´s) , alcanzando un *R*2 de 0.992. Sin embargo, la alta complejidad computacional de este modelo puede representar un desaf´ıo significativo, tanto en te´rminos de recursos consumidos

como en la implementacio´n pra´ctica.

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

permitio´ mejorar la prediccio´n de la energ´ıa solar, especialmente durante las

fluctuaciones estacionales.

(Guo et al., 2024) desarrollaron modelos h´ıbridos que integraron me´todos de aprendizaje no supervisado para la clasificacio´n de datos mediante el Modelo de Mezclas Gaussianas (GMM, por sus siglas en ingle´s) y luego aplicaron te´cnicas de aprendizaje profundo bidireccional como la Unidad Recurrente con Puertas (GRU, por sus siglas en ingle´s) y predicciones

probabil´ısticas. Su enfoque logro´ un *R*2 de 0.972, pero la implementacio´n

requiere recursos computacionales significativos y tiene una alta complejidad de aplicacio´n.

(Najibi et al., 2020) introdujeron regresio´n de procesos gaussianos (GPR, por sus siglas en ingle´s) para realizar predicciones probabil´ısticas, logrando un *RMSE* de 4.18. Sin embargo, su me´todo de clasificacio´n ba´sico puede no ser suficiente en escenarios dina´micos o altamente variables.

Finalmente, (Soleymani y M., 2023) realizaron una clasificacio´n inicial en base a la hora del d´ıa y la generacio´n de energ´ıa y para cada conjunto, se realizo´ la comparacio´n de algoritmos de aprendizaje automa´tico, concluyendo que *Random Forest* ofrecio´ la mayor precisio´n con un *R*2 de 0.95, aunque con un alto costo computacional. Adema´s, los me´todos de *boosting* resultaron ser eficientes pero susceptibles al sobreajuste, lo que puede afectar su rendimiento en condiciones ma´s diversas.

Estos estudios subrayan la diversidad de enfoques en la prediccio´n de la energ´ıa solar, y muestran que, aunque los me´todos avanzados como LSTM, CNN, y modelos h´ıbridos han mostrado un excelente desempen˜o, la complejidad computacional y la disponibilidad de recursos siguen siendo desaf´ıos importantes para su implementacio´n pra´ctica a gran escala.

Este estudio integrara´ una combinacio´n de los diversos me´todos

descritos en la literatura existente. Inicialmente, se llevara´ a cabo una

comparacio´n entre diversas fuentes de informacio´n meteorolo´gica, empleando me´todos no parame´tricos para determinar la fuente ma´s confiable de condiciones ambientales. Posteriormente, se explorara´n diversas alternativas de clasificacio´n, ya que mu´ltiples estudios indican que segmentar la informacio´n de manera homoge´nea, ya sea por estacio´n del an˜o, caracter´ısticas multivariadas del clima o por la hora del d´ıa, es una estrategia eficaz. Tras la segmentacio´n de la informacio´n, se implementara´n diferentes enfoques de modelado, que abarcan desde los modelos ma´s sencillos como *Random Forest* o los modelos *boosting*, hasta te´cnicas avanzadas de aprendizaje profundo, tales como CNN y LSTM. Se consideran tambie´n me´todos h´ıbridos mencionados en la literatura revisada, incluyendo *transformers* o modelos bidireccionales. Finalmente, se propondra´n me´todos de optimizacio´n metaheur´ıstica para la seleccio´n de hiperpara´metros. La

evaluacio´n de los modelos se hara´ mediante me´tricas como el error absoluto

medio (MAE), la ra´ız del error cuadra´tico medio (RMSE) y *R*2, lo cual permitira´ identificar el enfoque ma´s eficaz para la prediccio´n de la generacio´n de energ´ıa solar.

**Tabla 1.** Resumen de autores y sus contribuciones

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Autor** | **Objetivo** | **Metodolog´ıa** | **Resultados** | | **Conclusiones** |
| (Kim et al., | Predecir la | Prediccio´n | *R*2 = 0*.*70. | | Mejora en |
| 2019) | generacio´n | meteorolo´gica |  | | precisio´n, |
|  | solar en | inicial y, |  | | pero limitada |
|  | dos etapas | posteriormente, |  | | frente a |
|  | basa´ndose | de generacio´n |  | | me´todos |
|  | en datos | solar; |  | | avanzados. |
|  | meteorolo´gicos. | eliminacio´n |  | |  |
|  |  | de horas sin |  | |  |
|  |  | sol. |  | |  |
| (Najibi et | Realizar | Clusterizacio´n | RMSE | = | Capacidad |
| al., 2020) | predicciones | por hora | 4.18, MAE | = | probabil´ıstica |
|  | probabil´ısticas | y energ´ıa, | 0.92. |  | so´lida, pero |
|  | mediante | seguida de |  |  | limitada en |
|  | procesos | GPR. |  |  | escenarios |
|  | gaussianos. |  |  |  | dina´micos. |
| (Munsif et | Proponer | Uso de CNN | RMSE | = | Eficiente |
| al., 2023) | un modelo | con atencio´n | 0.2167, |  | computacional- |
|  | basado en | mu´ltiple | MAPE | = | mente, |
|  | *transformers* | (*Multi-Head* | 0.6135. |  | pero falta |
|  | para | *Attention*). |  |  | claridad para |
|  | predicciones a |  |  |  | predicciones |
|  | corto plazo. |  |  |  | de largo plazo. |

*Continu´a en la siguiente pa´gina*

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Autor** | **Objetivo** | **Metodolog´ıa** | **Resultados** | | **Conclusiones** |
| (Soleymani | Comparar | Evaluacio´n de | *R*2 = | 0*.*95, | *Random* |
| y M., | algoritmos de | *Random* | RMSE | = | *Forest* |
| 2023) | aprendizaje | *Forest*, | 87.18. |  | destaca |
|  | automa´tico | XGBoost, |  |  | en precisio´n, |
|  | para predecir | LightGBM, |  |  | aunque con |
|  | irradiancia | CatBoost con |  |  | alto costo |
|  | solar. | optimizacio´n |  |  | computacional. |
|  |  | bayesiana. |  |  |  |
| (Rizk-Allah | Desarrollar | Uso de | *R*2 = | 0*.*99, | Alta precisio´n, |
| et al., | un modelo | redes LSTM | RMSE | = | pero limitado |
| 2024) | optimizado | optimizadas | 0.46. |  | por la |
|  | para predecir | mediante |  |  | inclusio´n |
|  | la generacio´n | *Eagle* |  |  | de pocas |
|  | de energ´ıa | *Optimization*. |  |  | variables |
|  | solar. |  |  |  | clima´ticas. |
| (Wang et | Disen˜ar | Combinacio´n | *R*2 = 0*.*992 | | Alta precisio´n, |
| al., 2024) | un modelo | de | bajo | | pero requiere |
|  | h´ıbrido para | optimizacio´n | condiciones | | gran |
|  | predicciones | MISO, redes | soleadas. | | capacidad |
|  | segmentadas | CNN y LSTM |  | | computacional |
|  | segu´n | bidireccionales. |  | | y ajuste. |
|  | condiciones |  |  | |  |
|  | clima´ticas. |  |  | |  |

*Continu´a en la siguiente pa´gina*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Autor** | **Objetivo** | **Metodolog´ıa** | **Resultados** | **Conclusiones** |
| (Guo et | Desarrollar | *Clustering* con | *R*2 = 0*.*972, | Alta precisio´n, |
| al., 2024) | predicciones | GMM, BIGRU | RMSE = | pero requiere |
|  | probabil´ısticas | y mecanismos | 0.301985. | recursos |
|  | h´ıbridas | de atencio´n |  | computaciona- |
|  | basadas | para |  | les |
|  | en datos | prediccio´n. |  | significativos. |
|  | meteorolo´gicos. |  |  |  |

**CAP´ITULO 6**

# METODOLOG´IA

En este apartado se detalla la metodolog´ıa empleada para alcanzar los objetivos establecidos. Se inicia con la descripcio´n de los datos, su origen y el me´todo de recoleccio´n. Luego, se analizan las variables individualmente, presentando sus estad´ısticas ba´sicas y distribucio´n. Adema´s, se describe la infraestructura computacional necesaria para cada paso metodolo´gico.

Se explican las estrategias de limpieza de datos, el tratamiento de valores nulos, las conversiones de variables y la preparacio´n para el procesamiento de datos. Tambie´n se aborda la metodolog´ıa de reduccio´n de variables, analizando la correlacio´n para seleccionar aquellas que optimicen los resultados. Se incluyen te´cnicas de agrupacio´n de datos como estrategia para mejorar la precisio´n de los modelos de aprendizaje automa´tico, as´ı como las te´cnicas de estandarizacio´n para equilibrar los pesos de los datos.

Se enumeran los modelos de aprendizaje automa´tico, aprendizaje profundo y modelos h´ıbridos utilizados en la experimentacio´n, diferenciando entre los enfoques replicados de la literatura y la propuesta propia. Adema´s, se describe la optimizacio´n de los modelos mediante el ajuste de hiperpara´metros y se presentan las me´tricas de evaluacio´n para comparar los resultados y seleccionar el modelo ma´s adecuado.

En este trabajo se replicara´n cuatro enfoques previos de diferentes autores, mencionados en la seccio´n de Estado del Arte, junto con el desarrollo de una propuesta de metodolog´ıa propia.

43

Incluir una imagen a modo diagrama donde pondre´ la metodolog´ıa

### Poblacio´ n

Para el desarrollo de este estudio, se utilizaron dos conjuntos de datos principales: uno relacionado con la generacio´n de energ´ıa solar y otro con informacio´n meteorolo´gica.

Los datos de generacio´n de energ´ıa solar fueron proporcionados por una planta fotovoltaica del sector privado. Este conjunto de datos contiene registros horarios de la produccio´n energe´tica, expresados en kilovatio-hora (kWh). Debido a la naturaleza confidencial de estos datos, no se incluyen detalles espec´ıficos sobre la ubicacio´n de la planta ni sobre la entidad que los proporciona.

Por otro lado, las variables meteorolo´gicas utilizadas en este estudio fueron obtenidas de *Meteoblue*, una fuente pu´blica de informacio´n clima´tica reconocida por la precisio´n de sus prono´sticos. Estos datos incluyen mediciones y previsiones de variables como la temperatura, humedad relativa, velocidad y direccio´n del viento, cobertura de nubes e ´ındice 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 generacio´n

de energ´ıa, este estudio no especificara´ la ubicacio´n geogra´fica de donde

se obtuvieron los datos meteorolo´gicos. La eleccio´n de *Meteoblue* sobre

otras fuentes pu´blicas se baso´ en un ana´lisis previo —fuera del alcance

de este estudio— en el que se compararon me´tricas de desempen˜o como el error absoluto medio (MAE) y el error cuadra´tico medio (RMSE) entre distintas plataformas de prono´sticos meteorolo´gicos. Tras este ana´lisis,

*Meteoblue* obtuvo los mejores resultados, por lo que se selecciono´ como

la fuente principal para la extraccio´n de los datos histo´ricos de prono´sticos meteorolo´gicos.

Los datos, tanto de generacio´n como de las mediciones meteorolo´gicas, abarcan el periodo comprendido entre el 1 de septiembre de 2022 y el 2 de octubre de 2024.

* + 1. Te´cnicas de Recoleccio´n de Datos

La extraccio´n de los datos se llevo´ a cabo en dos etapas. La planta

fotovoltaica cuenta con un sistema interno que registra las mediciones de generacio´n de energ´ıa, 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 ana´lisis.

Por otro lado, la informacio´n clima´tica fue recopilada mediante consultas a la API de *Meteoblue*. Un proceso automatizado se ejecuta diariamente a las 6:00 a. m., extrayendo los prono´sticos meteorolo´gicos del d´ıa siguiente. Entre las variables recopiladas se encuentran la temperatura, el ´ındice UV, la nubosidad, entre otras, las cuales son almacenadas en una base de datos estructurada para su ana´lisis en conjunto con las inyecciones de energ´ıa.

Para garantizar la coherencia entre ambos conjuntos de datos, se realizo´ una alineacio´n temporal de las fechas y horas. Adema´s, algunas variables catego´ricas, como la direccio´n del viento y el tipo de cielo, se encontraban codificadas nume´ricamente dentro de la tabla de datos, ya que estaban vinculadas a las tablas auxiliares mediante claves primarias y fora´neas.

Se descartaron aquellas variables que, dentro del periodo de estudio, presentaban ma´s del 70 % de valores nulos. Como resultado, las variables de presio´n atmosfe´rica y descripcio´n de la direccio´n del viento fueron excluidas del ana´lisis.

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

* + 1. Ana´lisis de Datos

El total de variables extra´ıdas luego de descartar los que mayoritariamente son nulos es de 15. En el Ape´ndice 1, se pone el detalle completo de todas las variables. En la tabla 2, podemos observar las estad´ısticas principales de todas las variables, como el promedio, la desviacio´n esta´ndar y sus cuartiles.

**Tabla 2.** Estad´ısticas de las variables

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Media** | **Desv.** | **M´ın.** | **Q1** | **Med.** | **Q3** | **Ma´x.** |
| Generacio´n | 9392.47 | 11398.66 | 0.00 | 0.00 | 532.00 | 21829.75 | 30000.00 |
| D´ıa | 15.68 | 8.82 | 1.00 | 8.00 | 16.00 | 23.00 | 31.00 |
| An˜o | 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 |
| D´ıa 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 |

*Continu´a en la siguiente pa´gina*

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Media** | **Desv.** | **M´ın.** | **Q1** | **Med.** | **Q3** | **Ma´x.** |
| Cobertura  Nubes | 50.31 | 37.87 | 0.00 | 12.00 | 48.00 | 92.00 | 100.00 |
| ´Indice 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 |
| Direccio´n  Viento | 4.35 | 1.50 | 1.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 8.00 |
| Velocidad  Ra´faga | 25.12 | 10.71 | 4.00 | 17.00 | 22.00 | 32.00 | 74.00 |
| Precipitacio´n | 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:** Elaboracio´n propia.

**Generacio´ n de energ´ıa**

* + 1. Infraestructura

Explicar que´ herramientas se usaron para trabajar con los datos

### Preprocesamiento de Base de Datos

* + 1. Limpieza de Datos

Tratamiento de nulos, conversio´n de variables catego´ricas a nume´rico, etc.

* + 1. Te´cnicas de Seleccio´n de Caracter´ısticas

Explicacio´n donde se aplica Pearson para revisar la correlacio´n entre variables independientes vs dependiente.

* + 1. Te´cnicas de Agrupacio´n de Datos

Explicacio´n donde se aplica k-means u otra te´cnica para dividir los datos.

* + 1. Te´cnicas de Estandarizacio´n de Datos

Explicacio´n donde se aplica normalizacio´n u otra te´cnica para emparejar los datos.

### Modelos de Ana´lisis

Aqu´ı describo los diferentes modelos que se usara´n para el entrenamiento.

* + 1. Enfoque de Literatura
    2. Enfoque Propuesto

### Metodolog´ıa de Evaluacio´ n

* + 1. Optimizacio´n de modelos

Aqu´ı se escriben te´cnicas para mejorar los hiperpara´metros

* + 1. Me´tricas de evaluacio´n

Aqu´ı se escriben las me´tricas con las que voy a comparar los modelos usados. Aqu´ı tambie´n se explica el split de los datos para entrenamiento y prueba. Y tambie´n

las pruebas estad´ısticas para comparar los resultados

**CAP´ITULO 7**

# RESULTADOS

**CAP´ITULO 8**

# CONCLUSIONES

## REFERENCIAS

Banco Mundial y Agencia Internacional de Energ´ıas 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 Investigacio´n Econo´mica y Presupuestaria (CIEP). (2024). *Energ´ıa solar en me´xico: su potencial y aprovechamiento.* Descargado de https://ciep.mx/energia-solar-en-mexico-su-potencial-y

-aprovechamiento/ (Accedido el 21 de noviembre de 2024)

Comisio´n Nacional para el Uso Eficiente de la Energ´ıa (CONUEE), Gobierno

de Me´xico. (2024). *La Energ´ıa Solar: ¿Que´ es la energ´ıa solar?*

Descargado de [https://www.gob.mx/conuee/acciones-y-programas/](http://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 Tecnolog´ıa (CONACYT). (2024). *Capacidad de generacio´n ele´ctrica en me´xico.* 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 tecnolog´ıas de refrigeracio´n para el mejoramiento de la eficiencia – una revisio´n.* 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., Pe´an, 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/](http://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 par´ıs.* Descargado de https:// [www.un.org/es/climatechange/paris-agreement](http://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/](http://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-Herna´ndez, J. G. (2015, octubre). Energ´ıas renovables en me´xico. desarrollo y panorama de la energ´ıa fotovoltaica. *Revista Cient´ıfica Monfragu¨ e Desarrollo Resiliente*, *V* (2). Descargado de <http://www.monfragueresiliente.com/> (Accedido el 25 de noviembre de 2024)

Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico. (2015). *Resumen de la explicacio´n de la reforma energe´tica.* Descargado de [https://www.gob.mx/sener/documentos/resumen-de-la-explicacion](http://www.gob.mx/sener/documentos/resumen-de-la-explicacion)

-de-la-reforma-energetica (Accedido: 10 de noviembre de 2024)

Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico. (2018). *La industria solar FV y FT en Me´xico.* Descargado de [https://www.gob.mx/cms/](http://www.gob.mx/cms/) uploads/attachment/file/428621/La industria solar fv y ft en M xico-compressed.pdf (Accedido: 10 de noviembre de 2024)

Secretar´ıa de Energ´ıa, Gobierno de Me´xico. (2024). *Reporte de avance de energ´ıas limpias.* Descargado de [https://www.gob.mx/sener/](http://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

## APE´ NDICES

**APE´ NDICE 1. Estad´ıstica descriptiva detallada.**

Aqu´ı va el contenido del Ape´ndice A...