



Unidad de Planeación  
Minero Energética



FEB  
20  
25

# Transición Energética Justa y generación de empleo en Colombia

Un modelo de inteligencia artificial  
para la estimación y análisis del  
**impacto laboral de las FNCER**





Unidad de Planeación  
Minero Energética



© UPME

Av. Calle 26 # 69 D-91 Torre 1 - Piso 9

Bogotá - Colombia

Tel.: +57 6012220601

upme.gov.co

**UNIDAD DE PLANEACIÓN  
MINERO ENERGÉTICA - UPME**

CARLOS ADRIÁN CORREA FLÓREZ

*Director General UPME*

JOHANNA STELLA CASTELLANOS ARIAS

*Subdirectora de Gestión de la Información*

**AUTORES:**

JESÚS EDUARDO SÁNCHEZ DAZA

PAOLA ANDREA ZAMBRANO GARCÍA

DAVID BEDOYA RODRÍGUEZ

**COMUNICACIONES:**

LINDA CÁRDENAS RAMÍREZ

*Asesora de Comunicaciones*

DIEGO PEÑARANDA JUYÓ

*Diseño y diagramación*

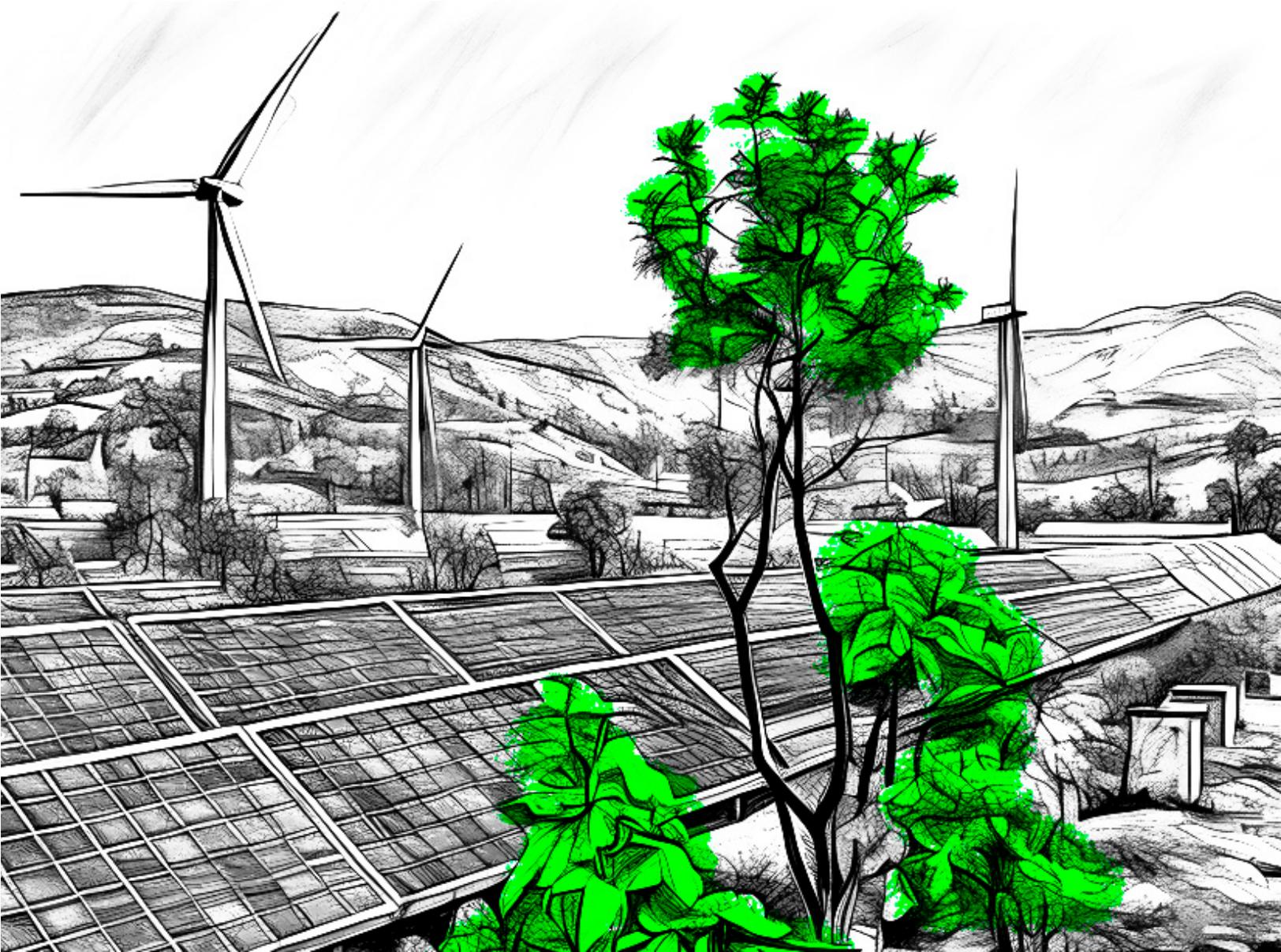


# RESUMEN:

---

La transición energética justa involucra una transformación de la matriz energética hacia fuentes de energía menos contaminantes incluyendo las variables y realidades ambientales y sociales. Dentro de la transición, las fuentes no convencionales de energía renovable (FNCER) no solo contribuyen a la sostenibilidad ambiental, sino que adicionalmente, involucran un impacto social positivo a través de la generación de empleo. En este sentido, la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) ha desarrollado un modelo basado en técnicas de inteligencia artificial que permite identificar el impacto de la generación de empleo en las etapas de construcción, operación y mantenimiento de los proyectos de generación de energía eléctrica en Colombia, principalmente para las tecnologías solar fotovoltaica y eólica. Se consideraron tres conjuntos de datos de proyectos FNCER de proyectos con capacidad instalada de más de 0.1 MW. En una estimación inicial de los empleos generados hasta la fecha por los proyectos instalados y en prueba, se calcula que estos han generado aproximadamente 27,600 empleos. Por su parte, los proyectos con capacidad asignada, para 2030, superaría los 200,000 empleos generados. Adicionalmente, se realizó una estimación de los empleos generados a nivel general por la capacidad instalada de tecnología solar y eólica, según los planes nacionales de expansión de largo plazo. Los resultados sugieren que para 2030 se alcanzarían entre 203,000 y 219,000 empleos, con un potencial acumulado que, para 2050, llegaría hasta los 624,000 empleos a lo largo de los años. Los beneficios laborales se concentran principalmente en los departamentos de La Guajira y el Cesar, dado que en esta zona se proyectan proyectos a gran escala (>100 MW). El modelo utiliza el algoritmo de Extra Trees Regressor, el cual mostró el mejor desempeño, con un error absoluto medio porcentual (MAPE) del 2.9%.

**Palabras claves:** aprendizaje automático, generación de empleo, Fuentes no Convencionales de Energía Renovable, inteligencia artificial.



# I. INTRODUCCIÓN

Los combustibles fósiles son los principales responsables del cambio climático global, ya que contribuyen con más del 75 % de las emisiones totales de gases de efecto invernadero y cerca del 90 % de las emisiones de dióxido de carbono. Para evitar los peores efectos del cambio climático, se necesitan recortes de emisiones del 42% para 2030 y del 57% para 2035 para alcanzar los 1,5 °C [1]. En este contexto, la transición hacia un modelo energético basado en fuentes renovables no solo es esencial para mitigar el cambio climático, sino que también representa una oportunidad significativa para dinamizar el mercado laboral global y generar empleo en regiones que más lo necesitan. De esta manera, la transición energética justa y el empleo están estrechamente relacionados, haciendo del tránsito a energías menos contaminantes, como la generación de energía a través de FNCER, un motor clave para el desarrollo económico del país.

Según el informe Renewable Energy and Jobs - Annual Review 2024 [3], en 2023 se registró el mayor aumento de puestos de trabajo en el sector de las energías renovables en todo el mundo, al pasar de 13,7 millones en 2022 a 16,2 millones en 2023. El salto interanual del 18% refleja el fuerte crecimiento de la capacidad de generación de energías renovables. Sin embargo, un análisis más detallado de los datos del informe muestra un panorama mundial desigual, solo en China se instaló el año pasado cerca de dos tercios de la nueva capacidad mundial de energía solar y eólica. China encabeza la lista con 7,4 millones de empleos en energías renovables, el 46 % del total mundial, le siguen la Unión Europea (UE) con 1,8 millones, Brasil con 1,56 millones, y Estados Unidos e India con cerca de un millón cada uno [3]. En contraste, de acuerdo con el reporte World Energy Employment 2024 de IEA (International Energy Agency), los empleos relacionados con instalaciones eléctricas de combustibles fósiles se redujeron en 73.000 en 2023, lo que refleja la desaceleración de nuevas instalaciones en este sector [2].

Estudios como el de Ram, M. et al. [6], analizan un incremento acelerado de empleos en la generación de electricidad renovable con el objeto de eliminar la dependencia de los combustibles fósiles al 2050, cumpliendo así los objetivos del Acuerdo de París. En este estudio se concluye que los empleos directos en el sector eléctrico a nivel mundial aumentarán de alrededor de 21 millones en 2015 a casi 35 millones en 2050.

Se encuentran estudios como el de Proença y Fortes [8] que analizaron la relación entre los valores

históricos de la capacidad instalada de generación de energía renovable y el empleo durante el periodo 2000-2016 para los 28 estados miembros de la UE. Los resultados sugieren una relación positiva entre estas dos variables, mostrando un incremento del 0,48% en el empleo por cada 1% de aumento en la capacidad de generación de energía renovable. Blanco y Rodríguez [9] estimaron el empleo directo asociado a la energía eólica, mientras que Ortega et al. [10] desarrollaron una metodología para evaluar los efectos del despliegue de electricidad renovable en el mercado laboral. Por su parte, Markandya et al. [11] analizaron los impactos históricos en el empleo derivados de la adopción de tecnologías con bajas emisiones de carbono. Lehr et al. [12] estudiaron el impacto del sector en el mercado laboral alemán, mientras que Bohringer et al. [13] examinaron las repercusiones en el empleo y el bienestar derivadas del fomento de estas tecnologías en Alemania. En Grecia, Tourkolias y Mirasgedis [14] desarrollaron un enfoque integrado para estimar los beneficios laborales en el sector eléctrico, y Lavidas [15] investigó los impactos socioeconómicos del desarrollo de la energía undimotriz. Por otro lado, en Irlanda, Dalton y Lewis [16] evaluaron los parámetros clave para medir el potencial de generación de empleo en el sector renovable.

En el contexto latinoamericano, J.C. Osorio-Aravena, et al. [7] realizaron un estudio que estima la creación de empleos directos correspondientes a la cadena de valor de proyectos de energía renovable, para dos escenarios diferentes de transición energética entre 2020 y 2050 en todo Chile, revelando que la transición hacia un sistema energético basado al 100% en energías renovables en Chile crearía 351.400 empleos energéticos directos.

En cuanto a la actualidad de los proyectos FNCER en Colombia, a marzo de 2025, la capacidad instalada de energía solar en operación llega alrededor de los 1,3 GW, mientras que cerca de 690 MW adicionales se encuentran en fase de pruebas. En el caso de la energía eólica, actualmente se registran 31,9 MW en etapa de pruebas [38]. En cuanto a la capacidad asignada con punto de conexión aprobado, la energía solar dispone de 13,56 GW y la eólica de cerca de 2,8 GW [39].

De acuerdo con las proyecciones de capacidad instalada de tecnologías FNCER en Colombia es importante analizar la Hoja de Ruta de la Transición Energética Justa (TEJ) desarrollada por el Ministerio de Minas y Energía, y el Plan Energético Nacional (PEN) elaborado por la UPME, particularmente los escenarios de transición energética, los cuales apunta a cumplir con los compromisos que tiene Colombia respecto a sus metas de carbono neutralidad para 2050, con una meta intermedia de disminuir sus emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) en un 51% antes de 2030.

La Hoja de Ruta de la Transición Energética Justa es un instrumento estratégico para el país donde se articulan acciones para la seguridad, soberanía y confiabilidad energética de Colombia teniendo en cuenta la improrrogable tarea de tomar medidas frente a la crisis climática, de avanzar en el cierre de brechas y el desarrollo territorial, de generar un proceso de reindustrialización que permita superar la dependencia actual que tiene el país frente a los combustibles fósiles, y de avanzar en participación territorial con enfoque diferencial [36].

Por su parte, el Plan Energético Nacional es un ejercicio prospectivo de largo plazo que tiene como propósito identificar las alternativas tecnológicas en producción y consumo de energía y evaluar sus impactos en el abastecimiento, la competitividad, la sostenibilidad, las finanzas públicas y la economía del país [37].

En el escenario de Transición Energética del PEN se estima un crecimiento de la capacidad instalada de tecnología solar y eólica a 2052 entre 66,88 GW y 83GW [28]. Por su parte, la hoja de ruta de la transición energética justa estima una capacidad instalada a 2050 de 49 GW, incluyendo eólico costa adentro, eólico costa afuera, solar y solar con almacenamiento.

Para lograr estas metas, será necesario realizar significativas inversiones en capacidad e infraestructura para energías renovables, las cuales no solo contribuirán a garantizar la seguridad energética, sino que también generarán nuevas oportunidades de crecimiento económico y social [4], impulsando así la transición energética justa en el territorio nacional. Conocer el potencial de empleo generado por los proyectos de generación FNCER es fundamental para diseñar estrategias de transición energética justa, que no solo impulsen la descarbonización, sino que también fomenten el desarrollo económico y social. La expansión de las energías renovables no solo contribuye a la mitigación del cambio climático, sino que también representa una oportunidad clave para la creación de empleo en diversas regiones del país, especialmente en aquellas con alto potencial energético y necesidades de desarrollo. Estimar el impacto laboral de estos proyectos permite a los responsables de políticas públicas, inversionistas y agentes del sector energético tomar decisiones informadas sobre planificación, inversión y capacitación de la fuerza laboral. Además, facilita la identificación de áreas con mayor demanda de empleo, la optimización de incentivos y la formulación de políticas que garanticen una transición energética justa e inclusiva en Colombia.

Este estudio analiza el impacto en la generación de empleo de proyectos de energía solar y eólica en Colombia. Para ello, se desarrolló un modelo de inteligencia artificial capaz de estimar el número de empleos generados a partir de parámetros técnicos y de ubicación de cada proyecto. Se evaluaron siete algoritmos de aprendizaje automático y, mediante la

métrica MAPE, se seleccionó el modelo óptimo. Una vez elegido el modelo, se proyectó la generación de empleo para los planes de expansión de largo plazo TEJ y PEN, considerando la capacidad instalada estimada de cada tecnología. Esta metodología permitió obtener una visión más precisa del impacto laboral asociado al crecimiento del sector de energías renovables en el país.

Para estructurar el análisis de manera integral, este documento se organiza en siete secciones. El documento desarrolla primero los fundamentos teóricos que sustentan el estudio, proporcionando el marco conceptual necesario para la comprensión del modelo. Luego, se detallan las fuentes de información utilizadas y se analiza en profundidad el conjunto de proyectos de generación de energía renovable considerados. A continuación, se describe el desarrollo del modelo, abordando la selección y justificación de los factores de generación de empleo, la evaluación de los algoritmos de aprendizaje automático, el proceso de validación y la implementación de una interfaz interactiva para su aplicación. Posteriormente, se presentan los resultados obtenidos tras aplicar el modelo a las distintas fuentes de información. Finalmente, se exponen las conclusiones del estudio, resaltando su relevancia para la planificación y el desarrollo del sector energético en Colombia junto con la propuesta de trabajo futuro relacionado con este estudio.

## II. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

---

En esta sección, se presentan los fundamentos teóricos clave que sustentan la metodología utilizada, incluyendo los factores de generación de empleo, el aprendizaje automático, y otros conceptos relevantes en el análisis del impacto laboral en el sector energético.

### A. Factores de generación de empleo

Los factores de generación de empleo son coeficientes que permiten estimar la cantidad de empleos creados por unidad de capacidad instalada en diferentes tecnologías renovables. El método de usar coeficientes de generación de empleo es ampliamente reconocido por su simplicidad y eficacia para calcular el empleo directo generado en actividades relacionadas con

la generación, almacenamiento y transmisión de energía. Su flexibilidad lo convierte en una herramienta adaptable a contextos específicos y escenarios energéticos variados [24].

Una de las principales ventajas de este método radica en su capacidad para desglosar los empleos generados en diferentes etapas del ciclo de vida de los proyectos energéticos. Según este método, los empleos directos totales pueden clasificarse en tres categorías principales:

- **Manufactura:** Puestos de trabajo generados en la producción de componentes y equipos necesarios para las tecnologías renovables.
- **Construcción e instalación:** Empleos asociados a la edificación y montaje de infraestructuras energéticas.
- **Operaciones y mantenimiento:** Trabajos relacionados con el funcionamiento y la conservación de las instalaciones a lo largo de su vida útil.

El método permite proyectar el impacto laboral de las inversiones en energías renovables y facilita la toma de decisiones informadas por parte de los responsables de políticas públicas y actores del sector energético.

Una comparativa de algunos factores de generación de empleo para la energía solar y eólica y su fuente se detalla en la tabla 1.

**Tabla 1.** Factores de generación de empleos en diferentes fases para tres tecnologías de generación renovable: eólica terrestre y fotovoltaica.

| Fuente                   | Etapas de Instalación (Empleos / MW) | Etapas de operación y mantenimiento (Empleos/ MW) | Tecnología         |
|--------------------------|--------------------------------------|---|--------------------|
| Rutovitz, et.al [17]     | 13                                   | 0.7   | Solar Fotovoltaica |
| Tourkolias C, et.al [18] | 11.2                                 | 0.20  | Solar Fotovoltaica |
| Steinberg D, et.al [19]  | 15.1                                 | 0.21  | Solar Fotovoltaica |
| Comings T, et.al [20]    | 15                                   | 0.9   | Solar Fotovoltaica |
| Rutovitz y Dominish [17] | 3.2                                  | 0.3   | Eólica             |
| Pembina Institute [21]   | 3.92                                 | 0.1   | Eólica             |
| Heavner B, et.al [22]    | 2.57                                 | 0.2   | Eólica             |
| Atherton A, et.al [23]   | 2.5                                  | 0.4   | Eólica             |

## B. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático (machine learning) es una rama de la inteligencia artificial que permite a los modelos identificar patrones dentro de grandes volúmenes de datos y realizar predicciones basadas en estos patrones. A diferencia de los enfoques tradicionales de modelado estadístico, que suelen requerir suposiciones explícitas sobre la distribución de los datos y las relaciones entre variables, el aprendizaje automático puede adaptarse dinámicamente a estructuras complejas sin la necesidad de formular ecuaciones predefinidas [25].

Si bien, en modelos donde la variable dependiente a predecir se obtiene mediante la multiplicación de una de las variables independientes por un factor constante, lo que sugiere una relación lineal directa, la aplicación de técnicas de aprendizaje automático sigue siendo beneficiosa por varias razones:

i. Al analizar datos de múltiples proyectos con características diversas, el uso de técnicas de aprendizaje automático permite que el modelo se adapte a patrones específicos dentro de distintos subgrupos. Esto no solo mejora la precisión de las predicciones, sino que también facilita la identificación de relaciones complejas entre las variables, como el número de empleos generados, la ubicación del proyecto, el tiempo de construcción y otros factores asociados.

ii. La versión inicial del modelo se construyó a partir de los datos actualmente disponibles y coeficientes extraídos de la literatura especializada para estimar la generación de empleo en proyectos FNCER. No obstante, a medida que se recopile información empírica de proyectos ejecutados y se disponga de datos reales sobre el número de empleos generados, sin depender exclusivamente de factores de multiplicación, el uso de aprendizaje automático adquirirá una mayor relevancia. Con una base de datos más robusta, el modelo podrá identificar patrones complejos en la creación de empleo, considerando no solo la capacidad instalada, sino también otras variables determinantes, como la ubicación del proyecto, el tiempo y la eficiencia en la construcción, entre otros factores. En este contexto, el aprendizaje automático permitirá ajustar dinámicamente los coeficientes de empleo, mejorando la precisión de las estimaciones y reduciendo la dependencia de parámetros fijos predefinidos.

Dentro del aprendizaje automático existen algoritmos de aprendizaje supervisado, cada uno con enfoques distintos para el modelado de relaciones entre variables, los considerados dentro de este estudio fueron los siguientes.

Extra Trees Regressor es un algoritmo basado en árboles de decisión que introduce aleatoriedad tanto en la selección de muestras como en la división de los nodos, lo que reduce la varianza y mejora la estabilidad del modelo [27]. De otra parte, Gradient Boosting Regressor y Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) son técnicas de ensamblado que combinan múltiples modelos débiles de manera secuencial, ajustando cada nuevo modelo en función de los errores cometidos por los anteriores, lo que permite mejorar la precisión a costa de un mayor tiempo de entrenamiento. LightGBM, en particular, optimiza el proceso dividiendo los datos de manera más eficiente, lo que lo hace adecuado para grandes volúmenes de información [28]. Mientras que AdaBoost Regressor es otro método de ensamblado que asigna diferentes pesos a los datos, incrementando la influencia de aquellos donde los errores son mayores, lo que ayuda a mejorar la precisión global del modelo [30].

Bayesian Ridge, por otro lado, es una variante de la regresión lineal que emplea métodos bayesianos para calcular la distribución de los coeficientes, permitiendo manejar mejor la incertidumbre y regularizar el modelo para evitar sobreajuste [26]. Adicionalmente, Huber Regressor es un modelo robusto que combina las ventajas de la regresión lineal con la capacidad de resistir valores atípicos, ajustando su función de pérdida para minimizar el impacto de estos [31].

Elastic Net, por su parte, es una combinación de las regularizaciones L1 (Lasso) y L2 (Ridge), lo que lo hace especialmente útil en conjuntos de datos donde las variables independientes están altamente correlacionadas, proporcionando un balance entre selección de características y estabilidad en la predicción [26].

Uno de los hiperparámetro de un modelo de aprendizaje automático es la función de error. Para este caso se utilizó el error porcentual absoluto medio (Mean Absolute Percentage Error, MAPE). Esta métrica cuantifica la precisión de un modelo al medir el porcentaje medio de error entre los valores predichos y los valores reales. El MAPE se calcula promediando la diferencia absoluta entre cada valor observado y su correspondiente valor estimado, dividiéndola por el valor real y expresándola como un porcentaje. El uso del MAPE permite comparar el rendimiento de los diferentes modelos en términos de exactitud y fiabilidad. Un valor más bajo de MAPE indica que el modelo tiene una mejor capacidad predictiva, mientras que valores más altos sugieren mayor error en las estimaciones [25].

Además del MAPE, existen otras métricas para evaluar el desempeño de los modelos, como el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y el análisis de residuales. El  $R^2$  mide qué tan bien el modelo explica la variabilidad de los datos, con valores cercanos

a 1 indicando un mejor ajuste. Un  $R^2$  alto sugiere que el modelo captura correctamente la relación entre las variables y la generación de empleo. Por otro lado, el análisis de residuales, que representa la diferencia entre los valores reales y los valores predichos, permitió identificar posibles sesgos en las predicciones. Distribuciones aleatorias de los residuales alrededor de cero indican que el modelo no presenta errores sistemáticos, mientras que patrones marcados podrían señalar deficiencias en la predicción [25]

### III. ANÁLISIS DE DATOS DE PROYECTOS SOLARES Y EÓLICOS EN COLOMBIA

---

Esta sección presenta el análisis descriptivo de los datos de los proyectos registrados ante la UPME hasta el primero de octubre de 2024, en donde se identificaron patrones y características clave de los proyectos. Se seleccionaron variables relevantes como capacidad instalada, tiempo de construcción y ubicación del proyecto, y se aplicaron técnicas de minería de datos para estructurar la información, tales como analizar valores atípicos y agrupar los datos.

#### A. Fuentes de información

A continuación, se describen las fuentes de información empleadas en el estudio. Primero, se presenta la base de datos de proyectos de generación FNCER, que compila datos clave sobre el desarrollo y características de estos proyectos. Luego, se expone la planificación energética a largo plazo, la cual establece lineamientos y proyecciones para la evolución del sector energético en el futuro.

#### 1. Base de datos de proyectos de generación FNCER

Para el desarrollo de este modelo, se recopilamos datos de proyectos de generación de energía a partir de fuentes no convencionales de energía renovable (FNCER), específicamente de proyectos eólicos y solares. Además, se consideramos únicamente aquellos con una capacidad instalada igual o superior a 0.1 MW. La información utilizada proviene de cuatro fuentes de datos principales:

**i. Instalados:** Se incluyeron los proyectos FNCER que actualmente están en operación o en fase de pruebas, registrados ante XM, el operador del Sistema Interconectado Nacional (SIN) y administrador del Mercado de Energía Mayorista de Colombia. Estos proyectos representan la capacidad real instalada y operativa en el país a corte de 1 de febrero de 2025 [32].

**ii. Asignados:** Se consideraron los proyectos FNCER que han recibido una capacidad asignada y cuentan con un punto de conexión aprobado en UPME según lo establecido en la resolución CREG 075 del 2021. Aunque estos proyectos han avanzado en su proceso de viabilidad, aún pueden encontrarse en diferentes etapas de desarrollo y no necesariamente han iniciado su construcción o puesta en operación a fecha de 1 de febrero de 2025 [33]

**iii. Registrados:** Proyectos de generación registrados en UPME [34]. Este conjunto de datos incluye todos los proyectos de generación de energía renovable registrados en la UPME hasta el 1 de octubre de 2024, sin que esto implique necesariamente que dichos proyectos hayan sido construidos o estén en operación. La UPME mantiene un registro voluntario donde los promotores de proyectos ingresan sus intenciones de desarrollar infraestructura de generación de energía, clasificándolos en Fase 1 correspondiente a los estudios de conocimientos y prefactibilidad finalizados, Fase 2 que incluyen los proyectos con estudios de factibilidad finalizados y Fase 3 que comprende los diseños técnicos finalizados; de esta manera los interesados voluntarios en desarrollar proyectos FNCER registran su grado de avance en términos de permisos y viabilidad. Es importante aclarar que estos registros representan iniciativas formales dentro del sector energético, pero no garantizan la materialización del proyecto. Además, debido a la naturaleza voluntaria del registro, los desistimientos o cancelaciones de proyectos no siempre se reflejan en la base de datos de manera inmediata, lo que puede generar discrepancias entre la capacidad registrada y la capacidad realmente instalada en el país.

Adicionalmente, dentro de este conjunto de proyectos, se tuvo en cuenta los proyectos de generación registrados en la UPME que califican para incentivos tributarios. Esta categoría incluye proyectos que, además de estar inscritos oficialmente, cumplen con los criterios necesarios para acceder a beneficios fiscales, lo que subraya su potencial contribución al desarrollo del sector renovable a corte de 1 octubre de 2024 [35].

A partir de estas fuentes, se llevó a cabo un proceso de recolección, limpieza, minería de datos y unificación, con el objetivo de estructurar una base de datos precisa y confiable. La limpieza de los datos incluyó

la eliminación de registros duplicados o incompletos, así como la corrección de inconsistencias en las variables clave. Posteriormente, se realizó un proceso de estandarización para homogeneizar los formatos de las diferentes fuentes y facilitar su integración. La minería de datos permitió identificar patrones ocultos y enriquecer la información con nuevas variables relevantes para el análisis. Finalmente, se unificaron todas las bases en un conjunto de datos consolidado, asegurando coherencia y completitud en la información.

## 2. Planificación energética a largo plazo

Para complementar el análisis de generación de empleo en proyectos FNCER, se aplicaron los factores de empleo previamente definidos a las capacidades de generación proyectadas en algunos escenarios de planeación energética a largo plazo clave para la planificación energética del país.

Específicamente, se utilizaron los escenarios del PEN 2022-2052 [37] y la Hoja de Ruta de la Transición Energética Justa (TEJ) de la cual se tomó el escenario TEJ [40].

## B. Resultados del análisis

En esta sección se presentan los resultados del análisis de la base de datos de proyectos de generación de energía renovable no convencional (FNCER) en Colombia. Para caracterizar la distribución y el estado de avance de estos proyectos, se emplearon técnicas de análisis descriptivo y visualización de datos, considerando variables como el número de proyectos, capacidad instalada, fuente de información y ubicación geográfica. Adicionalmente, se analizaron las proyecciones de expansión de capacidad instalada con base en la Hoja de Ruta de la Transición Energética Justa (HdR TEJ) y el Plan Energético Nacional (PEN). Se contrastaron diferentes escenarios para los años 2030, 2040 y 2050, permitiendo evaluar el crecimiento esperado de las tecnologías solar y eólica, así como la evolución estratégica de la matriz energética del país.

### 1. Base de datos de proyectos de generación FNCER

Durante el proceso de recolección, tratamiento y consolidación de datos, se identificaron un total de 1,604 proyectos relacionados con generación de energía renovable. Al analizar los tipos de tecnologías, se observó que los proyectos fotovoltaicos representan la mayoría, con un 94,3% del total de número de proyectos, dejando a los proyectos eólicos con un 5,7%. Sin embargo, si lo vemos en términos de capacidad instalada, los proyectos eólicos representan el 18,29% mientras que los solares corresponden al 81,7%.

En términos de ubicación geográfica, los proyectos están distribuidos a lo largo del territorio nacional. Las figuras 1 y 2 muestran la distribución de proyectos por departamento en cada una de las fuentes de información (registrados, asignados e instalados), primero en función del número de proyectos y luego en términos de capacidad

instalada. En la figura 1 se evidencia que Valle del Cauca (17.5%), Tolima (16%) y Atlántico (9.9%) lideran en proyectos instalados. Departamentos como Guaviare (1.52%), Risaralda (0.76%) y Casanare (0.76%) presentan una baja participación en la fase de instalados.

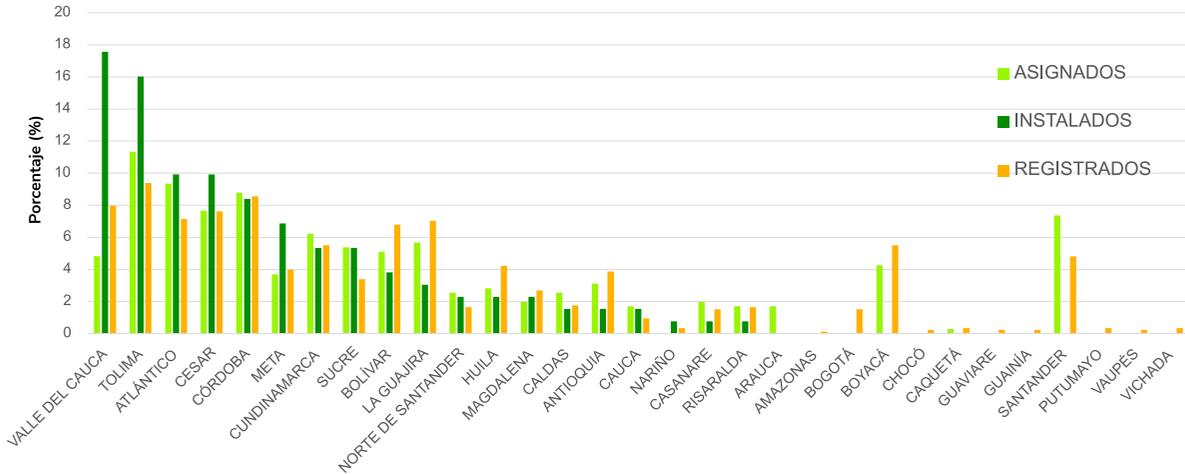


Figura 1. Porcentaje de número de proyectos registrados por departamento y fuente de información a febrero de 2025

En relación con la capacidad total instalada, su distribución varía significativamente entre departamentos, como se puede ver en la figura 2. Atlántico es el departamento con mayor capacidad instalada (553,3 MW), seguido de Cesar (313,5 MW) y Córdoba (196,6 MW). Estos tres departamentos, a pesar de no ser los que poseen el mayor número de proyectos, concentran una capacidad considerable, lo que indica que los proyectos en estas regiones son, en promedio, de mayor tamaño.

Por otro lado, los departamentos con mayor número de proyectos no necesariamente tienen la mayor capacidad instalada. Tolima y Valle del Cauca, a pesar de liderar en número de proyectos, tienen una capacidad instalada de 154,9 MW y 155,7 MW, respectivamente. Esto implica que sus proyectos son de menor envergadura en comparación con los de Atlántico y Cesar.

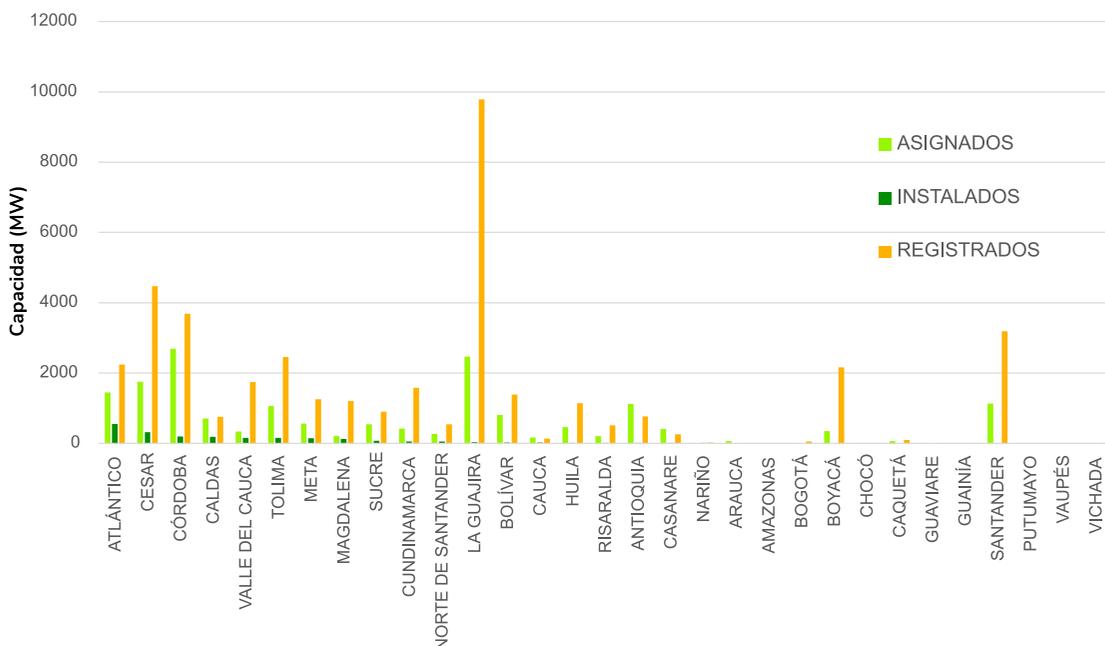


Figura 2. Capacidad instalada por departamento y fuente de información.

Desde una perspectiva general, como lo muestra la figura 3, el mayor número de proyectos registrados se encuentra en el rango de 1-9 MW (276 proyectos, 32.3%), seguido por los proyectos de 10-29 MW (164 proyectos, 19.2%). Además, 97 proyectos (11.4%) superan los 100 MW, representando una proporción significativa dentro del total. Entre los proyectos asignados, la distribución por tamaño mantiene un patrón similar, con 152 proyectos (43.1%) en el rango de 1-9 MW, 83 proyectos (23.5%) en el de 10-29 MW y 44 proyectos (12.5%) que superan los 100 MW.

En la fase de instalación, se observa una reducción en todas las categorías, con 58 proyectos (44.3%) en el rango de 1-9 MW, 29 proyectos (22.1%) en el de 10-29 MW y una disminución más pronunciada en los proyectos de gran escala, donde los de más de 100 MW pasan de 44 asignados a solo 3 instalados (reducción del 93.2%), lo que refleja las dificultades que enfrentan los proyectos de mayor capacidad para alcanzar la fase operativa.

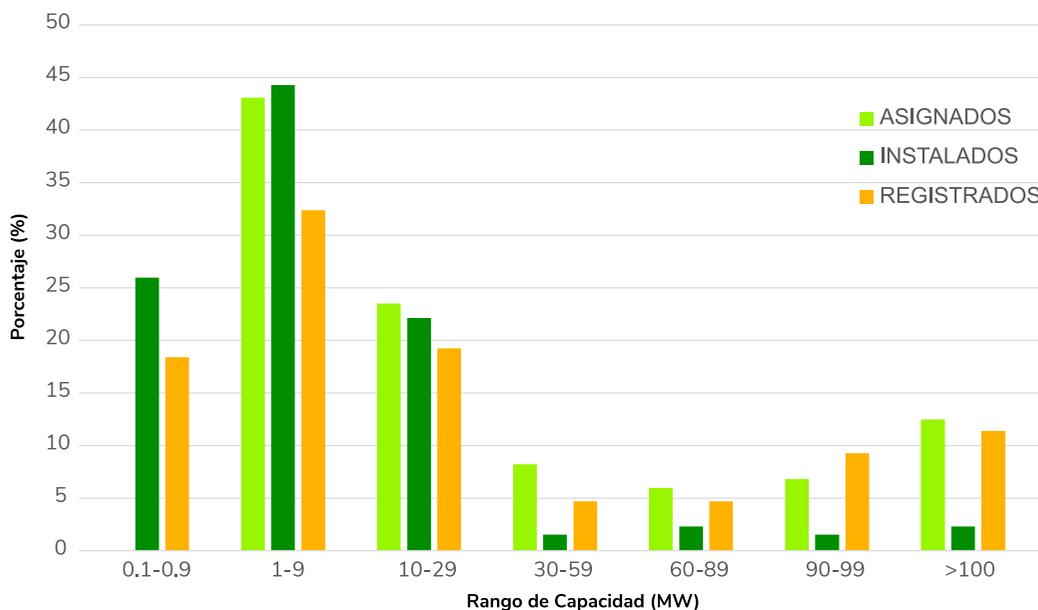


Figura 3. Porcentaje de proyectos por rango de capacidad instalada y fuentes de información.

En cuanto a capacidad instalada total de proyectos instalados, para 2024 se alcanzaron 2,109 MW de capacidad, lo que equivale a solo 5.2% del total registrado, como se muestra en la figura 4. De

acuerdo a los proyectos que ya tienen capacidad asignada y punto de conexión aprobado, a 2030 se llegaría a los 17,400 MW de capacidad instalada.

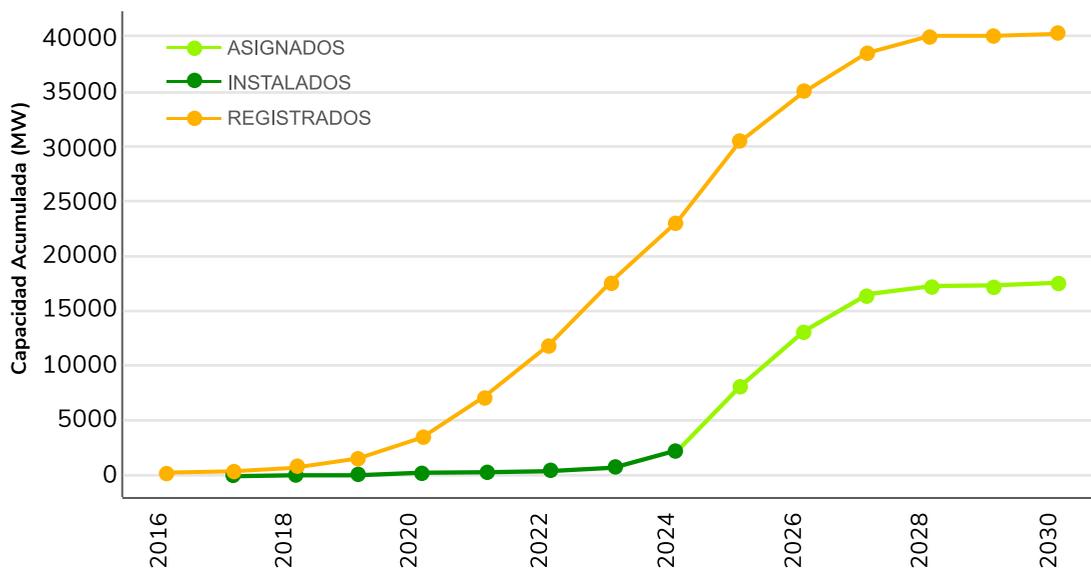


Figura 4. Capacidad instalada de los de proyectos que entran en operación por año.

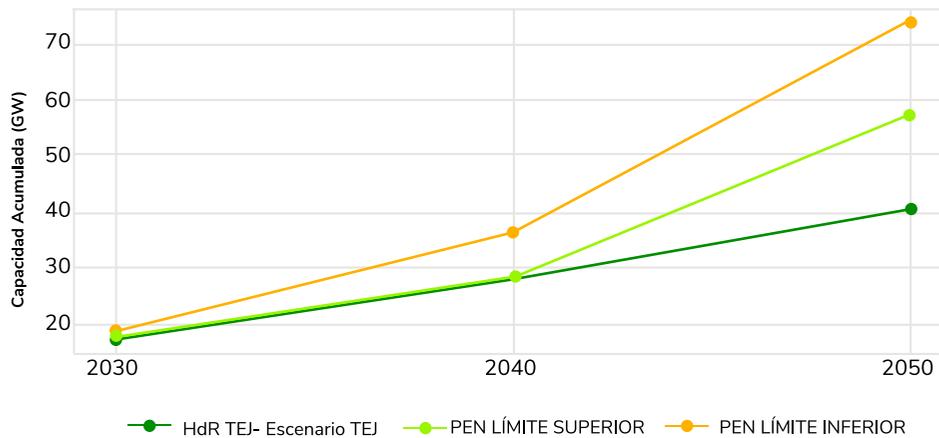
Es importante mencionar que el conjunto de datos de proyectos registrados tiene un propósito exclusivamente ilustrativo, debido a que se basa en proyectos que han alcanzado al menos un estado de prefactibilidad y han sido registrados ante la

UPME. Sin embargo, estos registros no representan necesariamente la materialización de los proyectos, dado que una proporción significativa no llega a ejecutarse.

## 2. Planes de Expansión de Largo Plazo

Con el propósito de evaluar el impacto de la transición energética en la generación de empleo a largo plazo en Colombia, se analizarán las proyecciones de capacidad instalada de las tecnologías solar (no se tuvo en cuenta solar con almacenamiento) y eólica (tanto costa adentro como costa afuera) establecidas en la Hoja de Ruta de la Transición Energética Justa (HdR TEJ) y el Plan Energético

Nacional (PEN). Para este estudio, se considerará el escenario de Transición Energética Justa (TEJ) de la HdR TEJ y el escenario de transición energética del PEN, el cual incluye dos estimaciones: un límite superior y un límite inferior, ambos resultados serán utilizados en el análisis. En la Figura 5 se presenta la capacidad instalada proyectada para las tecnologías mencionadas en los años 2030, 2040 y 2050.



**Figura 5.** Capacidad instalada para HdR TEJ y PEN. Tecnologías tenidas en cuenta: solar, eólica costa afuera y eólica costa adentro.

El documento de la Transición Energética Justa (TEJ) prevé un crecimiento progresivo, alcanzando 25 GW de solar y 15.4 GW de eólica (costa adentro + costa afuera) para 2050. Por otra parte, el Plan Energético Nacional (PEN) proyecta una capacidad instalada de 20,1 GW Para el escenario de límite superior y 29,5 GW para el límite inferior. Sumado a eso, la capacidad eólica total llega a 36,8 GW y 44GW para los límites superior e inferior respectivamente. Un punto clave es que los escenarios del PEN incluyen un crecimiento mucho más acelerado de la eólica costa adentro a partir de 2040, lo que sugiere un cambio estratégico hacia proyectos de mayor capacidad en las últimas décadas del análisis. Estos datos resaltan la importancia de la planificación a largo plazo, considerando la disponibilidad de infraestructura, la inversión requerida y la capacidad de integración de estas tecnologías en la matriz energética del país.

proyectos de Fuentes No Convencionales de Energía Renovable (FNCER) mediante dos enfoques: un modelo basado en factores de empleo obtenidos de estudios internacionales y un modelo de aprendizaje automático. Se evaluaron siete algoritmos de regresión utilizando métricas de error para seleccionar el más preciso, considerando variables como capacidad instalada, tiempo de construcción, ubicación y tipo de tecnología. La validación incluyó análisis estadístico, comparación con estudios previos y pruebas con expertos del sector. Además, se diseñó una interfaz gráfica interactiva para facilitar la visualización y simulación de resultados.

## IV. MODELO DE GENERACIÓN DE EMPLEOS

En esta sección se describe el desarrollo de un modelo para estimar la generación de empleo en

### A. Modelo basado en factores generación de empleo

Para estimar la cantidad de empleos generados por cada megavatio de capacidad instalada (Empleos/MW), se utilizaron factores de generación extraídos del estudio desarrollado por Rutovitz y Dominish en conjunto con la Agencia Internacional de Energías Renovables (IRENA) y Greenpeace Internacional. Este estudio consolida datos de múltiples fuentes para calcular factores de empleo a nivel global, permitiendo su aplicación en distintos contextos geográficos y tecnológicos, a diferencia de otros enfoques centrados en regiones o países específicos [17].

Esta metodología de usar factores de generación permite proyectar el impacto laboral de las inversiones en energías renovables y facilita la toma de decisiones informadas por parte de los responsables de políticas públicas y actores del sector energético. Al adaptar los coeficientes de empleo al contexto colombiano, se busca proporcionar una estimación precisa del potencial de generación de empleo en el marco de la transición energética justa del país. Para el desarrollo de este modelo adaptado a las consideraciones locales y las necesidades de una transición energética justa en Colombia, se tomaron en cuenta las siguientes consideraciones:

- i. Se contemplan empleos en etapas de instalación, operación y mantenimiento. No se incluyen los empleos generados en la etapa de manufactura y desmantelamiento del proyecto.
- ii. Se agrupan los empleos generados, directos, indirectos y subcontratados en una sola categoría, es decir, no se clasifican.

Teniendo en cuenta estas consideraciones, en la tabla 2 se visualizan los factores por tecnología utilizados para el modelo.

**Tabla 2.** Factores de empleo. **Fuente:** Basada en [17]

| Tecnología           | Etapas de Instalación (Empleos/MW) | Etapas de operación y mantenimiento (Empleos/MW) |
|----------------------|------------------------------------|--|
| Solar Fotovoltaica   | 13                                 | 0.7  |
| Eólica costa adentro | 3.2                                | 0.3  |
| Eólica costa afuera  | 8                                  | 0.2  |

En esta metodología, el número total de empleos generados (E) para cualquier proyecto se calcula multiplicando la capacidad instalada del proyecto (expresada en megavatios) (C) por un factor de empleo específico para la etapa de instalación ( $\xi$ ); a esto se suma el producto de la misma capacidad instalada por el factor de empleo correspondiente a la etapa de operación y mantenimiento ( $\rho$ ), así

$$E = \xi * C + \rho * C. \quad (1)$$

De esta manera, la metodología permite estimar la cantidad de empleos creados en cada fase del ciclo de vida del proyecto, diferenciando entre la construcción inicial y la operación y mantenimiento continuo. Estos factores fueron aplicados a los proyectos o datos unificados que fueron explicados en el punto anterior.

## B. Modelos de aprendizaje automático

En este estudio se evaluaron diversos algoritmos de regresión con el objetivo de estimar la generación de empleo en proyectos FNCER. Cada algoritmo fue analizado en términos de su desempeño en la predicción del empleo generado, seleccionando el más adecuado con base en su precisión y capacidad de generalización.

Para el desarrollo del modelo, se hizo una comparación de siete algoritmos de aprendizaje automático a través del entrenamiento y evaluación de los algoritmos utilizando como métrica el error porcentual absoluto medio (MAPE). Los algoritmos considerados fueron: Extra Trees Regressor, Gradient Boosting Regressor, Light Gradient Boosting Machine, AdaBoost Regressor, Bayesian Ridge, Huber Regressor y Elastic Net. El entrenamiento se realizó utilizando datos de proyectos FNCER ya instalados. La herramienta utilizada fue la librería Pycaret de Python, la cual es de código abierto y permite la automatización del flujo de trabajo para la construcción de modelos de aprendizaje automático [41].

La variable dependiente del modelo corresponde a la cantidad de empleos generados (1), mientras que las variables independientes son: i) la capacidad instalada en MW, ii) el tiempo de la etapa de construcción, iii) la ubicación del proyecto, y iv) el tipo de tecnología del proyecto.

Las consideraciones para el desarrollo de del modelo de aprendizaje automático son:

- i. El 5% de los empleos generados corresponden a la etapa de operación y mantenimiento. Esto tomando como base que la predicción del modelo determina la cantidad de empleos totales en instalación, operación y mantenimiento, y en concordancia con el estudio Greenpeace International [17].
- ii. De acuerdo con el Ministerio de Minas y Energía, todos los proyectos solares mayores a 0.1 MW generan al menos 20 empleos durante su ciclo de vida.

Se utilizó el 80% de las muestras de los proyectos para entrenar los modelos, y el resto del 20% de las muestras se utilizó para validar los modelos desarrollados.

## C. Selección del modelo

Para cada uno de los algoritmos evaluados, se calculó el MAPE utilizando como conjunto de entrada los

datos reservados para validación. La evaluación del MAPE para cada algoritmo se presenta en la tabla 3. Entre menor sea el valor de MAPE mejor será el desempeño predictivo en términos de precisión. Es así como se selecciona el algoritmo Extra Trees Regressor debido a resultado de MAPE equivalente a 2.9%.

**Tabla 3.** Resultados del MAPE para los algoritmos evaluados.

| Algoritmo                       | MAPE [%] |
|---------------------------------|----------|
| Extra Trees Regressor           | 2.9      |
| Gradient Boosting Regressor     | 13.6     |
| Light Gradient Boosting Machine | 24.5     |
| AdaBoost Regressor              | 39.8     |
| Bayesian Ridge                  | 86.80    |
| Huber Regressor                 | 63.61    |
| Elastic Net                     | 123.04   |

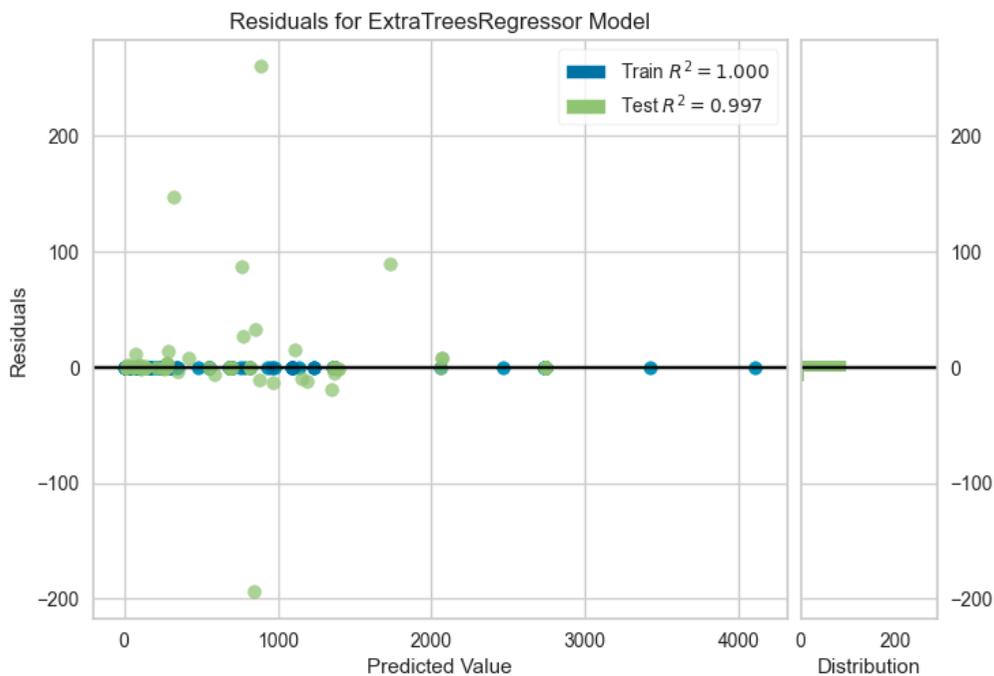
En la figura 6 se muestra el resultado del proceso de entrenamiento del modelo. Se utilizaron los datos recolectados de proyectos en función de los residuales, es decir, la diferencia entre los valores observados reales y los valores predichos. Se muestran en azul los datos de entrenamiento y en verde los validados.

Dentro de la figura 6, algunos de los puntos validados, en verde, presentan residuales superiores a 80, lo que sugiere que el modelo tuvo dificultades para predecir correctamente esos valores. Esta variabilidad es inherente al uso del aprendizaje automático como herramienta principal de modelado, ya que siempre pueden existir factores no capturados por el modelo.

Sin embargo, el modelo presenta un excelente ajuste tanto para los datos de entrenamiento como para los de prueba, con un coeficiente de determinación ( $R^2$ ) de 0.997 en el conjunto de prueba. Esta métrica evalúa qué tan bien el modelo explica la variabilidad de la variable dependiente en función de las variables independientes, y un valor cercano a 1 indica un alto grado de precisión en las predicciones. Este resultado es coherente con la relación lineal observada hasta el momento entre las variables. Además, la mayoría de los puntos presentan residuales cercanos a 0, lo que confirma la alta precisión del modelo en la estimación de los valores esperados.

## D. Validación del modelo

Para garantizar la precisión y confiabilidad del modelo desarrollado, se implementó un proceso de validación estadística, contextual y de pruebas con actores clave del sector energético.



**Figura 6.** Residuales y R2 en el proceso de entrenamiento del modelo para el algoritmo Extra Tree Regressor.

El desempeño del modelo se evaluó con el error de porcentaje medio absoluto, MAPE, una métrica que mide la diferencia porcentual entre valores reales y predichos. Tras comparar varios algoritmos, se seleccionó Extra Trees Regressor por su menor error y mejor ajuste a los datos de los proyectos FNCER en Colombia.

Además de la validación estadística, se llevó a cabo una validación contextual a partir de estudios previos y la retroalimentación de expertos del sector. En particular, se contrastaron los resultados del modelo con un modelo realizado por el Ministerio de Minas y Energía de Colombia, que analizó la generación de empleo en proyectos de energías renovables. Se encontró que las estimaciones del modelo eran consistentes con los valores reportados en dicho estudio, lo que refuerza su capacidad predictiva en el contexto colombiano.

Para complementar la validación técnica, el modelo fue socializado con cinco promotores de proyectos FNCER en Colombia, quienes realizaron pruebas que validaron el modelo con datos reales de proyectos que están actualmente en etapa de construcción. En sus observaciones, destacaron que el modelo predice valores cercanos a la realidad, mencionando que el modelo puede convertirse en una herramienta útil para la planeación y gestión de proyectos de energías renovables.

## E. Desarrollo de la interfaz

Para facilitar la interacción con el modelo desarrollado, se diseñó una interfaz gráfica. La implementación de esta interfaz tuvo como objetivo principal brindar a los usuarios una herramienta intuitiva que les permita explorar los resultados del modelo, analizar los datos recolectados y realizar simulaciones personalizadas.

Para la carga y visualización de los datos, se implementó un módulo que permite a los usuarios cargar sus propios archivos de entrada en formatos como Excel o CSV. Este módulo también incluye validaciones automáticas para garantizar que los datos ingresados cumplan con los requisitos esperados, como la estructura de columnas y el formato de las variables. Una vez cargados, los datos son preprocesados automáticamente en segundo plano y presentados de manera clara mediante tablas interactivas y gráficos generados con herramientas de código abierto a través de bibliotecas como Plotly [42]. Así mismo, se integraron tableros interactivos para analizar la distribución de los proyectos, permitiendo a los usuarios seleccionar subconjuntos específicos de datos y exportar las visualizaciones en formatos de tipo imagen.

Finalmente, para garantizar la transparencia de la aplicación, se incluyeron secciones donde se detalla la fuente de los datos, su procesamiento

con los factores y el modelo escogido. La aplicación fue probada exhaustivamente para asegurar su rendimiento y adaptabilidad a diferentes dispositivos.

## V. RESULTADOS DE IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO

En esta sección se presentan los resultados obtenidos a partir de la implementación del modelo desarrollado. La proyección de los proyectos de generación, abordada en las primeras subsecciones, se realizó mediante un modelo de inteligencia artificial, evaluando dos escenarios definidos en la primera subsección a continuación. Por otro lado, las proyecciones de empleo en el marco de la planificación energética a largo plazo, específicamente en el Plan Energético Nacional (PEN) y el Horizonte de Referencia de la Transición Energética Justa (HdR TEJ), fueron obtenidas a partir de un modelo matemático basado en factores de empleo. Este enfoque permite una evaluación detallada del impacto laboral asociado a la evolución del sector energético en el largo plazo.

### A. Escenarios para proyectos asignados

En la experiencia que se ha tenido con los proyectos FNCER en Colombia se ha evidenciado que la fecha de puesta en operación suele estar sujeta a múltiples factores externos que pueden generar retrasos, tales como cambios en la regulación, disponibilidad de financiamiento, condiciones climáticas adversas, demoras en la obtención de permisos, problemas en la cadena de suministro, entre otros. Dada esta condición, se plantean dos escenarios para la implementación del modelo en el caso de los proyectos asignados: i) escenario base, y ii) escenario reprogramado.

El *escenario base* toma el conjunto de datos de proyectos implementados y asignados permitiendo estimar la cantidad de empleos generados bajo las condiciones reportadas en las fuentes oficiales. Este escenario sirve como punto de referencia para evaluar el modelo predictivo y sus estimaciones sin intervenciones adicionales.

El *escenario reprogramado* toma el mismo conjunto de datos del escenario base, pero con una sensibilidad sobre el parámetro de fecha de puesta en operación (FPO) de los proyectos asignados, incorporando un retraso aleatorio entre 6 y 12 meses, esto con el fin de ajustarse a lo acontecido con los proyectos FNCER en Colombia.

## B. Proyección de empleos para escenario base en los proyectos de generación de FNCER

Un claro ejemplo de esta diferencia es que, hasta 2024, el número estimado de empleos potenciales generados por los proyectos registrados podría haber alcanzado aproximadamente 278,000, con una proyección máxima de 469,000 para 2030 (ver figura 7). No obstante, al contrastar estas cifras con los proyectos que efectivamente han sido instalados, se estima que solo el 5.9 % de estos empleos podrían materializarse durante la fase de instalación.

En cuanto a los empleos asociados a proyectos instalados, las estimaciones sugieren un total aproximado de 27,200. Por su parte, la proyección de empleos generados por proyectos asignados se sitúa en 58,200 en 2025 y podría alcanzar hasta 206,600 en 2030, reflejando el potencial de crecimiento del sector.

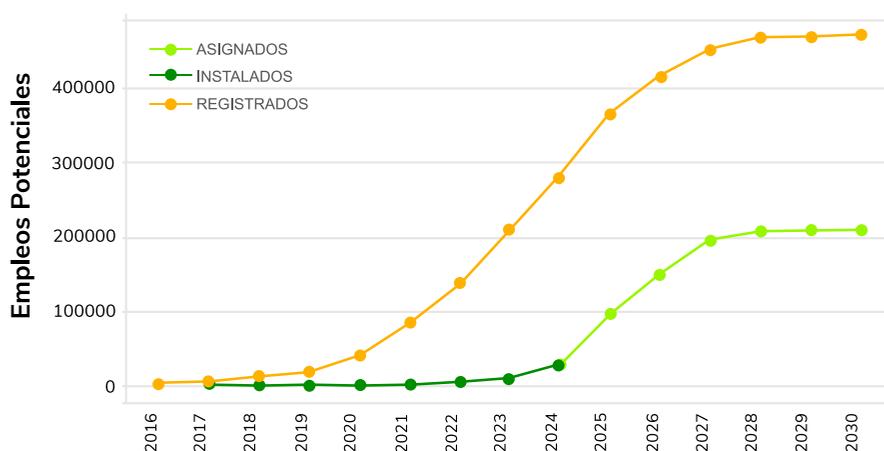


Figura 7. Empleos potenciales por año y fuente de información en escenario base.

## C. Proyección de empleos para el escenario reprogramado en los proyectos de generación de FNCER

Se aplicó el modelo para los datos del escenario reprogramado, determinando la generación de empleos. Posteriormente, se compararon los resultados con los obtenidos en el escenario base. En la figura 8, se ven los resultados comparativos de empleos generados para el escenario base y el reprogramado.

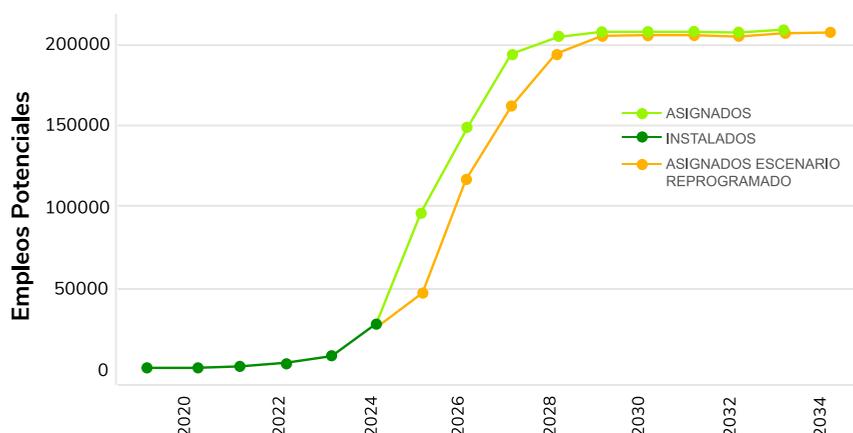


Figura 8. Comparación de empleos generados entre escenario base y empleos generados con el escenario reprogramado.

El aplazamiento de las fechas permite obtener resultados más conservadores en el corto plazo; sin embargo, dado que se sigue considerando la entrada de todos los proyectos, a mediano plazo las proyecciones

convergen con las del escenario base. En 2025, en el escenario reprogramado se estima la generación de aproximadamente 8,800 empleos adicionales, lo que representa solo el 15 % de lo proyectado en el escenario base. Para 2027, este escenario alcanza el 79,3 % de los empleos estimados en el caso base, con un total aproximado de 124,000 empleos.

## D. Resultados complementarios de proyectos de generación de FNCER

En cuanto a la distribución regional de esta proyección de empleos potenciales por proyectos de fuentes de generación renovable, los departamentos con mayor participación en el total nacional son Atlántico, Cesar y Córdoba, los cuales concentran un porcentaje significativo de los empleos ya instalados y asignados. Esto refleja el potencial de estas regiones para el desarrollo de proyectos de energías renovables y su impacto en la generación de empleo.

Dentro de los proyectos instalados, Atlántico lidera con un 23%, seguido por Cesar con un 16% y Córdoba con un 9%, concentrando casi un 49% de los empleos potenciales reales.

Por otro lado, al analizar los proyectos asignados, que cuentan con punto de conexión aprobado pero aún no han sido ejecutados, se observa un poco más de variabilidad, Córdoba cuenta con un 17%, Cesar con un 12% y Atlántico con un 9% mantienen una alta participación, sin embargo, le siguen departamentos como Antioquia (7%) y Santander (7%) que muestran iniciativas de proyectos FNCER que dinamicen la economía. Esto sugiere una mayor diversificación geográfica en esta etapa del desarrollo de los proyectos, lo que podría favorecer la descentralización de la generación de empleo en el sector.

En cuanto a los proyectos registrados, aquellos que han sido declarados pero aún no han obtenido permisos finales, se evidencia una distribución más dispersa, destacando el departamento de la Guajira que con un 14% lidera las iniciativas de proyectos y empleos.

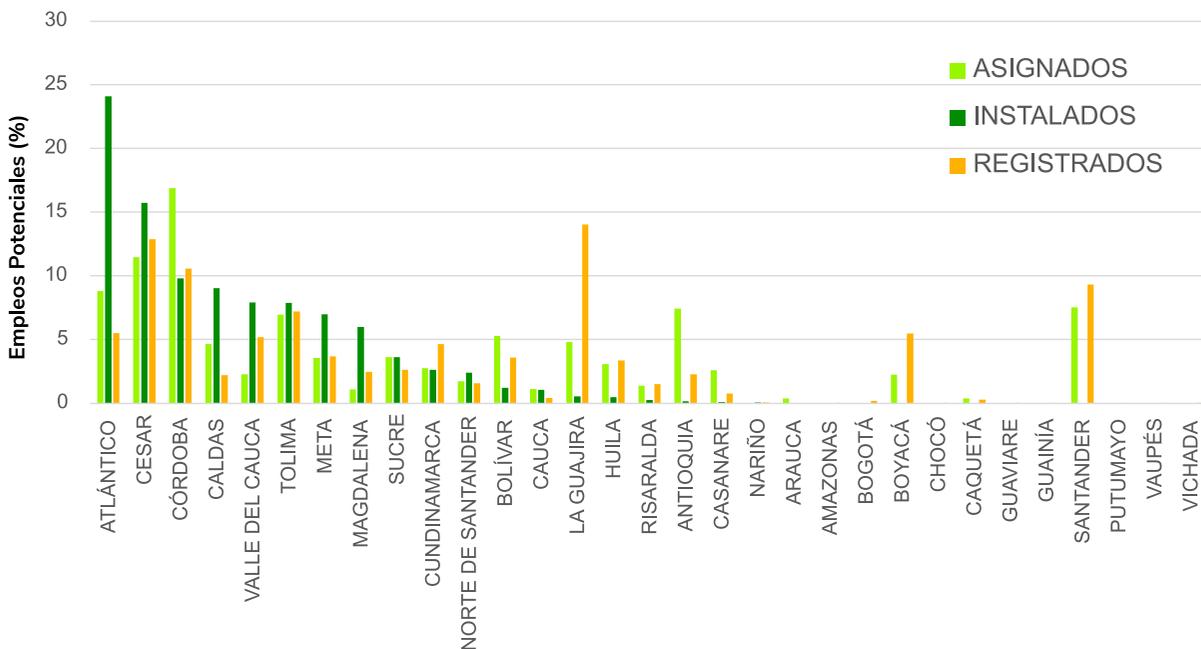
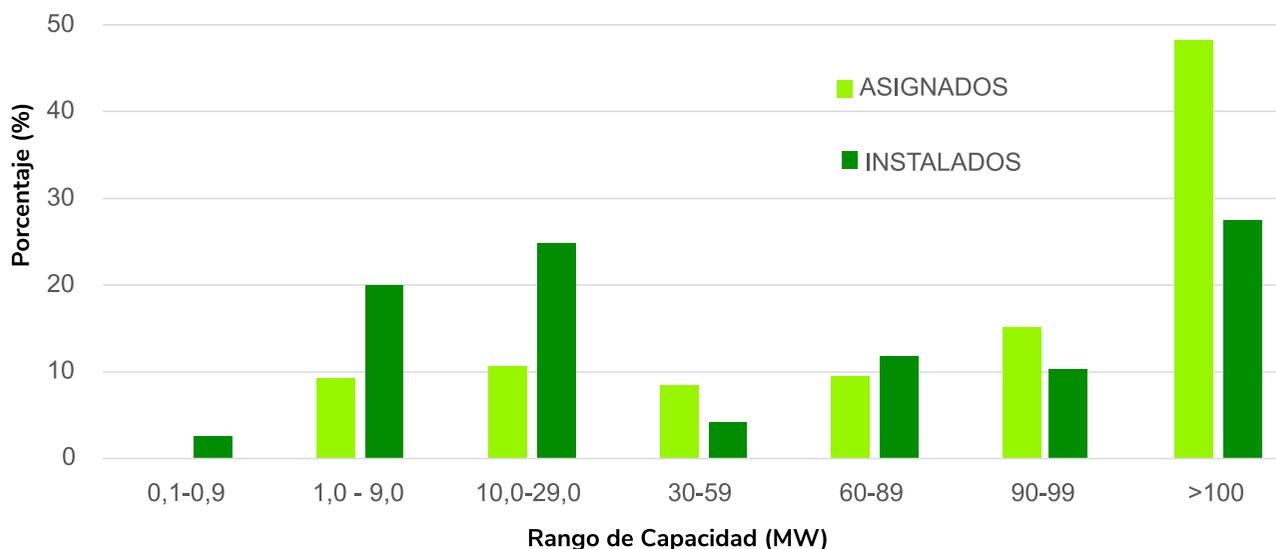


Figura 9. Empleos estimados por departamento al 2030.

El análisis de la distribución de empleos respecto a la capacidad instalada de los proyectos, tanto instalados como registrados, muestra que la mayor concentración de empleo se encuentra en dos segmentos; proyectos de 10-29 MW y proyectos mayores a 100 MW. En particular, los proyectos asignados e instalados en el rango de 10-29 MW

concentran aproximadamente el 25% del total de empleos estimados dentro de los proyectos ya instalados. Esto sugiere que los proyectos de mediana escala juegan un papel crucial en la generación de empleo, debido a su mayor número de proyectos y a la intensidad de mano de obra requerida en cada fase del desarrollo.



**Figura 10.** Empleos potenciales por capacidad del proyecto y capacidad en escenario base.

Por otro lado, los proyectos con capacidad superior a 100 MW también representan una fracción importante de los empleos potenciales, con una participación que supera el 45% del total en los proyectos instalados. Aunque el número de estos proyectos es menor, su mayor capacidad instalada compensa esta diferencia, generando una cantidad significativa de empleos.

## E. Proyecciones de empleos planeación energética a largo plazo (PEN , HdR de la TEJ)

Los conjuntos de datos de proyectos FNCER asignados, instalados y registrados, permiten realizar proyecciones de empleo hasta el 2030. Sin embargo, en aras a extender los resultados hasta el 2050, se aplicó el modelo matemático de factores de empleo (1) a las trayectorias de los escenarios de transición energética del PEN 2022-2052 (límite superior e inferior) y al escenario TEJ de la Hoja de Ruta de la Transición Energética Justa. Dadas las variaciones entre estos escenarios en las tecnologías establecidas para la generación de electricidad y su porcentaje de asignación por cada uno de los algoritmos de optimización, se presenta en la tabla 4 las proyecciones de generación de empleo según la tecnología de generación FNCER.

**Tabla 4.** Número de empleos potenciales para los escenarios de transición energética del PEN 2022-2052 y la HdR de la TEJ

| Año  | Documento             | Solar   | Eólica costa adentro | Eólica costa afuera |
|------|-----------------------|---------|----------------------|---------------------|
| 2030 | TEJ – HdR TEJ         | 208,240 | 10,500               | 0                   |
| 2040 | TEJ – HdR TEJ         | 249,340 | 10,500               | 57,400              |
| 2050 | TEJ – HdR TEJ         | 342,500 | 24,500               | 68,880              |
| 2030 | PEN - Límite superior | 183,580 | 11,200               | 8,200               |
| 2040 | PEN - Límite superior | 227,420 | 27,650               | 28,700              |
| 2050 | PEN - Límite superior | 275,370 | 97,300               | 73,800              |
| 2030 | PEN - Límite inferior | 183,580 | 11,200               | 8,200               |
| 2040 | PEN - Límite inferior | 255,820 | 49,350               | 28,700              |
| 2050 | PEN - Límite inferior | 404,150 | 105,000              | 114,800             |

Dadas estas proyecciones, para 2030 el escenario TEJ proyecta aproximadamente 208,000 empleos en energía solar, mientras que el PEN límite superior e inferior estima 183,600 empleos, mostrando una diferencia de hasta 24,400 empleos en favor del escenario TEJ. Por otra parte, en el caso de la capacidad de eólica total (costa adentro y costa afuera), la diferencia es de 8,900 a favor de PEN, teniendo el PEN un estimado de 19,400 empleos y la HdR TEJ uno de 10,500 empleos. La diferencia de empleos entre el PEN y la HdR TEJ, a 2030 es

del 7%, y, como se muestra en la figura 11, son levemente superiores que el resultado para los proyectos asignados.

Para 2040, la diferencia en generación de empleo se amplía, con el escenario TEJ estimando 249,000 empleos solares, mientras que el PEN límite inferior alcanza 255,000 empleos, superando a la TEJ en 6,000 empleos, lo que sugiere un mayor impulso a esta tecnología en ese escenario.

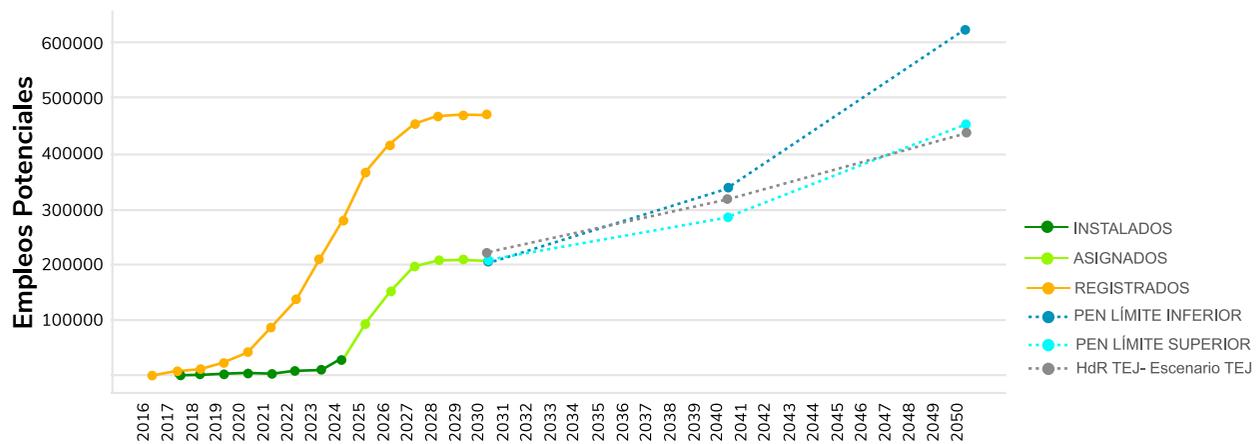


Figura 11. Empleos potenciales para cada una los escenarios de proyección de largo plazo.

En 2050, la brecha entre las proyecciones se hace más notoria. En energía solar, el PEN límite inferior proyecta 404,000 empleos, frente a los 342,500 del escenario TEJ, con una diferencia de 61,500 empleos a favor del PEN. En eólica costa adentro, el PEN límite inferior estima 105,000 empleos, superando ampliamente los 24,500 empleos del TEJ, lo que refleja una apuesta más fuerte por esta tecnología en ese escenario. Finalmente, en eólica costa afuera, el PEN límite inferior proyecta 114,800 empleos, casi 37,200 empleos más que el

escenario TEJ. Estas cifras evidencian que, aunque el escenario TEJ propone una transición progresiva, el PEN límite superior apuesta por una expansión más agresiva de la eólica, lo que podría generar mayores oportunidades laborales en el sector renovable a largo plazo. En conclusión, el resultado del escenario de TEJ de la HdR TEJ llega, en total, a más de 435,000 empleos generados, mientras que el PEN llega a cerca de 446,000 empleos en el escenario de límite superior y 624,000 en el escenario de límite inferior.

## VI. CONCLUSIONES

Este estudio presenta un modelo de aprendizaje automático para estimar la generación de empleo en proyectos de fuentes no convencionales de energía renovable en Colombia, destacando su impacto en la transición energética justa. A partir del análisis de datos de proyectos registrados, instalados y asignados, y del desarrollo de un modelo de IA basado en el algoritmo Extra Trees Regressor, se identificó que la expansión de estas tecnologías, en particular la solar fotovoltaica y la eólica, tiene un alto potencial para dinamizar el mercado laboral.

Los resultados indican que, si todos los proyectos registrados, con punto de conexión aprobado, se materializan, podrían generarse hasta 206,000 empleos, con una mayor concentración en departamentos como Córdoba y Cesar (30%). Además, bajo el supuesto de que todos los proyectos registrados se hubiesen puesto en operación, se estimó que hasta 2024 estos proyectos habrían podido generar cerca de 278,000 empleos, con una proyección máxima de 469,000 para 2030. Sin embargo, al comparar con la estimación de empleos

generados por proyectos instalados hasta 2024, se observa que solo representan 5.9% respecto a los registrados, lo que sugiere la necesidad de fortalecer estrategias de ejecución para maximizar su impacto.

Para 2025, los proyectos asignados generarían aproximadamente 58,200 empleos, y en 2030 esta cifra podría ascender a 206,600, evidenciando un crecimiento sostenido del sector. Más allá de la creación de empleo, estos proyectos impulsan el desarrollo económico local, diversifican la matriz energética y fomentan la capacitación en nuevas tecnologías, consolidando un sistema energético más sostenible. Además, esta cifra de empleos generados por los proyectos asignados se alinea con los valores de empleos esperados según los escenarios de largo plazo analizados.

Entonces, en términos de los escenarios de expansión de largo plazo, el número de empleos proyectados para 2030 se encuentra en niveles similares a los proyectos asignados, pero para 2050 se espera que crezcan hasta más del doble en algunos escenarios. Esto sugiere que, para alcanzar las metas de empleo estimadas en estos planes, será fundamental incentivar y garantizar la ejecución de la mayor cantidad posible de los proyectos asignados.

El análisis de los potenciales empleos generados a partir de la expansión de las FNCER en Colombia, considerando los escenarios de largo plazo, muestra que la energía solar será la principal fuente de empleo debido a su alta intensidad laboral en la fase de instalación. En todos los escenarios, el empleo en energía solar se incrementa significativamente entre 2030 y 2050, con crecimientos de más del 50% en el escenario transición energética límite superior del PEN y de más del 120% en el escenario transición energética límite inferior del PEN.

La energía eólica, por su parte, experimenta un crecimiento aún más pronunciado en algunos escenarios, especialmente en los que incluyen una mayor participación de proyectos costa afuera. En el escenario TEJ de la HdR de la TEJ, el empleo en el sector eólico crece cerca de 8 veces entre 2030 y 2050, mientras que, en el escenario más ambicioso, transición energética límite inferior del PEN, el incremento es superior a diez veces. Esto destaca la importancia de la energía eólica en la generación de empleo a largo plazo y la necesidad de políticas que faciliten su desarrollo.

Sin embargo, la materialización de estos empleos dependerá no solo de la capacidad instalada, sino también de factores como el acceso a financiamiento, la estabilidad regulatoria y la disponibilidad de mano de obra calificada, que permitan cumplirse estas

metas. Es crucial, entonces, fortalecer programas de formación en energías renovables y garantizar la implementación efectiva de los proyectos para maximizar el impacto positivo de la transición energética en el mercado laboral colombiano.

Por otro lado, El análisis del escenario reprogramado destaca que los tiempos de construcción son un factor clave en la planificación de proyectos FNCER, especialmente en aquellos de gran escala. Si bien el impacto a mediano y largo plazo en la generación de empleo fue nulo, la correcta estimación de la fecha de puesta en operación influye significativamente en la precisión de las proyecciones y en la efectividad de las iniciativas futuras, particularmente en el corto plazo. La implementación de ajustes estratégicos en los plazos de construcción no solo permitiría optimizar la distribución del empleo a lo largo del tiempo, sino también mejorar la toma de decisiones en la planificación del sector energético, garantizando un desarrollo más eficiente y alineado con las necesidades del mercado laboral.

Los datos muestran que La Guajira tiene la mayor cantidad de empleos proyectados en proyectos registrados, con más de 65,000 empleos, lo que refleja un gran potencial en la región para el desarrollo de infraestructura energética. Sin embargo, esta tendencia no se mantiene en los proyectos instalados ni en los proyectos asignados, donde La Guajira presenta cifras considerablemente más bajas en comparación con otros departamentos. En proyectos instalados, apenas se reportan 151 empleos, y en los asignados, la cifra se mantiene en torno a los 9,900 empleos, lo que sugiere una brecha importante entre el potencial identificado y su materialización.

Esta situación indica que, si bien hay un gran interés en desarrollar proyectos en La Guajira, existen barreras que impiden su avance a etapas más concretas. Estos obstáculos pueden incluir retos como dificultades en la conexión a la red eléctrica, problemas de financiamiento o desafíos logísticos propios de la región. La baja conversión de registros en proyectos asignados e instalados implica que se deben realizar esfuerzos adicionales para que este potencial se traduzca en generación de empleo real y desarrollo económico sostenible.

Otro aspecto por destacar es la concentración de empleos en el grupo de proyectos asignados, donde sobresalen departamentos como Córdoba, Cesar y Atlántico. Estos departamentos muestran un desarrollo más estable y coordinado en la implementación de sus proyectos, permitiéndoles aprovechar de manera más efectiva el crecimiento del sector energético.

# VII. TRABAJOS FUTUROS

Para futuras revisiones y mejoras del modelo, se propone utilizar datos verificables sobre la generación de empleo en Colombia, con el fin de ajustar los factores de estimación y considerar variables como las condiciones locales de construcción, los costos laborales y los requerimientos técnicos específicos del país. La recopilación de esta información requiere un mayor acercamiento con los desarrolladores de proyectos, dado que actualmente no existe un reporte sistemático sobre los empleos generados por cada iniciativa.

Asimismo, se sugiere el desarrollo de un modelo que distinga entre empleos directos e indirectos, lo que permitiría mejorar la precisión de las proyecciones, dado que la metodología basada en factores de empleo solo estima los puestos de trabajo directos. Además, se plantea la inclusión de estimaciones sobre el empleo en el sector manufacturero, con el objetivo de fomentar el desarrollo de capacidades productivas nacionales relacionadas con la fabricación e industrialización de infraestructura FNCER. Esto permitiría fortalecer el encadenamiento productivo y alinearse con la expansión de este tipo de proyectos en el país.

Se recomienda, además, considerar la formulación de escenarios en los cuales no solo se evalúe

el retraso de los proyectos de generación, sino también la posibilidad de que muchos de estos no lleguen a completarse. En el modelo actual, se asumió que todos los proyectos registrados y asignados llegarían a término; sin embargo, la experiencia demuestra que esta no es siempre la realidad. Por lo tanto, para obtener proyecciones más precisas sobre los proyectos con capacidad asignada y aquellos que podrían entrar en operación en Colombia, es esencial integrar estos escenarios. De esta manera, se podrán generar rangos más realistas de los empleos generados en el contexto de las energías renovables en el país, permitiendo un análisis de sensibilidad más completo y útil para la toma de decisiones estratégicas.

Estas mejoras contribuirían a incrementar la utilidad del modelo en los procesos de planificación y toma de decisiones estratégicas dentro del sector, proporcionando un marco más preciso y adaptado a la realidad del mercado laboral colombiano.

Por último, es importante mencionar que los proyectos FNCER en Colombia representan una oportunidad significativa para avanzar en la transición energética justa del país mientras se generan impactos positivos en términos de empleo. No obstante, es fundamental diseñar políticas públicas que maximicen estos beneficios, promoviendo tanto grandes desarrollos energéticos como iniciativas a pequeña escala que puedan integrarse al tejido socioeconómico local. Estos resultados refuerzan la importancia de las energías renovables como eje transformador en la agenda de desarrollo sostenible de Colombia.

## REFERENCIAS

[1] United Nations Environment Programme. (2024). *Emissions gap report 2024*. Obtenido de <https://www.unep.org/resources/emissions-gap-report-2024>

[2] IEA (2024), *World Energy Employment (2024)*, IEA, Paris <https://www.iea.org/reports/world-energy-employment-2024>, Licence: CC BY 4.0

[3] International Renewable Energy Agency. (2024). *Renewable energy and jobs: Annual review 2024*. Obtenido de <https://www.irena.org/Publications/2024/Oct/Renewable-energy-and-jobs-Annual-review-2024>

[4] Ministerio de Minas y Energía (MME). (2023). *Escenarios Nacionales. Transición Energética Justa*. <https://www.minenergia.gov.co/documents/12383/Escenarios-TEJ-2024.pdf>

[5] Child, M., Koskinen, O., Linnanen, L., Breyer, C., (2018). Sustainability guardrails for energy scenarios of the global energy transition. *Renew. Sust. Energ. Rev.* 91, 321–334. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.03.079>.

[6] Ram, M., Aghahosseini, A., & Breyer, C. (2019). Job creation during the global energy transition towards

- 100% renewable power system by 2050. *Technological Forecasting and Social Change*. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.06.008>
- [7] Osorio-Aravena J.C., Ram M., Aghahosseini A., Breyer C. Evaluation of employment effects during the transition of the Chilean energy system. (2025). *Energy*, 318, art. no. 134839. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.134839>
- [8] Sara Proença, Patricia Fortes. The social face of renewables: Econometric analysis of the relationship between renewables and employment. (2020). *Energy Reports*. Volume 6, Supplement 1, Pages 581-586, ISSN 2352-4847. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2019.09.029>
- [9] Blanco MI, Rodrigues G. Direct employment in the wind energy sector: an EU study. *Energy Policy* (2009); 37:2847–57. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.02.049>.
- [10] Ortega M, Río P del, Ruiz P, Thiel C. Employment effects of renewable electricity deployment. A novel methodology. *Energy*. (2015); 91:940–51. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.08.061>.
- [11] Markandya A, Arto I, Gonzalez-Eguino M, Roman M v. Towards a green energy economy? Tracking the employment effects of low-carbon technologies in the European Union. *Appl Energy*. (2016); 179:1342–50. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.02.122>.
- [12] Lehr U, Nitsch J, Kratzat M, Lutz C, Edler D. Renewable energy and employment in Germany. *Energy Policy*. (2008); 36:108–17. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2007.09.004>.
- [13] Bohringer C, Keller A, van der Werf E. Are green hopes too rosy? Employment and welfare impact of renewable energy promotion. *Energy Econ*. (2013); 36:277–85. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2012.08.029>.
- [14] Tourkolias C, Mirasgedis S. Quantification and monetization of employment benefits associated with renewable energy technologies in Greece. *Renew Sustain Energy Rev* (2011); 15:2876–86. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.02.027>
- [15] Lavidas G. Energy and socio-economic benefits from the development of wave energy in Greece. *Renew Energy*. (2019); 132:1290–300. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.09.007>.
- [16] Dalton GJ, Lewis T. Metrics for measuring job creation by renewable energy technologies, using Ireland as a case study. *Renew Sustain Energy Rev*. (2011); 15:2123–33. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.01.015>.
- [17] Rutovitz, J., Dominish, E., & Downes, J. (2015). *Calculating global energy sector jobs: 2015 methodology*. Prepared for Greenpeace International by the Institute for Sustainable Futures, University of Technology Sydney
- [18] Tourkolias C, Mirasgedis S. Quantification and monetization of employment benefits associated with renewable energy technologies in Greece. *Renew Sustain Energy Rev*. (2011); 15:2876–86.
- [19] Steinberg D, Porro G, Goldberg M. Preliminary analysis of the jobs and economic impacts of renewable energy projects supported by the 1603 treasury grant program. Golden: National Renewable Energy Laboratory (NREL); (2012).
- [20] Comings T, Fields S, Takashi K, Keith G. Employment effects of clean energy investments in Montana. Massachusetts: Synapse Energy Economics Inc.; (2014).
- [21] Pembina Institute. Canadian renewable electricity development: employment impacts. Toronto: Pembina Institute; (2004).
- [22] Heavner B, Churchill S. Renewables work: job growth from renewable energy development in California. Sacramento: CALPIRG Charitable Trust; (2002).
- [23] Rutovitz J, Atherton A. Energy sector jobs to 2030: a global analysis. Sydney: Institute for Sustainable Futures (UTS); (2009).

- [24] Lambert, R. J., & Silva, P. P. (2012). The challenges of determining the employment effects of renewable energy. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(7), 4667-4674.
- [25] Tiwari, A. (2022). Supervised learning: From theory to applications. In *Artificial intelligence and machine learning for EDGE computing* (pp. 23-32). Academic Press.
- [26] Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. [Internet], 9(1), 381-386.
- [27] Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2018). Considerations for evaluation and generalization in interpretable machine learning. *Explainable and interpretable models in computer vision and machine learning*, 3-17.
- [28] Jafari, S., & Byun, Y. C. (2024). Efficient state of charge estimation in electric vehicles batteries based on the extra tree regressor: A data-driven approach. *Heliyon*, 10(4).
- [29] Sheridan, R. P., Liaw, A., & Tudor, M. (2021). Light gradient boosting machine as a regression method for quantitative structure-activity relationships. arXiv preprint arXiv:2105.08626.
- [30] Solomatine, D. P., & Shrestha, D. L. (2004, July). AdaBoost. RT: a boosting algorithm for regression problems. In 2004 IEEE international joint conference on neural networks (IEEE Cat. No. 04CH37541) (Vol. 2, pp. 1163-1168). IEEE.
- [31] Sun, Q., Zhou, W. X., & Fan, J. (2020). Adaptive huber regression. *Journal of the American Statistical Association*, 115(529), 254-265.
- [32] XM, Listado de Recursos de Generación en el sistema energético colombiano. Obtenido de: [https://sinergox.xm.com.co/Historicos/Listado\\_Recurso\\_Generacion.xlsx](https://sinergox.xm.com.co/Historicos/Listado_Recurso_Generacion.xlsx)
- [33] Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME). (n.d.). Registro de proyectos de generación que cuentan con punto de conexión.. Datos Privados
- [34] Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME). (n.d.). Inscripción de proyectos de generación. Obtenido de <https://www1.upme.gov.co/siel/Pages/Inscripcion-proyectos-generacion.aspx>
- [35] Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME). (n.d.). Registro de proyectos de generación registrados que califican para incentivos tributarios. Datos Privados
- [36] Ministerio de Minas Energía. (2025). Hoja de Ruta para la Transición Energética Justa de Colombia. Obtenido de: [https://minenergia.gov.co/documents/13272/Hoja\\_de\\_ruta\\_transicion\\_energetica\\_justa\\_TEJ\\_2025.pdf](https://minenergia.gov.co/documents/13272/Hoja_de_ruta_transicion_energetica_justa_TEJ_2025.pdf)
- [37] Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME) (2022). Plan Energético Nacional 2022-2052. Obtenido de: [https://www1.upme.gov.co/DemandayEficiencia/Documents/PEN\\_2022\\_2052/Resumen\\_ejecutivo\\_PEN\\_2022\\_2052.pdf](https://www1.upme.gov.co/DemandayEficiencia/Documents/PEN_2022_2052/Resumen_ejecutivo_PEN_2022_2052.pdf)
- [38] UPME, Capacidad Asignada UPME, Esri ArcGIS Dashboards, [En línea]. Disponible en: <https://www.arcgis.com/apps/dashboards/a12f7d6ec89a47ca913f6b275a05f4a1>. Accedido: 4-mar-2025.
- [39] UPME, Generación en Colombia, Esri ArcGIS Dashboards, [En línea]. Disponible en: <https://upme.maps.arcgis.com/apps/dashboards/60b51533dd714e1cb536419f8343968f>. Accedido: 4-mar-2025.
- [40] Ministerio de Minas Energía. (2024). Escenarios nacionales. Transición Energética Justa. Rutas que nos preparan para el futuro. Obtenido de: <https://www.minenergia.gov.co/documents/12383/Escenarios-TEJ-2024.pdf>
- [41] Pycaret Community (2025). PyCaret 3.0. Low-code machine learning. Consultado el 1 de Febrero de 2025. Obtenido de: <https://pycaret.gitbook.io/docs>
- [42] Plotly Technologies Inc. (2024). Plotly: Python graphing library. Obtenido de: <https://plotly.com/python/>



Unidad de Planeación  
Minero Energética



© UPME

AV. CALLE 26 # 69 D-91 TORRE 1 - PISO 9

BOGOTÁ - COLOMBIA | +57 601 2220601

UPME.GOV.CO