



# PANORAMA ELÉCTRICO

EDICIÓN 28 - MAYO 2025



Agencia de Regulación y Control  
de Electricidad



## **PRESIDENTE DE LA REPÚBLICA**

Daniel Noboa Azín

## **MINISTRA DE ENERGÍA Y MINAS**

Inés María Manzano

## **VICEMINISTRO DE ELECTRICIDAD Y ENERGÍA RENOVABLE**

Fabián Calero Freire

## **DIRECTOR EJECUTIVO DE LA AGENCIA DE REGULACIÓN Y CONTROL DE ELECTRICIDAD**

Rommel Aguilar Chiriboga

## **COORDINACIÓN NACIONAL DE REGULACIÓN ELÉCTRICA - ARCONEL**

Geovanna Maila

## **DIRECCIÓN TÉCNICA DE ESTUDIOS, INFORMACIÓN E INNOVACIÓN - ARCONEL**

Andrés Chiles

## **CONSEJO EDITORIAL**

Andrés Chiles

Iván Sánchez Loor

Andrea Torres

Oscar Salazar

Christian Junia

## **DISEÑO Y DIAGRAMACIÓN**

Sofía Andrade Torres

## **FOTOGRAFÍAS**

Ministerio de Energía y Minas - MEM

Participantes del sector eléctrico

## **CITAS ESTE DOCUMENTO COMO**

©Panorama Eléctrico, Edición 28, Quito - Ecuador, mayo 2025

Todos los derechos reservados

## **AUSPICIO**

Banco Interamericano de Desarrollo - BID



©Agencia de Regulación y Control de Electricidad (ARCONEL)

Av. Naciones Unidas E7-71 y Av. Los Shyris, Edificio Cordiez 170506 / Quito-Ecuador

Teléfono: (593) - 2 226 8744

[www.controlelectrico.gob.ec](http://www.controlelectrico.gob.ec)

La reproducción parcial o total de esta publicación, en cualquier forma y por cualquier medio mecánico o electrónico, está permitida siempre y cuando sea autorizada por los editores y se cite correctamente la fuente.



Capítulo

01

## Análisis comparativo entre vehículos eléctricos y vehículos de combustión interna, aplicando Levelized Cost of Driving ..... 1

1.1 Introducción .....	2
1.2 Formulación del LCOD .....	4
1.3 Caso de Estudio .....	5
1.4 Conclusiones .....	9
1.5 Bibliografía .....	10



Capítulo

02

## Pronóstico de demanda eléctrica mediante un sistema híbrido Prophet-GRU-WaveNet: aplicación al sector eléctrico ecuatoriano ..... 13

2.1 Introducción .....	14
2.2 Modelos y metodología .....	15
2.3 Arquitectura e implementación del sistema .....	21
2.4 Análisis y resultados .....	24
2.5 Conclusiones y recomendaciones .....	34
2.6 Bibliografía .....	35



Capítulo

03

## Cifras del sector eléctrico ..... 37

3.1 Generación y transmisión .....	38
3.2 Distribución y comercialización .....	38
3.3 Talento humano del sector .....	38
3.4 Cifras de generación .....	42
3.5 Cifras de transmisión .....	44
3.6 Cifras de distribución y comercialización .....	45



# Análisis comparativo entre vehículos eléctricos y vehículos de combustión interna, aplicando Levelized Cost of Driving

## Capítulo 01

## Capítulo 01

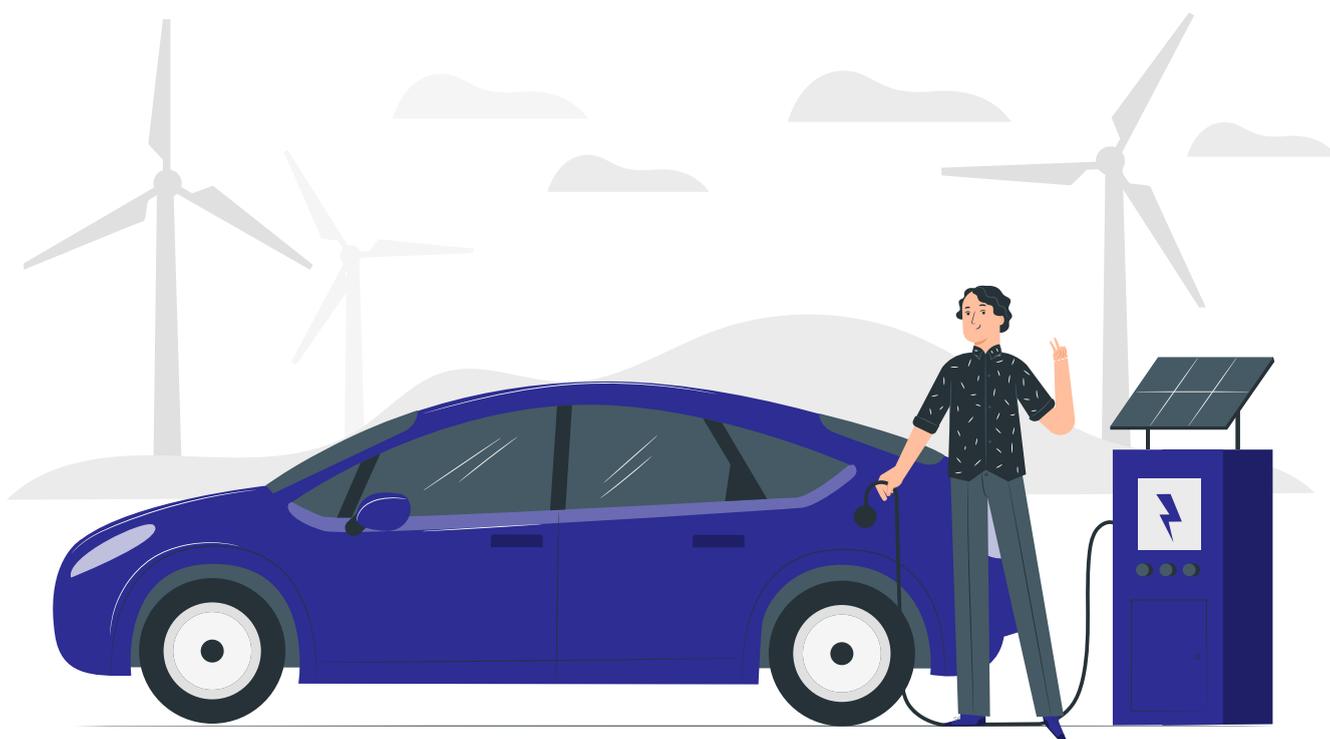
# Análisis comparativo entre vehículos eléctricos y vehículos de combustión interna, aplicando Levelized Cost of Driving



**DIEGO ANIBAL ARIAS CAZCO**  
Especialista en Regulación Técnica del Sector Eléctrico en ARCERNR

### 1.1 Introducción

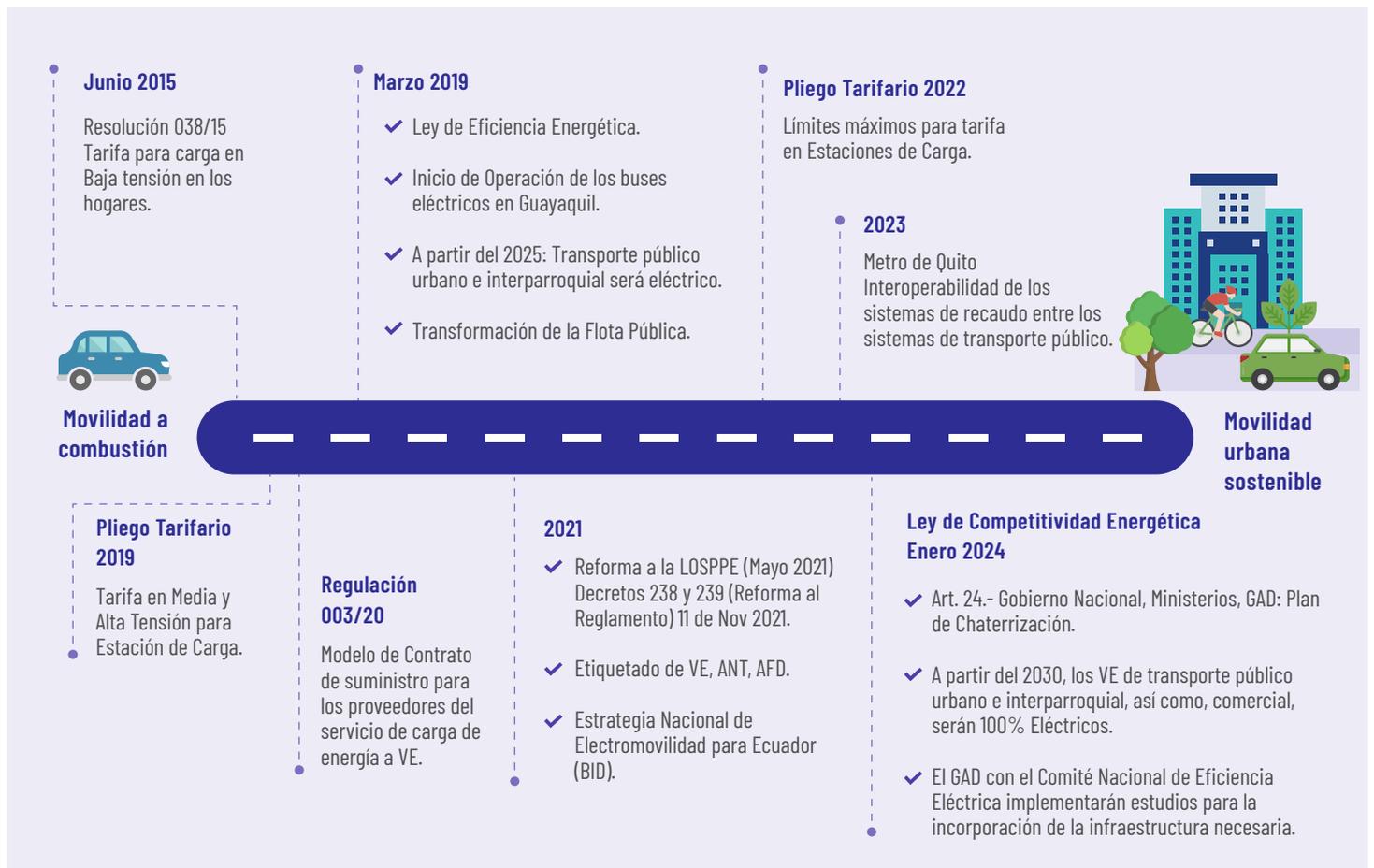
El costo nivelado de conducción (LCOD, por sus siglas en inglés, Levelized Cost of Driving) calcula cuánto cuesta conducir un vehículo, por kilómetro, durante la vida útil del vehículo, y generalmente se mide en USD/km. El LCOD se ha aplicado ampliamente para evaluar y comparar el desempeño de los vehículos eléctricos (VE) y los vehículos con motor de combustión interna (ICV). Desafortunadamente, no existe una metodología común para establecer cómo calcular el LCOD. Como los autores utilizan diferentes criterios para determinar qué elementos son relevantes en el LCOD, es difícil comparar los resultados. Para superar este problema, reintroducimos el concepto de LCOD, donde se incluyen los gastos e ingresos más relevantes. Esta novedosa definición de LCOD también incorpora elementos clave que a veces se descuidan, como la segunda vida de las baterías en los VE, los modelos de degradación de baterías de los EV y los modelos estocásticos, para caracterizar el funcionamiento diario. La metodología propuesta se aplica para evaluar el costo de usar EV como taxis en la ciudad de Quito, Ecuador, y fue publicada en el: World Electric Vehicle Journal en MDPI (<https://doi.org/10.3390/wevj13070119>)<sup>1</sup>.



<sup>1</sup> MDPI and ACS Style: Arias-Cazco, D.; Rozas, H.; Jimenez, D.; Orchard, M.E.; Estevez, C., Unifying Criteria for Calculating the Levelized Cost of Driving in Electro-Mobility Applications. World Electr. Veh. J. 2022, 13, 119. <https://doi.org/10.3390/wevj13070119>

El sector transporte es uno de los principales responsables de las emisiones de CO<sub>2</sub> al ambiente, lo que ha generado creciente preocupación entre ambientalistas y autoridades, impulsando iniciativas orientadas a su descarbonización como parte de la transición energética. En Ecuador, actualmente circulan más de 5.000 vehículos eléctricos, y desde hace varios años se han venido realizando esfuerzos significativos para fomentar la adopción de esta nueva tecnología de movilidad. Estos esfuerzos han incluido acciones intersectoriales para la implementación de políticas públicas, el desarrollo de un marco regulatorio adecuado e incentivos económicos y fiscales. En la siguiente línea de tiempo se presentan los hitos más relevantes alcanzados desde el año 2015.

### Timeline de avances regulatorios de movilidad eléctrica y visión



Desde el año 2015, la Agencia de Regulación y Control de Electricidad (ARCONEL) implementó una tarifa horaria específica para la carga de vehículos eléctricos, la cual se aplica mediante un medidor de energía exclusivo para este servicio. Esta tarifa incluye un incentivo económico para promover la carga nocturna, estableciendo un costo preferencial de 0,05 USD/kWh entre las 22:00 y las 08:00 horas.

Adicionalmente, desde hace varios años ha existido un creciente interés en incorporar vehículos eléctricos en la flota de taxis del país. Esta situación motivó a los autores del presente trabajo de investigación a realizar un análisis económico que evalúe la viabilidad de esta tecnología, en dicho segmento del transporte urbano.

Para la metodología propuesta, se realizó el estado del arte de la temática referente a evaluaciones económicas sobre tecnologías de movilidad, en el cual, en la revisión biográfica, se analizó varios trabajos de autores, que consideran diferentes metodologías, aspectos, variables, y factores dentro del análisis, que se muestra en la Tabla Nro. 1.1.

**Tabla Nro. 1.1: Revisión del Estado del Arte**

Factor	Reviewed Works												
	Levelized Cost (LCOD)				Life Cycle Cost (LCC)				Other Approaches				
	5,6	7	8	9	Proposal	13	10	11	12	14	15	16	17
Charging station infrastructure				<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>						
EV price	<input checked="" type="checkbox"/>												
Taxes		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>									<input checked="" type="checkbox"/>
Depreciation					<input checked="" type="checkbox"/>						<input checked="" type="checkbox"/>		
Maintenance cost	<input checked="" type="checkbox"/>												
Operational cost	<input checked="" type="checkbox"/>												
Air emission						<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Government incentive		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>					<input checked="" type="checkbox"/>		
Social externalities						<input checked="" type="checkbox"/>							
Insurance cost		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>				
Residual value				<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			
Disposal costs					<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>				
Depth of Discharge (DoD)				<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>						<input checked="" type="checkbox"/>		
Battery price		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>	
Battery degradation				<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>								
Stochasticity of daily operation		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>						<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>
Hybrid Electric Vehicles (HEVs)	<input checked="" type="checkbox"/>						<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>		
Battery second life					<input checked="" type="checkbox"/>								

En la tabla se incluye los factores considerandos en la metodología propuesta, considerando la mayor parte de aspectos para unificar los criterios en la evaluación económica, para poder comparar tecnologías de movilidad.

## 1.2 Formulación del LCOD (Levelized Cost of Driving)

La formulación del LCOD, tiene los mismos principios del Levelized Cost of Electricity (LCOE), descrito en [2], en el cual se considera la VAN =0, TIR=r, Costo beneficio =1, Payback= vida útil (o tiempo de evaluación del proyecto), es decir el proyecto se encuentra en el umbral de rentabilidad y viabilidad. La fórmula del LCOD está definida por la siguiente formula:

$$LCOD := \frac{CAPEX - \frac{RV}{(1+r)^n} + \sum_{tc=1}^{nc} = 1 \frac{DC + RC}{(1+r)^{tc}} + \sum_t^n = 1 \frac{OPEX_t}{(1+r)^t}}{\sum_t^n = 1 \frac{KM_t}{(1+r)^t}}$$

Donde: **CAPEX**= Costo de Inversión  
**OPEX**= Costo de Operación  
**RV**= Valor Residual del Vehículo  
**DC**= Costo de desechar o reciclar el Vehículo  
**RC**= Costo de reposición de baterías o costo de reparación de ICV.  
**KM**= Kilómetro del vehículo recorrido en el año t

### 1.3 Caso de Estudio

Para evaluar el LCOD, se aplica sobre un caso de estudio en la ciudad de Quito, para comparar un vehículo eléctrico y un vehículo a combustión. Los datos del caso de estudio se muestran en la siguiente tabla:

**Tabla Nro. 1.2: Datos del Caso de Estudio**

LCOD Parameters	EV	ICV
<b>Economic Parameters</b>		
CAPEX [USD]	\$ 39,990	\$ 20,000
Residual Value (RV)	\$ 20,000	\$ 10,000
Battery price (B) [USD]	\$ 8000	-
RC <sub>ICV</sub> [USD]	-	\$ 2000
K [USD/km]	\$ 0.025	\$ 0.05
DC [USD]	\$-	\$-
<b>Technical features</b>		
Battery capacity [KWh]	40	-
EV range [km]	280	-
Expected battery lifetime [# cycles]	1000	-
ICV performance in the City [km/GL]	-	45
EV performance in the City [km/kWh]	7.04	-
KM <sub>max</sub> [1000 km]	-	400
<b>Energy consumption fee</b>		
Electric fee [USD / kWh]	\$0.17	-
Fuel fee [USD/GL] (85 & 92 octane)	-	\$ 2.55 - \$ 4.66
<b>NPV parameters</b>		
Discount rate	10% and 12%	

En la siguiente tabla se muestra los valores de OPEX anuales, en la cual resulta que los costos de EV es aproximadamente el 50% de los costos del ICV con gasolina extra, y la tercera parte de los OPEX de un ICV (vehículos con motor de combustión interna).

**Tabla Nro. 1.3: Costos Operativos del VE y del ICV (Con gasolina extra y súper)**

	<b>Mean (OPEX) [USD]</b>	<b>Standard Deviation [USD]</b>
EV	2402.3	87.39
ICV [2.55 USD/GL]	4872.9	70.07
ICV [4.66 USD/GL]	7015.0	100.87

Los valores de LCOD de los vehículos se muestran en la Tabla Nro. 1.4, en la cual indica que es más económico recorrer 100km, con un ICV con gasolina extra, posteriormente le sigue el EV, y finalmente el más costoso es el ICV con gasolina súper. El LCOD considera todos los costos de ciclo de vida del proyecto, desde la inversión hasta el fin de su ciclo de vida.

**Tabla Nro. 1.4: Valores de LCOD**

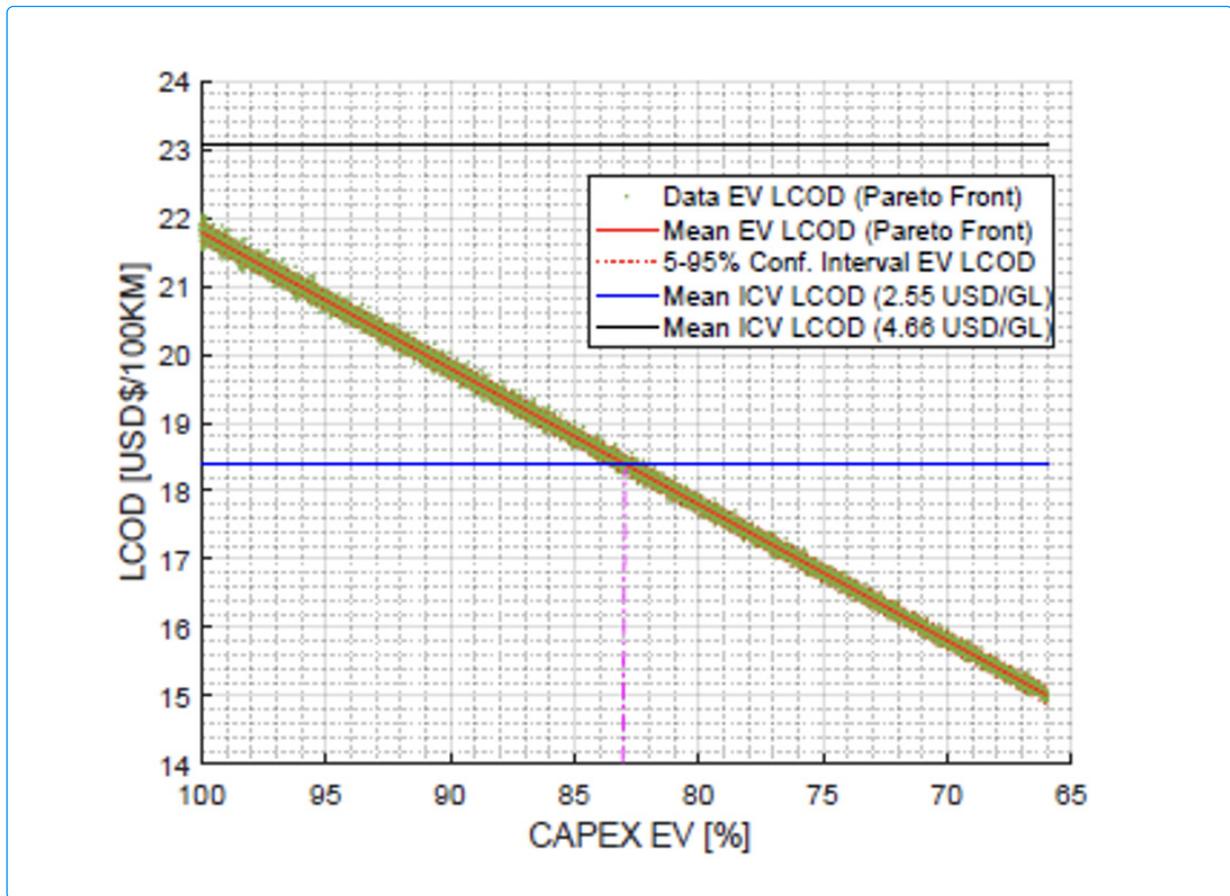
	<b>Mean (r = 8%) [USD/100 km]</b>	<b>Mean (r = 10%) [USD/100 km]</b>	<b>Mean (r = 12%) [USD/100 km]</b>
EV LCOD	20.55	21.75	23.03
ICV LCOD [2.55 USD/GL]	17.68	18.38	19.09
ICV LCOD [4.66 USD/GL]	22.36	23.07	23.78

### 1.3.1 Análisis de Sensibilidad LCOD vs. CAPEX

Para en el análisis de sensibilidad se utiliza el método de Montecarlo para la función de distribución de probabilidad del recorrido diario del taxi, y con ello obtener el recorrido anual. Para la sensibilidad con respecto al resto de variables, se utiliza la frontera de Pareto, aplicando optimización multiobjetivo.

En la Figura Nro. 1.1 se realiza un análisis de sensibilidad el LCOD del vehículo eléctrico, en la cual se puede concluir que para que el EV tenga el mismo LCOD que el ICV con gasolina extra, tiene que bajar el CAPEX del EV, un 17%, para llegar a la paridad de costos entre ambas tecnologías.

Figura Nro. 1.1: Sensibilidad del LCOD vs el Capex del Vehículo eléctrico

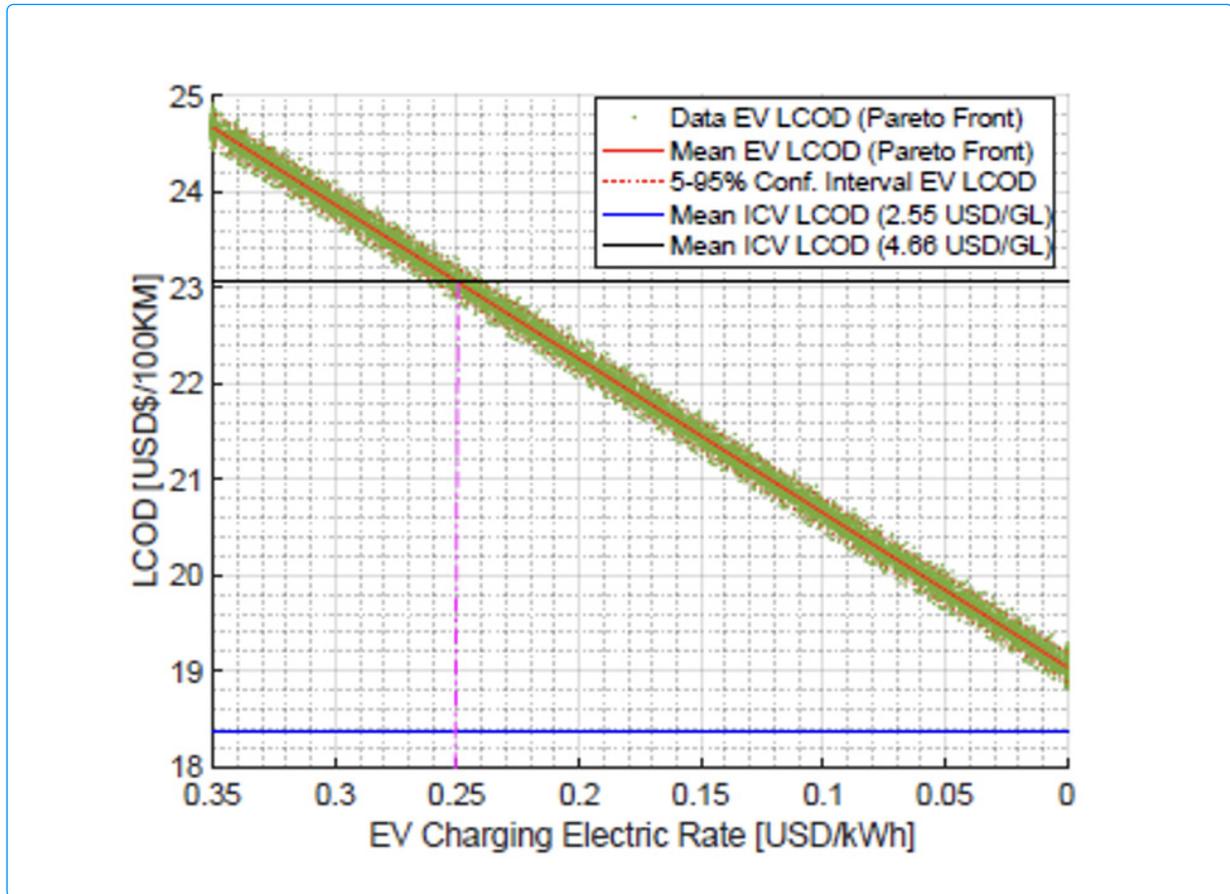


En los últimos años los costos de CAPEX de los EV que se comercializan en el país son mucho más bajos de los que se usa en este caso de estudio, y muy probable estas brechas entre tecnologías sean más estrechas o el EV supere al ICV, basta que el CAPEX baje un 17% llega a una paridad de costos.

### 1.3.2 Análisis de Sensibilidad LCOD vs. CAPEX

La sensibilidad del LCOD con respecto a la tarifa de carga del EV, se muestra en la Figura 7, en la cual, se puede apreciar que la paridad de costos del LCOD entre el EV y el ICV con gasolina súper, con tarifas monómicas de carga del EV menores a 25 ctsv/KWh. En el caso de compararnos con el ICV con gasolina extra, la paridad de red no se llega a dar, es decir, así la tarifa por carga sea gratuita, es más económico conducir un ICV con gasolina extra, con los datos del caso de estudio. Sin embargo, esta brecha de costos entre el EV y el ICV disminuye, si en caso el CAPEX del EV baja su valor.

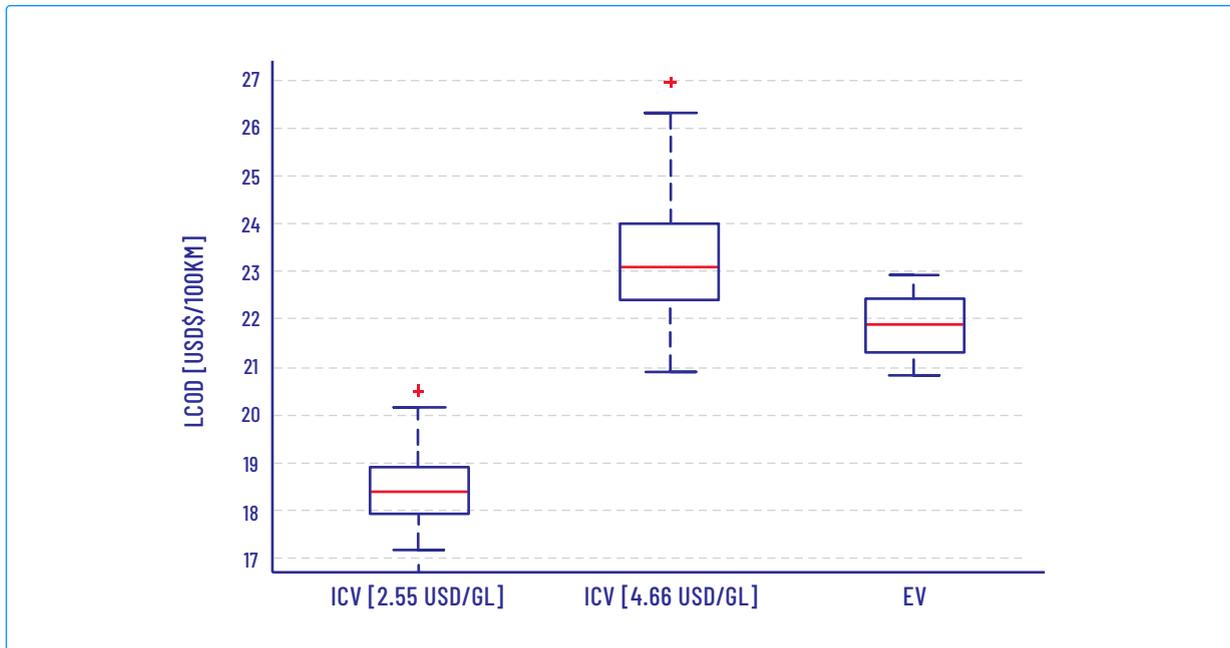
Figura Nro. 1.2: Sensibilidad LCOD vs Tarifa eléctrica de carga



### 1.3.3 Análisis de Sensibilidad LCOD vs. Eficiencia del Vehículo

Otro factor clave a tener en cuenta al calcular el LCOD es el Consumo Específico de Combustible del Vehículo (VSFC), el cual, es el rendimiento, definido como la relación entre la distancia recorrida y la energía consumida en dicha distancia. Por lo tanto, esta cantidad se mide en km/gl y km/kWh para vehículos de combustión interna y vehículos eléctricos, respectivamente. Dado que el VSFC puede variar según el perfil de uso del vehículo y las características de la ruta (carretera, vías urbanas o autopista), realizamos un análisis de sensibilidad sobre esta cantidad mediante una simulación de Monte Carlos.

Suponemos que la VSFC del CI puede modelarse mediante una variable aleatoria normal con una media de 45 km/gl y una desviación típica de 5 km/gl. De forma similar, para el EV, suponemos que su VSFC sigue una variable aleatoria normal con una media de 7 km/kWh y una desviación típica de 2,5 km/kWh. Posteriormente, tomamos muestras de estas distribuciones y, para cada muestra, calculamos el LCOD, y se gráfica la los diagramas de cajas, que se muestra en la Figura 3.

**Figura Nro. 1.3: Sensibilidad LCOD vs Tarifa eléctrica de carga**

Tenga en cuenta que la línea horizontal roja representa la mediana, mientras que las líneas azules muestran el cuartil más alto y más bajo. EL LCOD del ICV con gasolina extra es más bajo que el EV, y que el ICV con gasolina súper. Los diagramas de cajas y bigotes, muestran el grado de sensibilidad que dispone el LCOD con respecto al costo de combustible, y al rendimiento de los vehículos.

## 1.4 Conclusiones

Los resultados de LCOD pueden variar dependiendo de los datos de entrada. Los costos de inversión de los vehículos eléctrico han bajado, y eso permitiría en el análisis comparativo tenga una brecha más ajustada. Sin embargo, en este trabajo de investigación, se realiza el análisis y se muestra la sensibilidad con diferentes valores de CAPEX, tarifa eléctrica, valor residual del vehículo, rendimiento, tasas de descuento. La sensibilidad del LCOD que existe con respecto a las variables, es alta, y por esa razón se requiere realizar los análisis respectivos considerando las particularidades de cada variable.

La componente de inversión del EV, es una las barreras que impide llegar a la paridad entre EV y el ICV con gasolina extra. Bajando el CAPEX del EV, se tendría mayor desempeño el EV sobre ICV, en términos de costos nivelados, y la tecnología de EV sería más competitiva.

Otro aspecto importante a considerar en el análisis realizado, es que el análisis comparativo es considerando costos de la tarifa eléctrica y de combustible con subsidios. Sin embargo, en el caso del costo de gasolina se analiza con los valores del mercado para los dos tipos de gasolina, y en el caso de la tarifa eléctrica, el análisis contempla la sensibilidad aplicando la frontera de Pareto.

Mayores detalles de la metodología y del caso de estudio se encuentran en el siguiente enlace:

Arias-Cazco, D.; Rozas, H.; Jimenez, D.; Orchard, M.E.; Estevez, C. Unifying Criteria for Calculating the Levelized Cost of Driving in Electro-Mobility Applications. *World Electr. Veh. J.* 2022, 13, 119. <https://doi.org/10.3390/wevj13070119>

## 1.5 Bibliografía

[1] D. Arias-Cazco, H. Rozas, D. Jimenez, M. Orchard y C. Estevez, «Unifying Criteria for Calculating the Levelized Cost of Driving in Electro-Mobility Applications,» *World Electric Vehicle Journal*, vol. 13, nº 7, p. 119, 2022.

[2] D. Arias-Cazco, P. Gavela, L. Cruz Panchi y P. & Izquierdo, «Sensitivity Analysis for Levelized Cost of Electricity - LCOE with Multi-objective Optimization,» *IEEE Latin America Transactions*, vol. 20, nº 8, p. 2071-2078., 2022. [2] D. Arias-Cazco, P. Gavela, L. Cruz Panchi y P. & Izquierdo, «Sensitivity Analysis for Levelized Cost of Electricity - LCOE with Multi-objective Optimization,» *IEEE Latin America Transactions*, vol. 20, nº 8, p. 2071-2078., 2022.

[3] Ioannis, T.; Dalius, T.; Natalia, L. *Li-ion Batteries for Mobility and Stationary Storage Applications Scenarios for Costs and Market Growth*; Publications Office of the European Union: Luxembourg, 2018; ISBN 978-92-79-97254-6. [CrossRef]

[4] Zsuzsa, L.P.; Yannis, D.; Christian, T. The effect of fiscal incentives on market penetration of electric vehicles: A pairwise comparison of total cost of ownership. *Energy Policy* 2017, 105, 524-533. [Google Scholar][CrossRef]

[5] Open Energy Information. Available online: [https://openei.org/apps/TCDB/levelized\\_cost\\_calculations.html](https://openei.org/apps/TCDB/levelized_cost_calculations.html) (accessed on 21 June 2021).

[6] Paige, J.; Colin, M.; Daniel, S.; Matteo, M.; Laura, V.; Trieu, M. *Electrification Futures Study: End-Use Electric Technology Cost and Performance Projections Through 2050*; National Renewable Energy Lab. (NREL): Golden, CO, USA, 2017. Available online: <https://www.nrel.gov/docs/fy18osti/70485.pdf> (accessed on 1 March 2022).

[7] Han, H.; Michael, W.; Yan, Z.; Hewu, W.; Mingguo, O. *Levelized Costs of Conventional and Battery Electric Vehicles in China: Beijing Experiences*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2015; Volume 20, Number 7; pp. 1229-1246. [Google Scholar][CrossRef]

[8] EERE. *Analysis 2018 Annual Progress Report Vehicle Technologies Office*. US Department of Energy Office of Energy Efficiency and Renewable Energy. 2018. Available online: <https://www.energy.gov/sites/default/files/2019/04/f62/Analysis%202018%20Annual%20Progress%20Report.pdf> (accessed on 5 March 2022).

[9] Michael, O.; Aaron, B.; Caley, J.; Mike, M.; Jeremy, N.; Ahmad, P. *Battery Ownership Model: A Tool for Evaluating the Economics of Electrified Vehicles and Related Infrastructure*; National Renewable Energy Lab. (NREL): Golden, CO, USA, 2011. Available online: <https://www.nrel.gov/docs/fy11osti/50356.pdf> (accessed on 15 March 2022).

- [10] Sengupta, S.; Cohan, D.S. Fuel cycle emissions and life cycle costs of alternative fuel vehicle policy options for the City of Houston municipal fleet. *Transp. Res. Part Transp. Environ.* 2017, 54, 160–171. [Google Scholar][CrossRef][Green Version]
- [11] Abas, A.P.; Yong, J.; Mahlia, T.M.; Hannan, M.A. Techno-Economic Analysis and Environmental Impact of Electric Vehicle. *IEEE Access* 2019, 7, 98565–98578. [Google Scholar][CrossRef]
- [12] Sami, K.; Wen, L.; Nikkita, S. Life cycle cost analysis of electrical vehicles in Australia. *Procedia CIRP* 2017, 61, 767–772. [Google Scholar][CrossRef]
- [13] Zhao, X.; Doering, O.C.; Tyner, W.E. The economic competitiveness and emissions of battery electric vehicles in China. *J. Appl. Energy* 2015, 156, 666–675. [Google Scholar][CrossRef]
- [14] Zhang, C.; Chen, J.; Wang, Y.; Wang, G.; Xu, Z. Feasibility analysis and comparison of different types of electric vehicles. In *Proceedings of the 10th International Conference on Advances in Power System Control, Operation Management (APSCOM 2015)*, Hong Kong, China, 8–12 November 2015. [Google Scholar][CrossRef]
- [15] Graditi, G.; Langella, G.; Laterza, C.; Valenti, M. Conventional and electric vehicles: A complete economic and environmental comparison. In *Proceedings of the 2015 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*, Taormina, Italy, 16–18 June 2015. [Google Scholar][CrossRef]
- [16] Seong-Cheol, K.; Hoyoung, L. Economic appraisal of implementing electric vehicle taxis in Seoul. *Res. Transp. Econ.* 2019, 73, 45–52. [Google Scholar][CrossRef]
- [17] Jooyoung, K.; Seungjae, L.; Sik, K.K. A study on the activation plan of electric taxi in Seoul. *J. Clean. Prod.* 2017, 146, 83–93. [Google Scholar][CrossRef]

## Autor



**Diego Arias**

Magíster en Ciencias de la Energía

Escanea el código para ver el perfil de LinkedIn





# Pronóstico de demanda eléctrica mediante un sistema híbrido Prophet-GRU-WaveNet: aplicación al sector eléctrico ecuatoriano

## Capítulo 02

## Capítulo 02

# Pronóstico de demanda eléctrica mediante un sistema híbrido Prophet-GRU-WaveNet: aplicación al sector eléctrico ecuatoriano



**LUIS IVÁN SÁNCHEZ LOOR**  
Especialista de Estudios Eléctricos y Energéticos en ARCONEL



**LUIS ANDRÉS MERA MALDONADO**  
Especialista de Estudios Técnicos del sector eléctrico en ARCONEL

### Resumen

Este artículo presenta un sistema avanzado de pronóstico de series temporales energéticas con frecuencia mensual que combina enfoques estadísticos tradicionales y técnicas de aprendizaje profundo. El sistema integra tres modelos complementarios: Prophet (desarrollado por Facebook Research), redes GRU (Gated Recurrent Unit) y arquitectura WaveNet (inspirada en el modelo de DeepMind), creando un ensamble que aprovecha las fortalezas de cada enfoque. Los resultados experimentales con datos de CNEL-Guayas-Los Ríos (1999-2024) indican que este enfoque híbrido logra mejoras significativas en la precisión predictiva en comparación con modelos individuales, alcanzando un MAPE de 3.22%. El sistema proporciona análisis detallado de componentes, visualizaciones avanzadas y exportación de resultados, sentando las bases para futuras extensiones hacia frecuencias diarias y horarias.

### 2.1 Introducción

La predicción precisa de la demanda de energía es crucial para la planificación y operación eficientes de los sistemas energéticos. En el contexto ecuatoriano, donde la variabilidad climática y los patrones de consumo urbano presentan fuertes oscilaciones, resulta esencial contar con modelos capaces de anticipar con precisión las necesidades energéticas en períodos mensuales, diarios y horarios [1].

Los datos históricos de generación y consumo eléctrico presentan desafíos particulares para su modelación, incluyendo:

- Fuertes patrones estacionales anuales y multianuales.
- Tendencias no lineales y puntos de cambio estructurales.
- Eventos especiales y anomalías (pandemias, racionamientos, fenómenos climáticos).
- Dependencias complejas de factores exógenos (tarifas, crecimiento económico).

Los enfoques tradicionales de pronóstico como ARIMA o métodos de suavizado exponencial a menudo no logran capturar estas complejidades. Por otra parte, los modelos de aprendizaje profundo, a pesar de su capacidad para modelar patrones no lineales, pueden requerir grandes cantidades de datos y ser propensos al sobreajuste con las relativamente pocas observaciones de series mensuales [2].

Este artículo presenta un sistema de pronóstico de energía que combina la potencia de tres modelos complementarios:

1. Prophet, modelo estadístico desarrollado por Facebook que captura tendencias y estacionalidad en series temporales.
2. GRU, red neuronal recurrente que aprende patrones secuenciales complejos.
3. WaveNet, red neuronal convolucional para modelar dependencias a múltiples escalas temporales.

Al combinar las predicciones de estos tres modelos, mediante un ensemble ponderado, se logra un balance óptimo entre robustez y sensibilidad a los patrones finos de la serie [3]. El enfoque proporciona una herramienta confiable para operadores y planificadores del sector eléctrico ecuatoriano, mejorando la toma de decisiones en dimensionamiento de infraestructura, programación de mantenimiento y diseño de esquemas tarifarios.

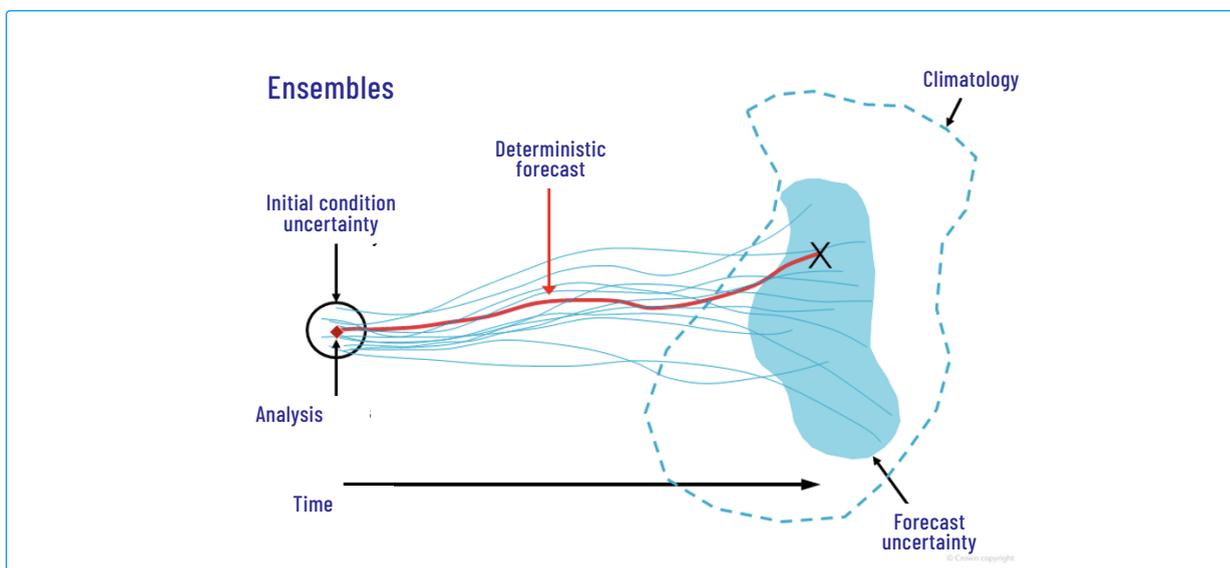
Este artículo está estructurado de la siguiente manera: la Sección 2 describe la metodología y los modelos utilizados; la Sección 3 presenta la arquitectura e implementación del sistema; la Sección 4 analiza los resultados obtenidos en el caso de estudio; y finalmente, la Sección 5 ofrece conclusiones, recomendaciones y líneas futuras de investigación.

## 2.2 Modelos y metodología

Para abordar los desafíos específicos del contexto ecuatoriano, se desarrolló una metodología híbrida que integra tres enfoques complementarios, aprovechando las fortalezas particulares de cada uno.

La Figura Nro. 2.1 ilustra el proceso general del ensemble, donde cada modelo genera una trayectoria de pronóstico (líneas azules) a partir de la misma condición inicial. El pronóstico central (línea roja) resulta de fusionar estas trayectorias mediante promedio ponderado, y la región sombreada delimita la banda de confianza.

**Figura Nro. 2.1: Diagrama conceptual del proceso de ensemble de pronósticos.**



A continuación, se describe cada uno de los modelos y su contribución al sistema híbrido.

## 2.2.1 Prophet

Es un modelo basado en descomposición aditiva que separa la serie temporal en tres componentes principales: tendencia, estacionalidad y efectos de eventos especiales [4]. El modelo se expresa matemáticamente como:

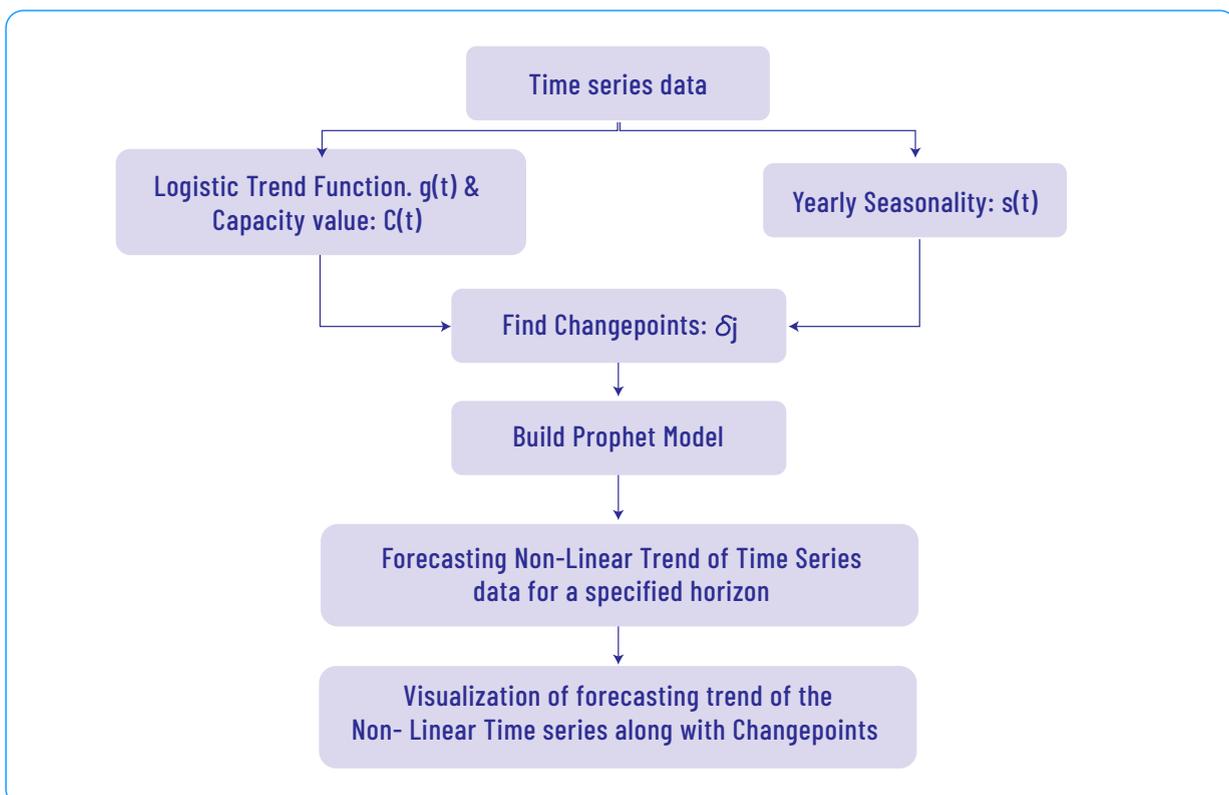
$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t$$

Donde:

- $g(t)$**  = función de tendencia (lineal o logística)
- $s(t)$**  = componentes estacionales
- $h(t)$**  = efecto de eventos especiales o festivos
- $\epsilon_t$**  = término de error

La Figura Nro. 2.2 ilustra el flujo de procesamiento del modelo Prophet, desde la entrada de datos hasta la generación del pronóstico.

**Figura Nro. 2.2: Diagrama de flujo del modelo Prophet para pronóstico de series temporales.**



Características principales de Prophet:

## 1. Modelado de Tendencia $g(t)$

Ofrece dos opciones:

**Crecimiento lineal:**  $g(t) = (k + a(t)^T)t + (m + a(t)^T\gamma)$

**Crecimiento logístico:**  $g(t) = \frac{C(t)}{1 + e^{-(k + a(t)^T\delta)(t - (m + a(t)^T\gamma))}}$

Donde:

- $C(t)$  = capacidad de carga (limitación máxima del sistema).
- $k$  = tasa de crecimiento.
- $m$  = desplazamiento de tiempo.
- $a(t)^T$  = vector de indicadores para los puntos de cambio, además  $T$  es la transposición de este vector.
- $\delta, \gamma$  = vectores de parámetros que modifican la tasa y el desplazamiento.

Para series mensuales de demanda energética, el modelo logístico es particularmente relevante, ya que establece límites realistas al crecimiento.

## Puntos de cambio

Prophet identifica automáticamente puntos donde la tendencia cambia significativamente, controlados por:

- **changepoint\_range:** determina dónde buscar los puntos de cambio (típicamente en el primer 80% de los datos).
- **changepoint\_prior\_scale:** regula la flexibilidad de estos cambios.

## 2. Componente Estacional $s(t)$

Para datos mensuales, la estacionalidad anual se modela mediante series de Fourier:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left[ a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) \right]$$

Donde:

- $P$  = período de la estacionalidad (365.25 días para estacionalidad anual).
- $N$  = orden de Fourier (típicamente 10 para datos mensuales).
- $a_n, b_n$  = coeficientes que se ajustan durante el entrenamiento.

El orden de Fourier determina la flexibilidad del patrón estacional.

### 3. Efectos de Eventos Especiales $h(t)$

Modelados como:

$$h(t) = Z(t) \cdot k$$

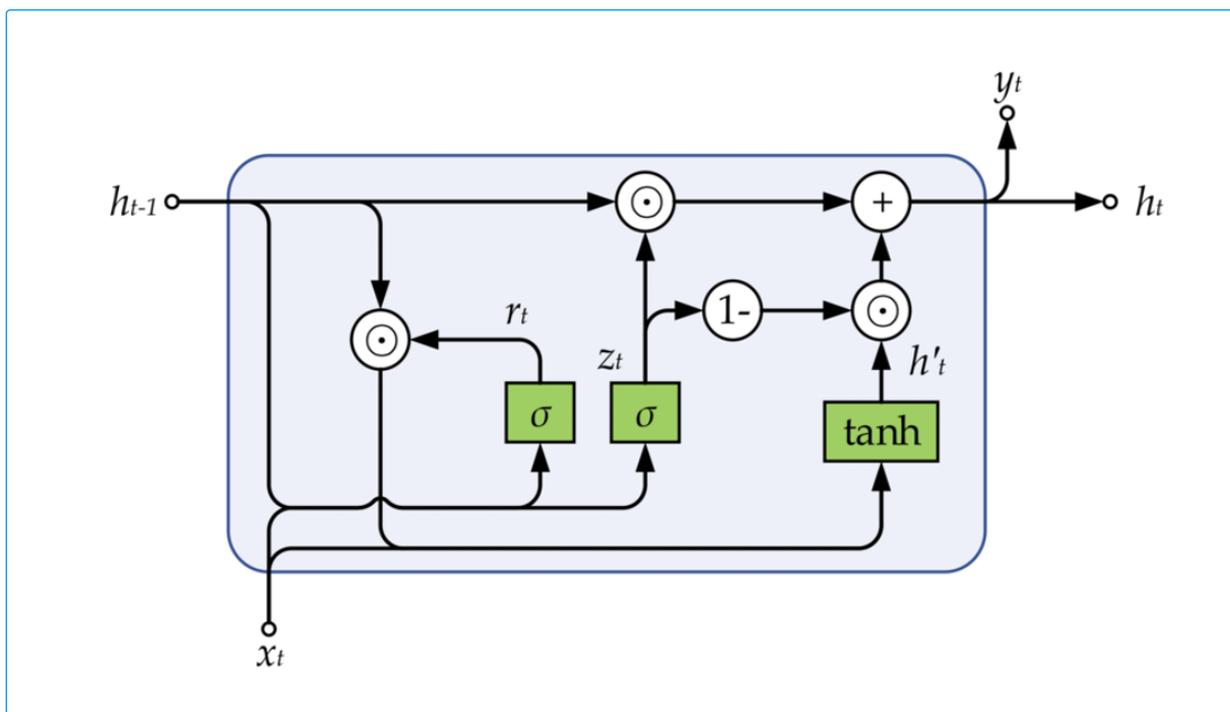
Donde:  $Z(t)$  = matriz de características que indica cuándo ocurren los eventos.  
 $k$  = vector de parámetros que representa el impacto de cada evento.

Prophet utiliza inferencia bayesiana, permitiendo cuantificar la incertidumbre en las predicciones, integrar conocimiento previo y mantener robustez frente a datos faltantes o atípicos.

#### 2.2.2 GRU (Gated Recurrent Unit)

Las unidades recurrentes con compuerta (GRU) son un tipo de red neuronal recurrente diseñada para capturar dependencias temporales en datos secuenciales (Figura Nro. 2.3). Su arquitectura incluye dos compuertas moduladoras clave que controlan el flujo de información: la puerta de reinicio  $r_t$  y la puerta de actualización  $z_t$  [5].

Figura Nro. 2.3: Arquitectura interna de la célula GRU (Gated Recurrent Unit).



Las principales ventajas de la GRU para series temporales energéticas incluyen:

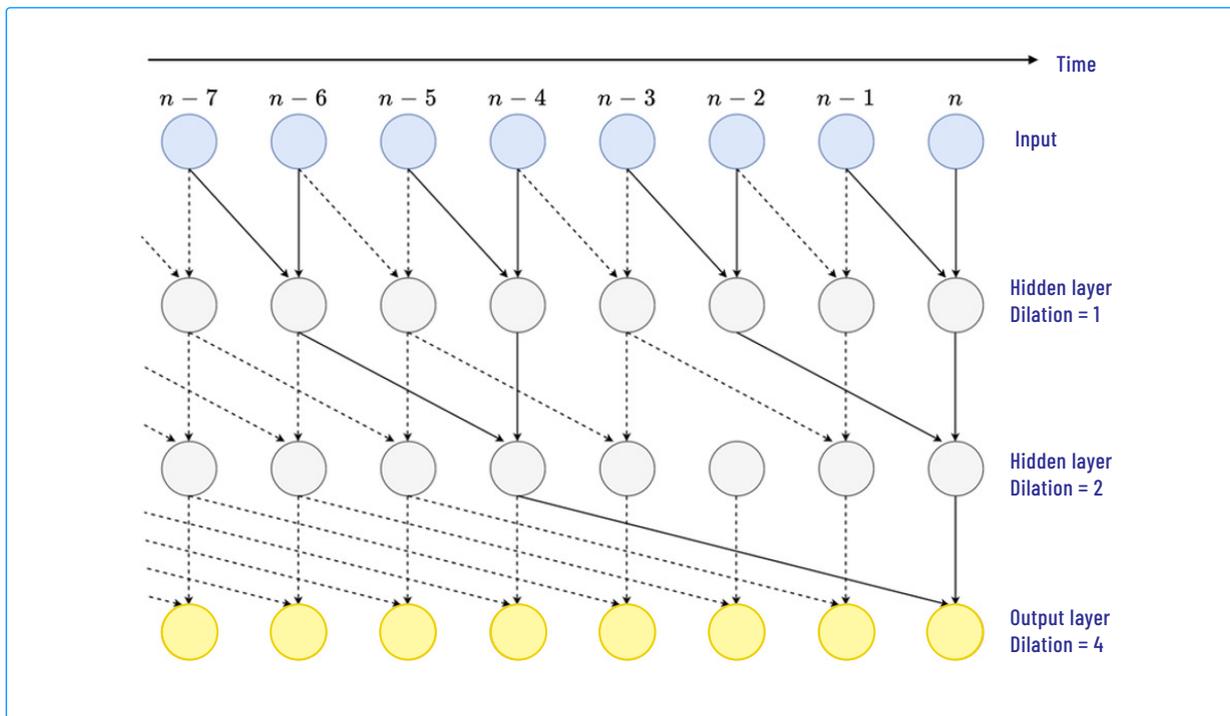
1. Capacidad para retener información relevante a lo largo de múltiples pasos temporales.
2. Mitigación del problema de desvanecimiento del gradiente.
3. Eficiencia computacional superior a otras arquitecturas recurrentes como LSTM.
4. Capacidad para capturar dependencias no lineales compleja.

### 2.2.3 Wavenet

WaveNet es una arquitectura de redes neuronales basada en convoluciones causales dilatadas, originalmente diseñada para generación de audio y adaptada para predicción de series temporales [6]. Su característica distintiva es el uso de capas convolucionales con factores de dilatación crecientes exponencialmente (1, 2, 4...), lo que permite:

- Captar simultáneamente patrones locales y dependencias a largo plazo.
- Mantener la causalidad temporal (ninguna salida se calcula usando datos futuros).
- Lograr un campo receptivo amplio con pocos parámetros.

**Figura Nro. 2.4: Arquitectura de convoluciones causales dilatadas (WaveNet).**



La Figura Nro. 2.4 muestra tres capas ocultas con dilataciones 1, 2 y 4 respectivamente. Los círculos azules representan los datos de entrada retrasados, los grises las salidas intermedias, y los amarillos la predicción final. Las líneas continuas indican convoluciones directas y las discontinuas las conexiones residuales.

Esta arquitectura resulta particularmente efectiva para modelar las complejas interacciones temporales presentes en series de demanda energética, especialmente cuando existen patrones recurrentes a diferentes escalas de tiempo.

## 2.2.4 Ensamble de modelos

Los pronósticos individuales se combinan mediante un enfoque de ensamble ponderado:

$$\hat{Y}_{\text{ensemble}} = \omega_{\text{Propeth}} \hat{Y}_{\text{Propeth}} + \omega_{\text{GRU}} \hat{Y}_{\text{GRU}} + \omega_{\text{WaveNet}} \hat{Y}_{\text{WaveNet}}$$

Donde  $\omega$  son los pesos asignados a cada modelo, optimizados según el rendimiento en datos históricos o especificados por el usuario.

## 2.2.5 Métricas de evaluación

Para evaluar y comparar el rendimiento de los modelos, se utilizan las siguientes métricas:

### 1. RMSE

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}$$

Donde:  
 $Y_i$  = representa el valor real.  
 $\hat{Y}_i$  = representa el valor pronosticado.  
 $n$  = número de periodos.

Proporciona una medida de la magnitud promedio del error, penalizando especialmente los errores grandes debido a la operación de elevación al cuadrado.

### 2. MAE

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|$$

Donde:  
 $Y_i$  = representa el valor real.  
 $\hat{Y}_i$  = representa el valor pronosticado.  
 $n$  = número de periodos.

Representa la magnitud promedio de los errores sin considerar su dirección (sobrestimación o subestimación).

### 3. R<sup>2</sup>

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

Donde:

- $Y_i$  = representa el valor real.
- $\hat{Y}_i$  = representa el valor pronosticado.
- $\bar{Y}$  = es el valor promedio de los valores reales
- $n$  = número de periodos.

Varía entre 0 y 1, donde 1 indica que el modelo explica perfectamente toda la variabilidad de los datos.

### 4. MAPE

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100\%$$

Donde:

- $Y_i$  = representa el valor real.
- $\hat{Y}_i$  = representa el valor pronosticado.
- $n$  = número de periodos.

Mide el error promedio en términos porcentuales, lo que permite una interpretación directa e intuitiva de la precisión del modelo independiente de la escala.

Se selecciona el MAPE como métrica principal por su interpretabilidad intuitiva y su independencia de escala, lo que permite comparaciones justas entre diferentes sistemas o periodos.

## 2.3 Arquitectura e implementación del sistema

Estos modelos individuales se integraron en una arquitectura unificada que optimiza sus fortalezas respectivas y facilita tanto el procesamiento de datos como la generación y evaluación de pronósticos.

### 2.3.1 Flujo de procesamiento

El sistema implementa un enfoque modular por etapas que incluye:

## 1. Preprocesamiento y análisis exploratorio

- Carga y validación de datos desde diversas fuentes.
- Detección automática de la frecuencia temporal.
- Análisis estadístico y visualización de las series temporales.
- Detección de cambios estructurales y patrones estacionales.

## 2. Selección de regresores y eventos especiales

- Análisis de correlación no lineal para identificar variables exógenas relevantes.
- Incorporación de eventos especiales como pandemias o condiciones climáticas extremas.
- Manejo automático de cambios estructurales detectados.

## 3. Modelado con múltiples enfoques:

- Entrenamiento paralelo de Prophet, GRU y WaveNet.
- Optimización de hiperparámetros específicos para cada modelo.
- Evaluación individual de rendimiento.

## 4. Ensamble y ajuste final

- Combinación ponderada de predicciones.
- Ajuste fino basado en patrones recientes.
- Análisis comparativos de rendimiento.

## 5. Cálculo de potencia y exportación de resultados

- Transformación de predicciones de energía a potencia media.
- Visualización integrada.
- Exportación en formatos estructurados.

## 2.3.2 Características clave de la implementación

### 2.3.2.1 Optimización para datos mensuales

El sistema está diseñado específicamente para series temporales mensuales de energía, con:

- Modelado adaptado a ciclos anuales.
- Estrategias para trabajar con series relativamente cortas (5-20 años).
- Proyecciones de largo plazo (5-10 años).

### 2.3.2.2 Aprendizaje continuo

El sistema implementa un mecanismo que:

- Guarda y reutiliza modelos anteriores como punto de partida.
- Refina hiperparámetros basándose en el rendimiento pasado.
- Acumula conocimiento sobre patrones específicos de cada conjunto de datos.

### 2.3.2.3 Manejo de eventos especiales y cambios estructurales

Capacidades avanzadas para:

- Incorporar eventos conocidos (pandemias, racionamientos o condiciones climáticas extremas).
- Detectar automáticamente cambios estructurales.
- Ajustar los modelos para manejar estos cambios apropiadamente.

### 2.3.2.4 Cálculo de potencia a partir de la energía

El sistema implementa un módulo específico para calcular la potencia a partir de pronósticos de energía, utilizando la relación:

$$P_{\text{media}} \text{ (MW)} = \frac{\text{Energía (MWh)}}{\text{Días}_{\text{Mes}} \times 24}$$

Para mejorar la precisión y realismo, se incorporan factores de suavizado y tendencia:

$$P_{(i)} \text{ (MW)} = \left[ (1 - \alpha) \times \frac{\text{Energía}_{(i)}}{\text{Tiempo}_{(i)}} \times (1 + \beta \times \text{Tendencia}) + (\alpha \times P_{(i-1)}) \right] \times F_s$$

Donde:

$\alpha$  = factor de suavizado temporal (típicamente 0.4-0.6).

$\beta$  = representa el valor pronosticado.

Tendencia =  $\frac{\text{Energía}_{(i)} - \text{Energía}_{(i-1)}}{\text{Energía}_{(i-1)}}$  representa el cambio porcentual en la energía

respecto al mes anterior.

$F_s$  = factor de escala global (típicamente 1.0-1.2).t

Este método proporciona una transición suave entre períodos y respeta las características físicas de los sistemas energéticos.

## 2.4 Análisis y resultados

La implementación de esta arquitectura en el caso de estudio de CNEL-Guayas-Los Ríos permite evaluar su rendimiento con datos reales del sector eléctrico ecuatoriano.

### 2.4.1 Caso de Estudio

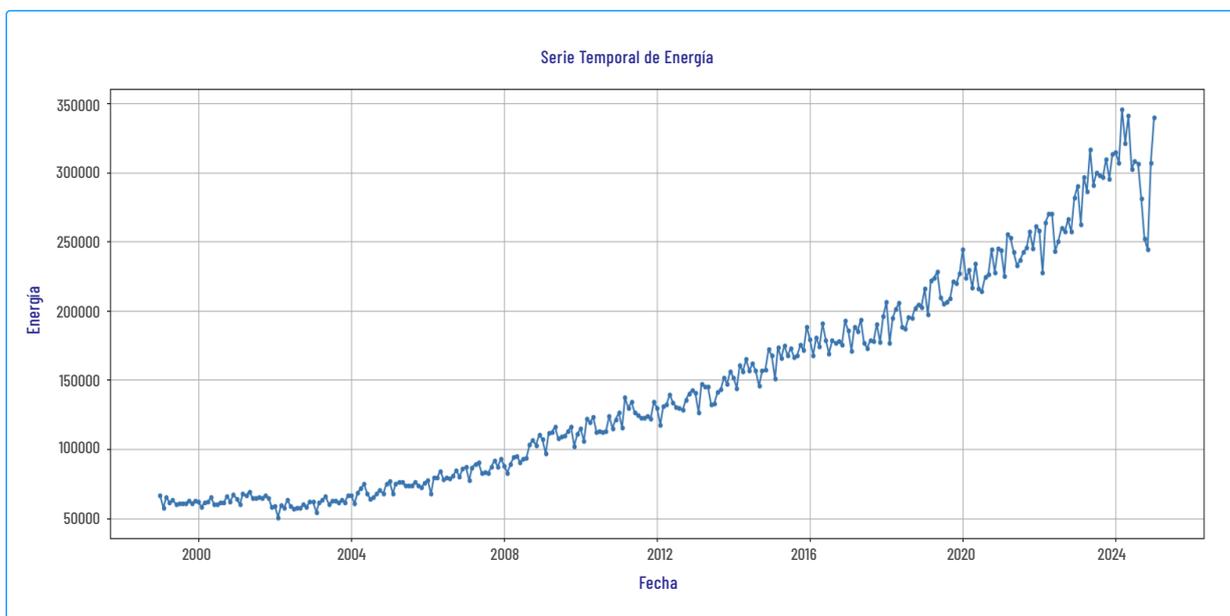
Se utilizó como caso de estudio la empresa CNEL-Guayas-Los Ríos. El periodo analizado abarca desde enero de 1999 hasta diciembre de 2024. La información se obtuvo del Sistema Único de Información Estadística del Sector Eléctrico Ecuatoriano (SISDAT), específicamente de la energía disponible en el sistema.

### 2.4.2 Análisis estadístico y exploratorio

#### 2.4.2.1 Análisis de tendencia y evolución temporal

Como se observa en la Figura 5, la serie temporal muestra una clara tendencia creciente durante el período analizado, con una correlación temporal extremadamente alta ( $r = 0.9635$ ).

**Figura Nro. 2.5: Datos históricos CNEL Guayas-Los Ríos**

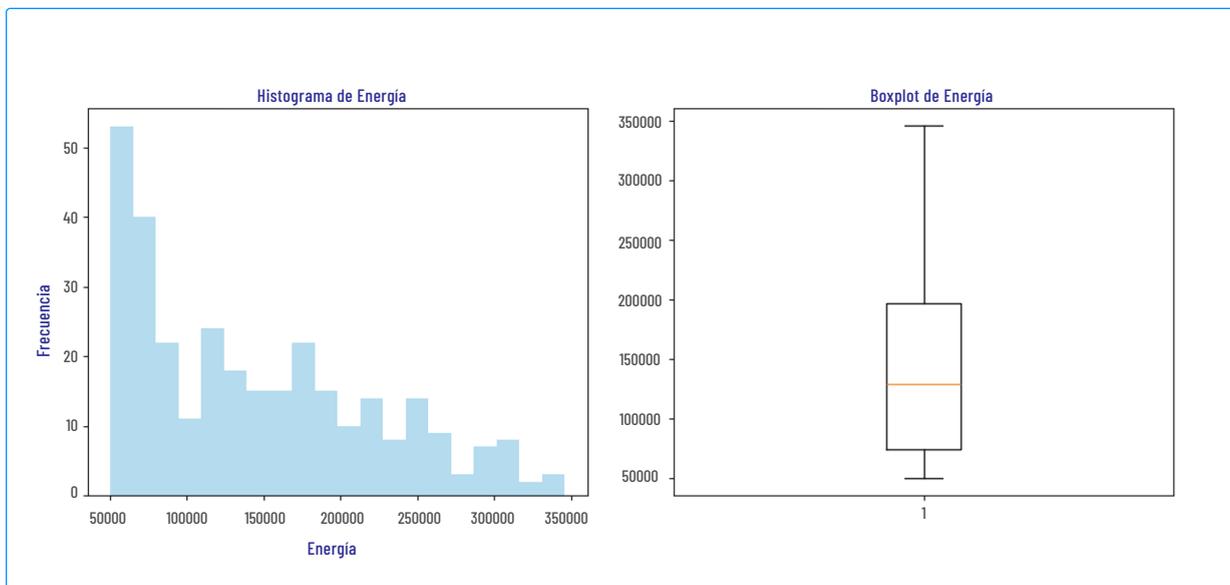


La serie presenta distintas fases de crecimiento:

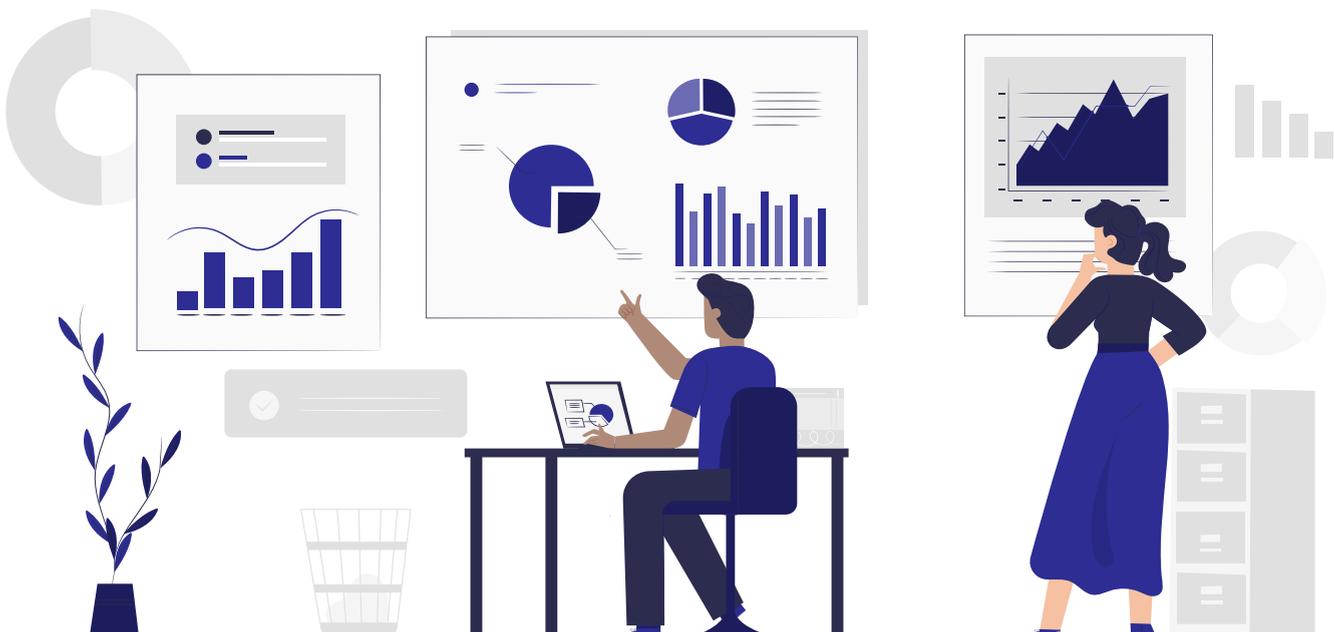
- **1999-2003:** relativa estabilidad (~ 60,000 MWh).
- **2004-2019:** crecimiento acelerado y sostenido.
- **2020-2024:** mayor volatilidad, con valores máximos que superan los 340,000 MWh.

El análisis estadístico descriptivo determinó: media de 145,728.03 MWh, desviación estándar de 76,566.71 MWh, valor mínimo de 50,464.81 MWh y máximo de 345,865.32 MWh.

**Figura Nro. 2.6: Análisis estadístico.**



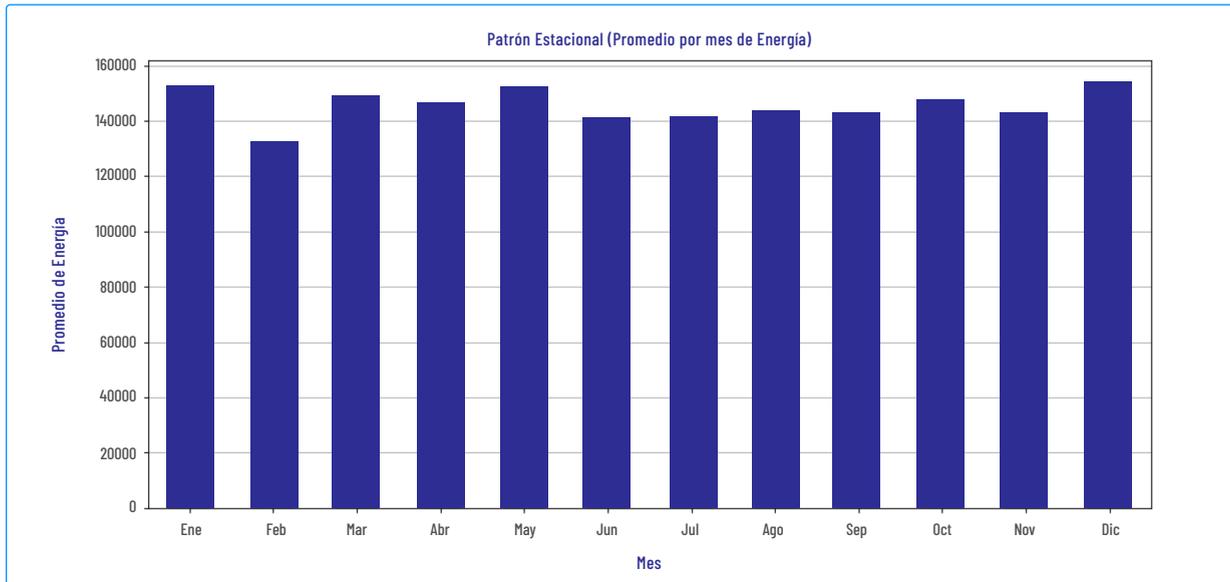
La Figura Nro. 2.6 muestra una distribución multimodal con concentraciones en varios intervalos, reflejando las diferentes fases de crecimiento. Esta distribución asimétrica y multimodal requiere enfoques de modelado robustos que no asuman normalidad.



## 2.4.2.2 Análisis de estacionalidad mensual

La Figura Nro. 2.7 revela patrones estacionales sutiles pero consistentes:

Figura Nro. 2.7: Análisis de estacionalidad mensual



- Máximos relativos en diciembre (~154,000 MWh), enero (~153,000 MWh) y mayo (~153,000 MWh).
- Mínimo notable en febrero (~133,000 MWh).
- Estabilidad relativa de junio a noviembre.

Estos patrones estacionales, aunque no dominantes frente a la tendencia, son suficientemente consistentes para ser incorporados en los modelos predictivos.

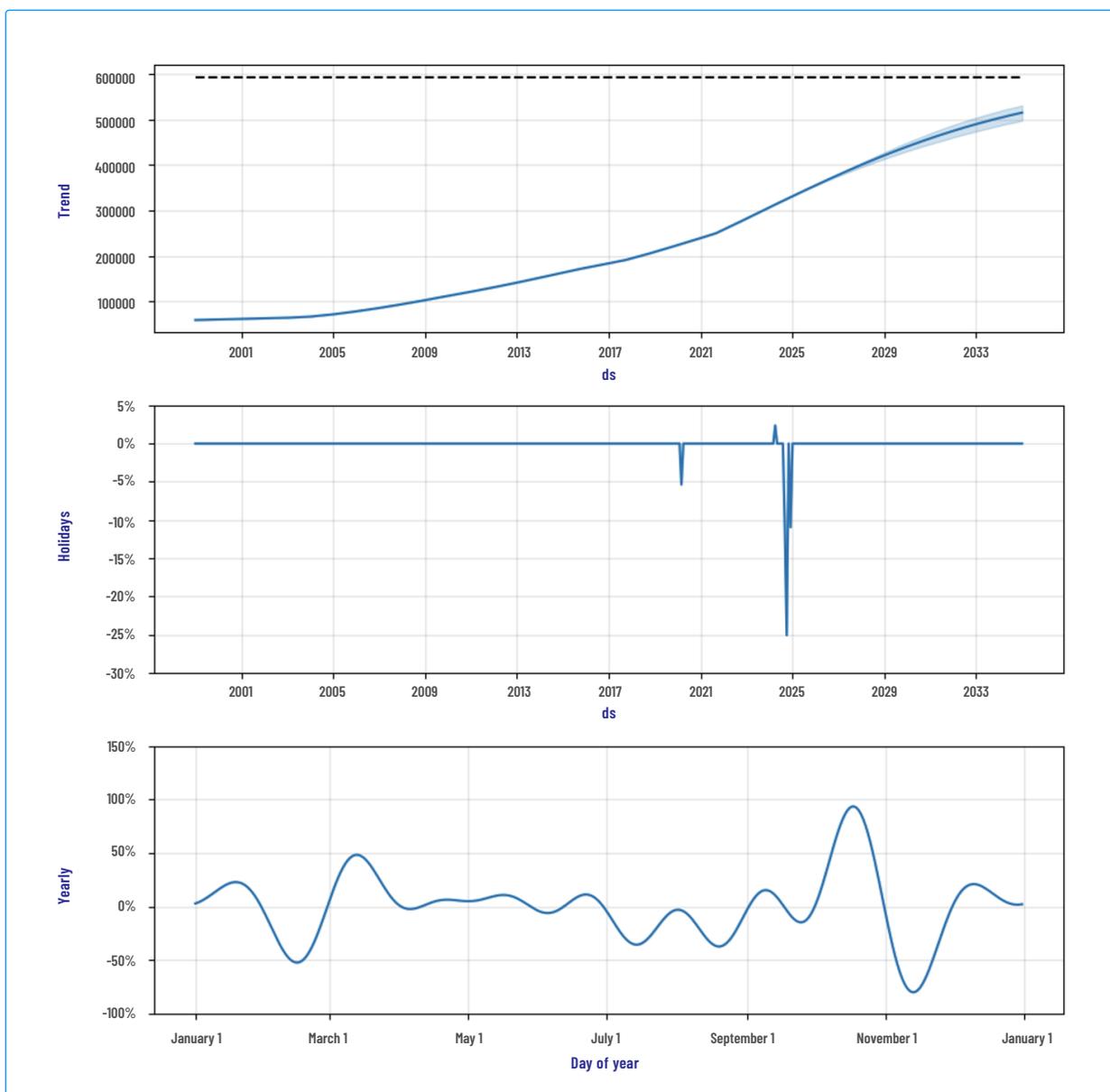


## 2.4.3 Resultados de los modelos individuales

### 2.4.3.1 Modelo Prophet

La implementación del modelo Prophet permitió descomponer la serie en tres componentes principales, como se observa en la Figura Nro. 2.8:

Figura Nro. 2.8: Descomposición de Prophet

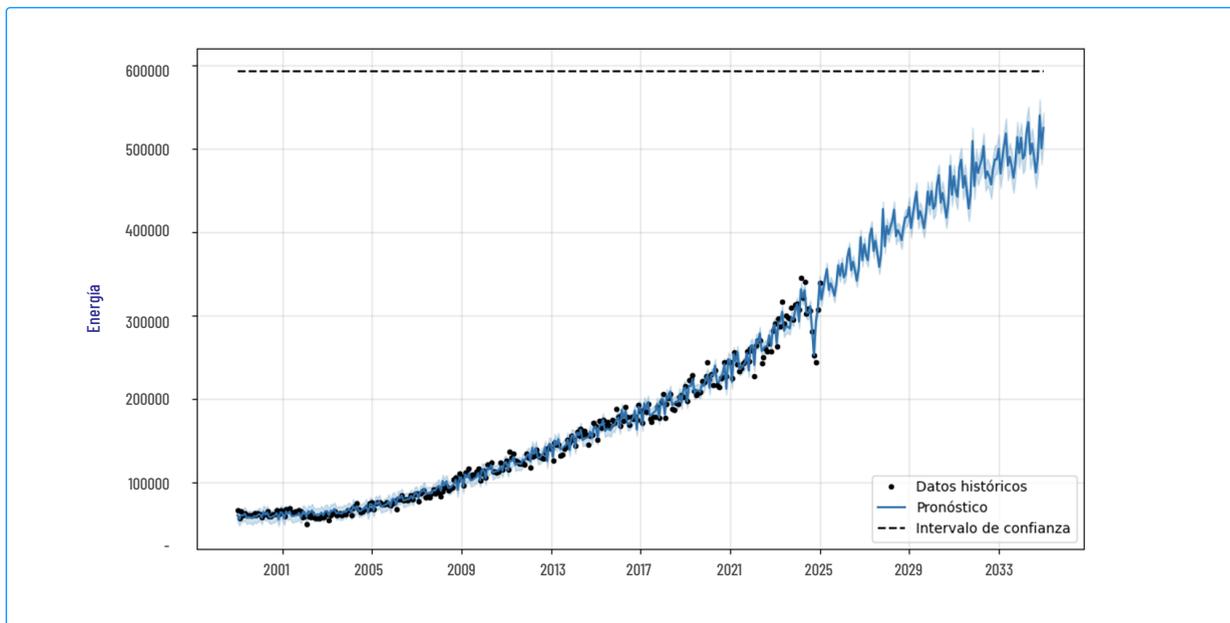


1. **Componente de tendencia:** muestra crecimiento acelerado desde 2004 y proyecta crecimiento sostenido, pero con tasa decreciente hacia 2033.

- 2. Componente de eventos especiales:** Identifica caídas durante la pandemia COVID-19 (2020, ~5%) y los racionamientos de 2024 (hasta 25%).
- 3. Componente estacional anual:** Revela patrones con picos en octubre (+90%) y valles en febrero (-50%) y agosto-septiembre (-40%).

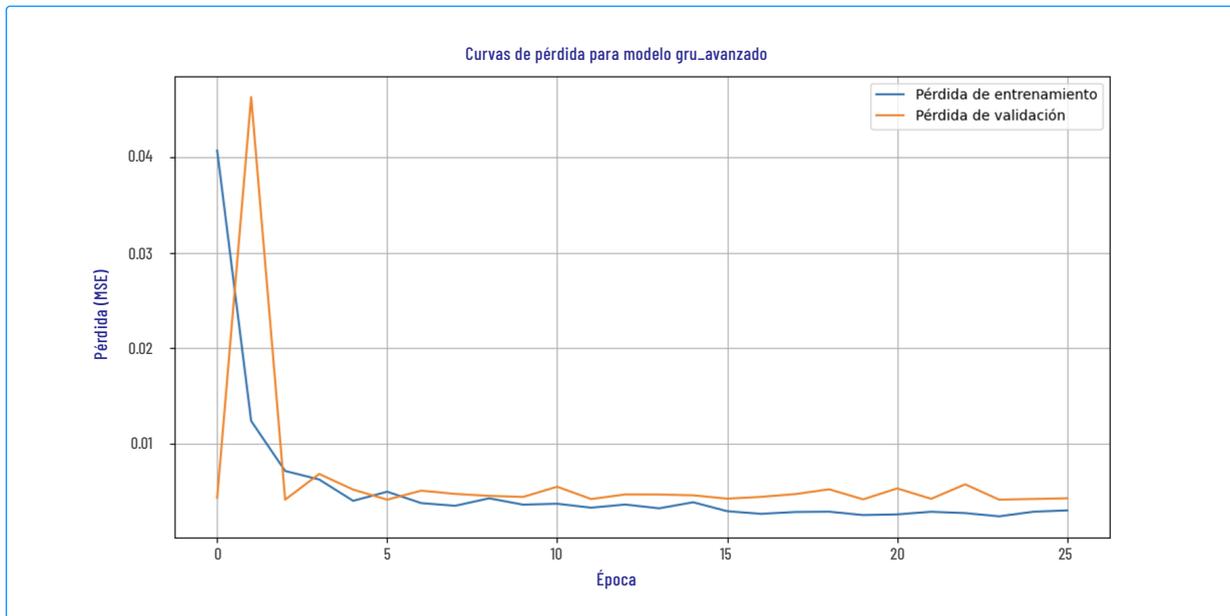
El pronóstico generado por Prophet hasta 2035 (Figura Nro. 2.9) muestra un ajuste histórico preciso y proyecta un crecimiento continuado, pero con tasa decreciente, alcanzando aproximadamente 520,000 MWh hacia 2035.

**Figura Nro. 2.9: Pronostico con Prophet**

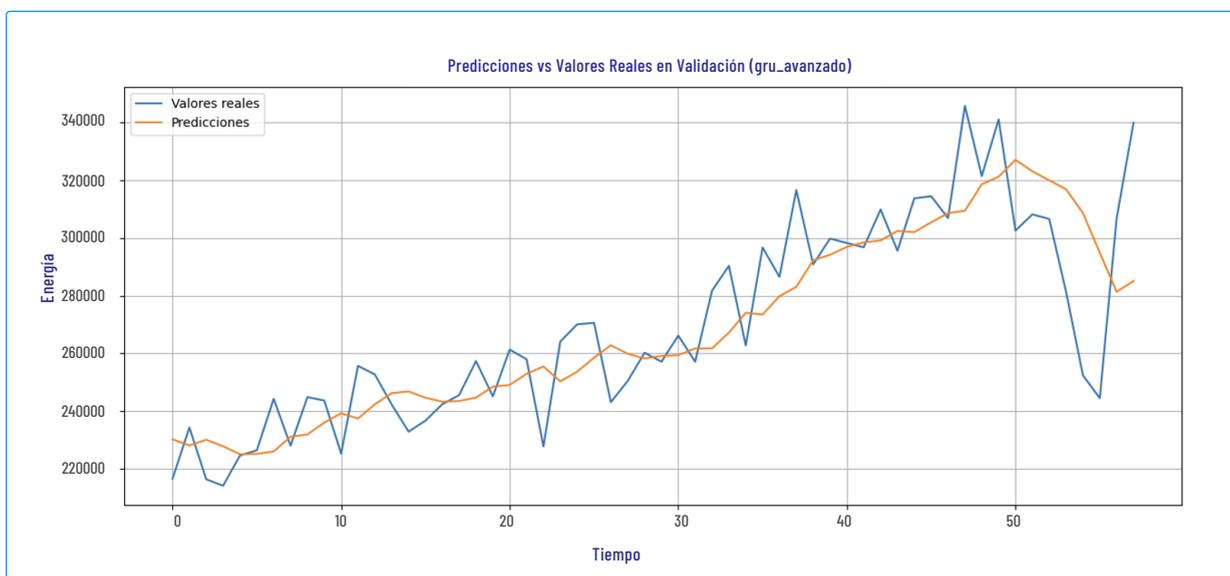


### 2.4.3.2 Modelo GRU

El modelo GRU bidireccional mostró una convergencia rápida durante el entrenamiento, como se observa en la Figura Nro. 2.10, con estabilización del error MSE alrededor de 0.005 después de las primeras 5 épocas.

**Figura Nro. 2.10: Proceso de entrenamiento y convergencia GRU**

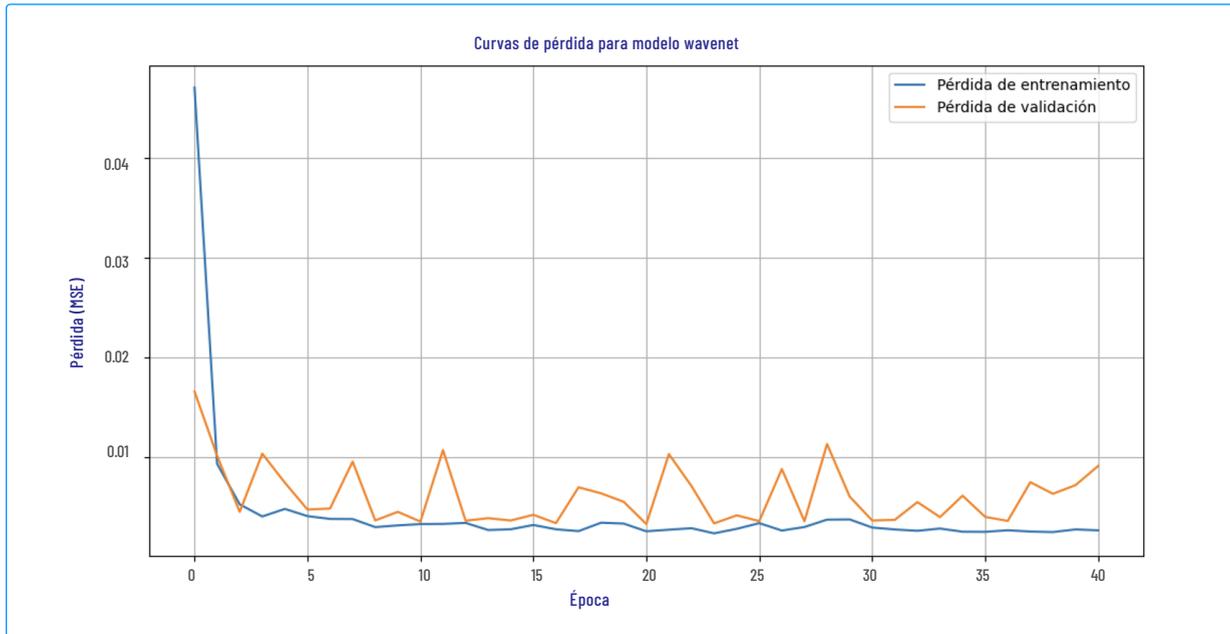
1. La ausencia de divergencia entre las curvas de entrenamiento y validación sugiere que el modelo no presenta sobreajuste, validando la efectividad de las técnicas de regularización aplicadas (dropout al 20%).
2. El rendimiento predictivo (Figura Nro. 2.11) muestra un efecto de suavizado adaptativo que captura la tendencia subyacente mientras filtra fluctuaciones extremas de corto plazo.

**Figura Nro. 2.11: Rendimiento predictivo GRU**

### 2.4.3.3 Modelo WaveNet

La arquitectura WaveNet mostró una convergencia extremadamente rápida (Figura Nro. 2.12), con caída drástica de la pérdida de entrenamiento en apenas 3 épocas.

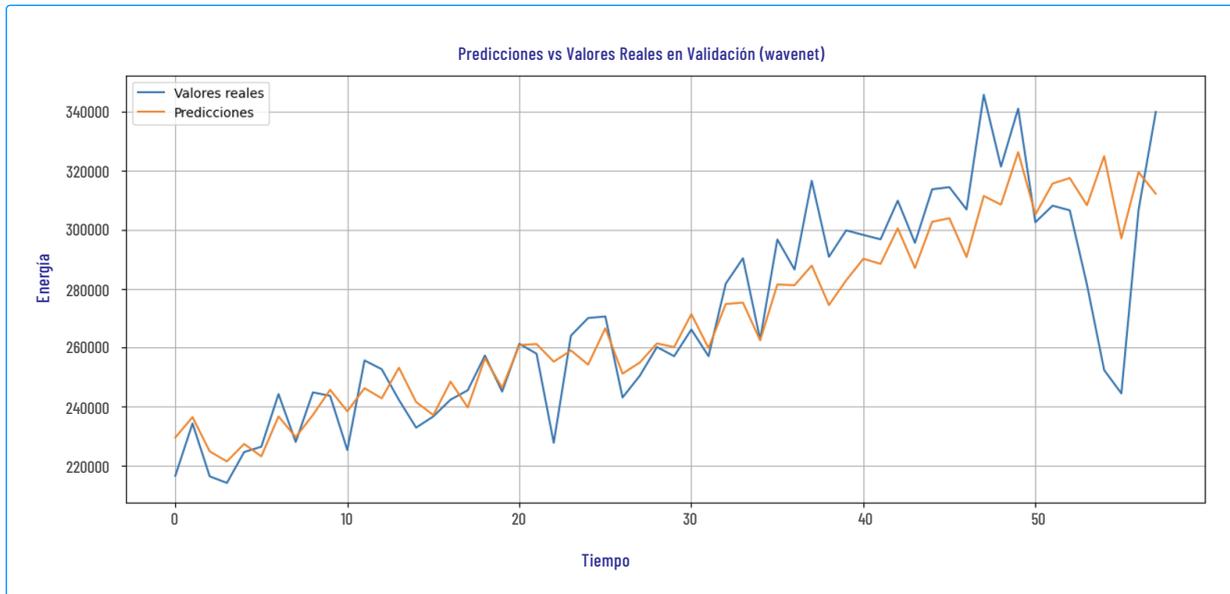
**Figura Nro. 2.12: Proceso de entrenamiento y convergencia WaveNet**



A diferencia de GRU, se observa un diferencial persistente entre las curvas de entrenamiento y validación, así como fluctuaciones periódicas más pronunciadas en la validación.

El rendimiento predictivo (Figura Nro. 2.13) muestra mayor sensibilidad a fluctuaciones de corto plazo y mejor respuesta a cambios abruptos que el modelo GRU.

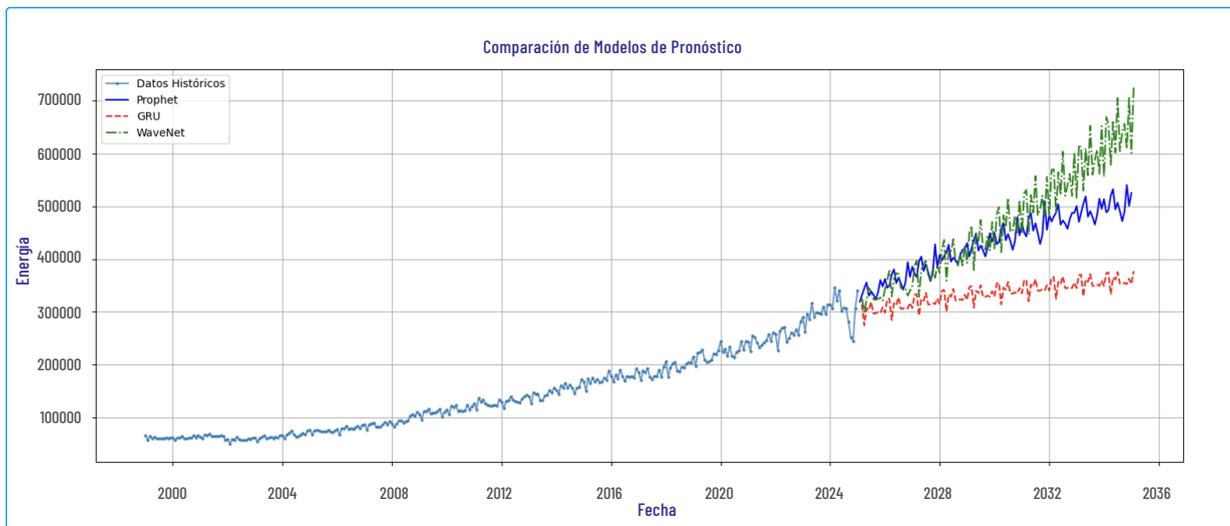
Figura Nro. 2.13: Rendimiento predictivo WaveNet



## 2.4.4 Comparación de modelos

La evaluación comparativa de los tres modelos revela diferencias significativas en sus proyecciones a largo plazo (Figura Nro. 2.14):

Figura Nro. 2.14: Pronóstico de los modelos de proyección



- **Prophet:** muestra crecimiento moderado con patrón logístico (~520,000 MWh hacia 2036).
- **GRU:** exhibe comportamiento conservador con crecimiento limitado (~360,000 MWh).
- **WaveNet:** presenta proyección más agresiva (>700,000 MWh hacia 2036).

Estas divergencias reflejan características intrínsecas de cada modelo:

- Prophet incorpora restricciones físicas del sistema mediante su configuración logística.
- GRU muestra tendencia a revertir a la media histórica.
- WaveNet captura y amplifica patrones no lineales de crecimiento reciente.

Tras evaluar el rendimiento individual, se realizó una recalibración de los pesos del ensemble, resultando en:

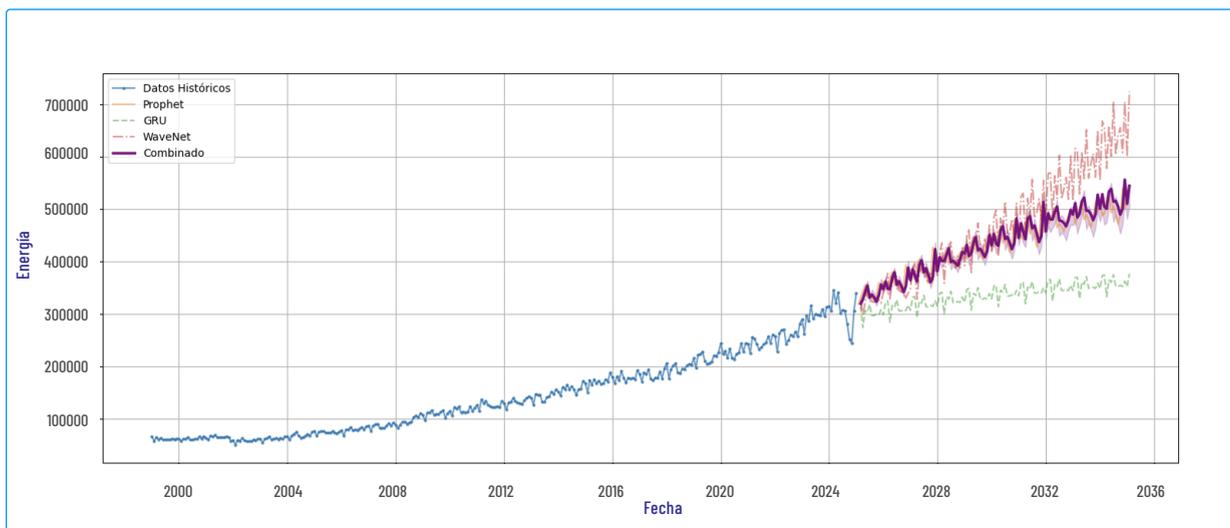
- **Prophet:** 90%.
- **GRU:** 0%.
- **WaveNet:** 10%.

Esta configuración optimizada refleja:

- La robustez y precisión histórica de Prophet.
- El excesivo conservadurismo de GRU para este caso particular.
- La contribución de WaveNet para capturar patrones estacionales complejos.

El pronóstico final del ensemble (Figura Nro. 2.15) muestra una trayectoria de crecimiento moderado que alcanza aproximadamente 540,000 MWh hacia 2036.

**Figura Nro. 2.15: Pronóstico final ensemble**



La evaluación comparativa de métricas confirma la superioridad del modelo combinado:

**Tabla Nro. 2.1: Comparativo de desempeño de modelos de pronóstico**

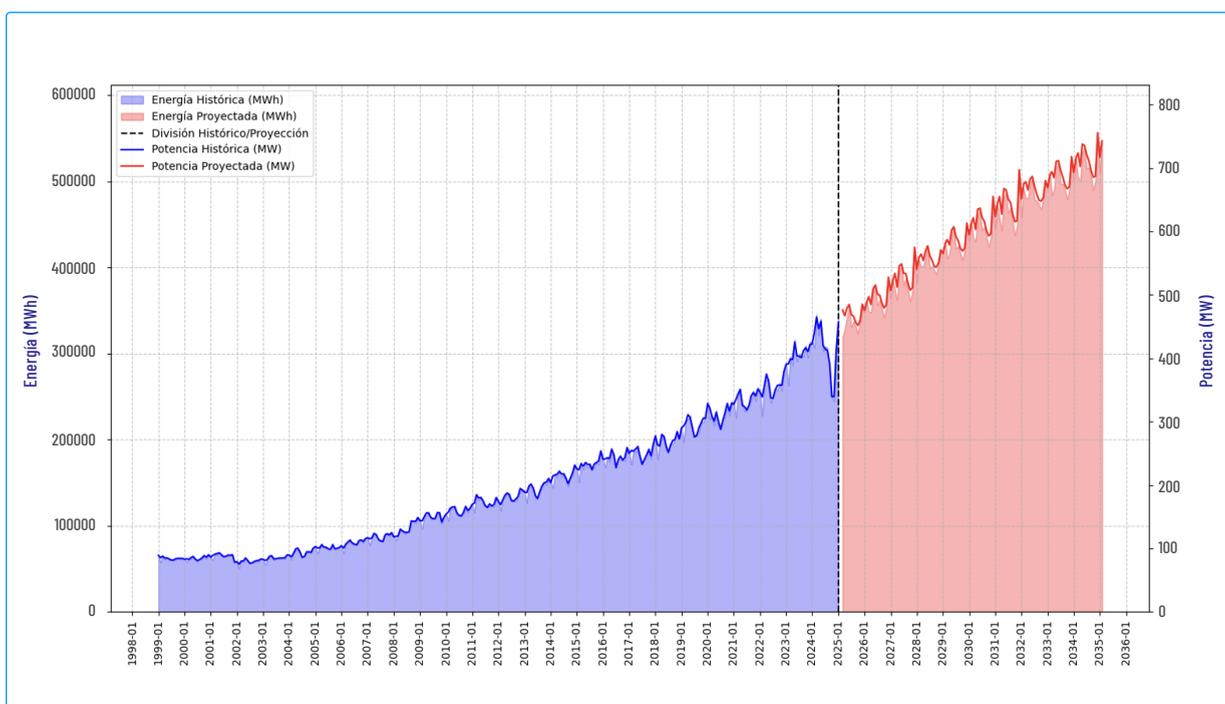
Modelo	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>	MAPE
PROPHET	5,948.0787	4,182.2059	0.9939	3.2598
GRU	10,438.1423	7,039.2594	0.9809	4.5463
WAVENET	9,042.4338	5,767.1065	0.9856	3.9710
COMBINADO	6,158.8364	4,300.3880	0.9941	3.2245

El modelo combinado destaca con el MAPE más bajo (3.2245%) y el R<sup>2</sup> más alto (0.9941), validando la efectividad del enfoque de ensemble.

### 2.4.5 Análisis energía-potencia

La Figura Nro. 2.16 muestra la relación entre energía (áreas sombreadas) y potencia (líneas sólidas), revelando una correspondencia precisa entre ambas variables.

**Figura Nro. 2.16: Cálculo de potencia**



Cada fluctuación en la energía mensual se refleja proporcionalmente en la curva de potencia, manteniendo una relación constante a lo largo de todo el período analizado. Esta correspondencia facilita la planificación de capacidad instalada a partir de pronósticos energéticos.

## 2.5 Conclusiones y recomendaciones

Estos resultados comparativos evidencian patrones significativos que fundamentan las siguientes conclusiones.

### 2.5.1 Conclusiones

- El sistema que combina Prophet (90%) y WaveNet (10%) demuestra una mejora significativa en la precisión predictiva (MAPE 3.22%), confirmando la efectividad de integrar métodos estadísticos estructurados con arquitecturas de aprendizaje profundo.
- La descomposición de la serie reveló una estructura compleja con tendencia creciente, estacionalidad significativa y eventos especiales claramente identificables.
- Cada arquitectura mostró patrones característicos: Prophet con equilibrio entre tendencia y estacionalidad, GRU con conservadurismo predictivo, y WaveNet con alta sensibilidad a patrones emergentes.
- El sistema modeló correctamente los impactos de eventos significativos como la pandemia COVID-19 y los racionamientos de 2024.
- El método de cálculo de potencia mantuvo una relación proporcionalmente exacta con la energía, facilitando la conversión a requisitos de capacidad instalada.
- El ensemble optimizado alcanzó métricas de rendimiento sobresalientes (RMSE: 6,158.84, MAE: 4,300.39,  $R^2$ : 0.9941), superando a todos los modelos individuales y validando la efectividad de la metodología híbrida para el contexto energético ecuatoriano.

### 2.5.2 Recomendaciones

- Establecer un seguimiento mensual de las proyecciones con alertas automáticas cuando las desviaciones superen umbrales predefinidos.
- Mantener un registro detallado de eventos que afecten significativamente la demanda energética.
- Implementar un formato estandarizado para la comunicación de proyecciones a diferentes stakeholders.
- Complementar el pronóstico central con análisis basados en diferentes hipótesis de crecimiento económico, eficiencia energética e incorporación de autogeneración.

## 2.5.3 Trabajos futuros

### 2.5.3.1 Expansión a diferentes frecuencias temporales

Una dirección prioritaria es la adaptación del sistema para manejar datos con mayor granularidad:

- **Extensión a datos diarios:** implementación de módulos para capturar patrones semanales y efectos de días especiales.
- **Adaptación para datos horarios:** diseño de arquitecturas para modelar ciclos diurnos y efectos horarios.
- **Modelado multi-resolución:** creación de arquitecturas jerárquicas que integren pronósticos a diferentes escalas temporales.

### 2.5.3.2 Incorporación de variables exógenas

Para mejorar la precisión predictiva, se propone integrar:

- **Variables climáticas:** temperatura media, grados-día, precipitación y radiación solar.
- **Indicadores económicos:** PIB, índices de producción industrial y actividad sectorial.

La incorporación de estas variables permitirá desarrollar modelos más robustos y adaptables a diferentes escenarios futuros, así como realizar análisis de sensibilidad para planificación energética estratégica.

## 2.6 Bibliografía

[1] A. d. R. y. C. d. E. y. R. N. N. Renovables (ARCERNNR), «Informe de Demanda y Proyecciones 2024 2034,,» ARCERNNR, 2024.

[2] A. y. G. Athanasopoulos, «Forecasting: Principles and Practice,» Monash University, n<sup>o</sup> 3.<sup>a</sup> ed., p. Cap. 10 11., 2021.

[3] E. y. V. S. Makridakis, «The M4 competition: Results, findings, conclusion and way forward,» International Journal of Forecasting, vol. 802 808, n<sup>o</sup> 4, 2018.

[4] S. T. y. B. Letham, «“Forecasting at scale,” The American Statistician,» vol. 2, n<sup>o</sup> 71, p. 37 45, 2018.

[5] K. et al, «Learning phrase representations using RNN encoder–decoder for statistical machine translation,» 2014.

[6] A. et al, «WaveNet: A generative model for raw audio,» ISCA Speech Synthesis Workshop, vol. 9th , 2016.

## Autores



Iván Sánchez

Magíster en Sistemas Eléctricos  
de Distribución

Escanea el código para ver  
el perfil de LinkedIn



Andrés Mera

Ingeniero Eléctrico

Escanea el código para ver  
el perfil de LinkedIn





# Cifras del sector eléctrico

---

## Capítulo 03

## Capítulo 03

### Cifras del sector eléctrico



**ANDREA TORRES**  
Magister en Energías Renovables



**CHRISTIAN JUNIA**  
Ingeniero Eléctrico



**ÓSCAR SALAZAR**  
Ingeniero Eléctrico

Al cierre de febrero de 2025, el sistema eléctrico ecuatoriano presenta una infraestructura y un desempeño operativo que se sintetizan en tres bloques:

#### 3.1 Generación y transmisión

La generación eléctrica bruta alcanzó **34.288 GWh**, respaldada por una capacidad instalada nacional de **9.355 MW** y una potencia efectiva de **8.989 MW**. El Sistema Nacional de Transmisión se extiende a lo largo de **6.617 km de líneas y 60 subestaciones**, que en conjunto suman más de **16.053 MVA** de capacidad de transformación. Durante el periodo se registraron importaciones netas de **1488 GWh** y exportaciones de **70,8 GWh**.

#### 3.2 Distribución y comercialización

La red de distribución opera con **381.435 transformadores** de media tensión y **117.708 km** de redes secundarias, alimentando un parque de **2.053.284 luminarias** y **5.769.770 medidores** en servicio. La demanda regulada se situó en **23 190 GWh**, mientras que el mercado no regulado sumó **1.735 GWh**. Las pérdidas totales de energía eléctrica en distribución ascendieron a **4.695 GWh (14,74 %)**, desagregadas en pérdidas técnicas (**1 835 GWh, 5,75 %**) y no técnicas (**2 860 GWh, 9,0 %**).

#### 3.3 Talento humano del sector

El sector eléctrico emplea a **17.163 personas**, distribuidas principalmente en las empresas de distribución (**11.539**), generación (**3.846**), transmisión (**837**) y autogeneración (**941**). Este capital humano resulta fundamental para garantizar la continuidad, la seguridad y la calidad del servicio a escala nacional.

La Figura Nro. 3.1 resume visualmente estos indicadores, proporcionando una vista comparativa e integrada de la realidad operativa del sector eléctrico ecuatoriano.

Figura Nro. 3.1: Cifras principales del sector eléctrico

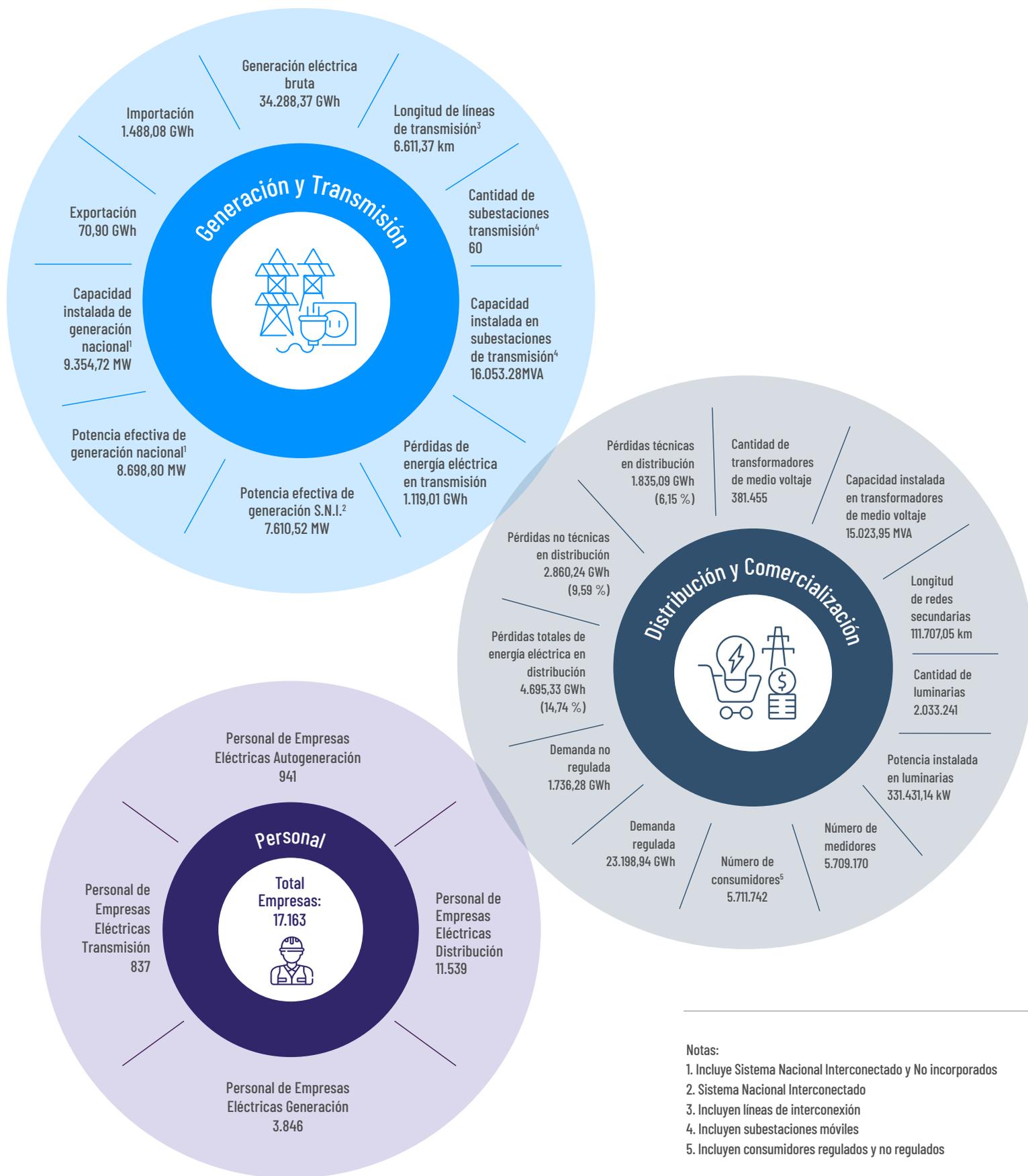
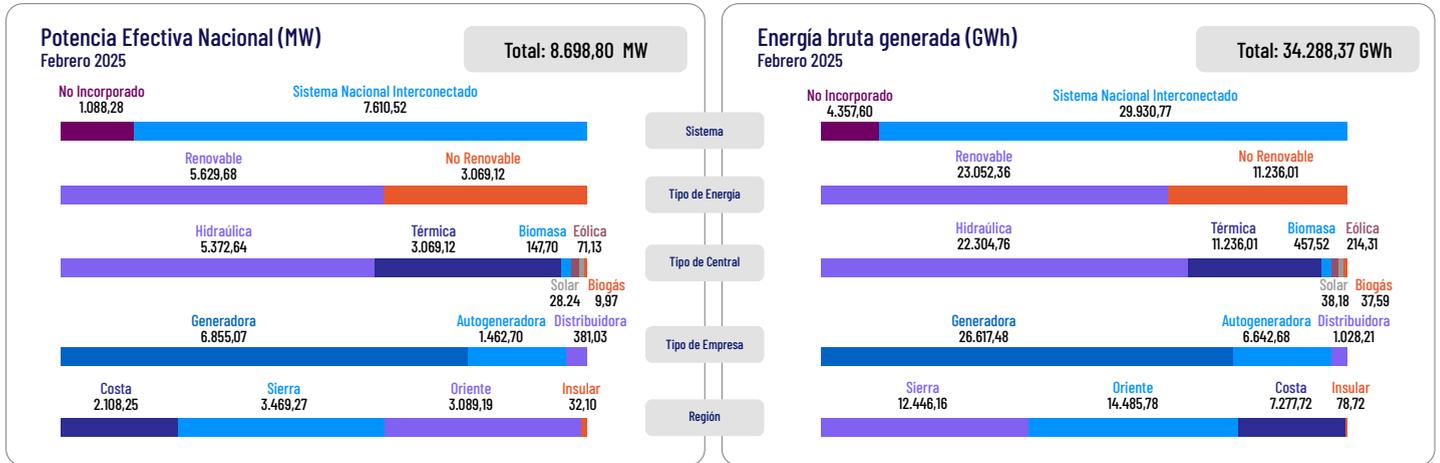
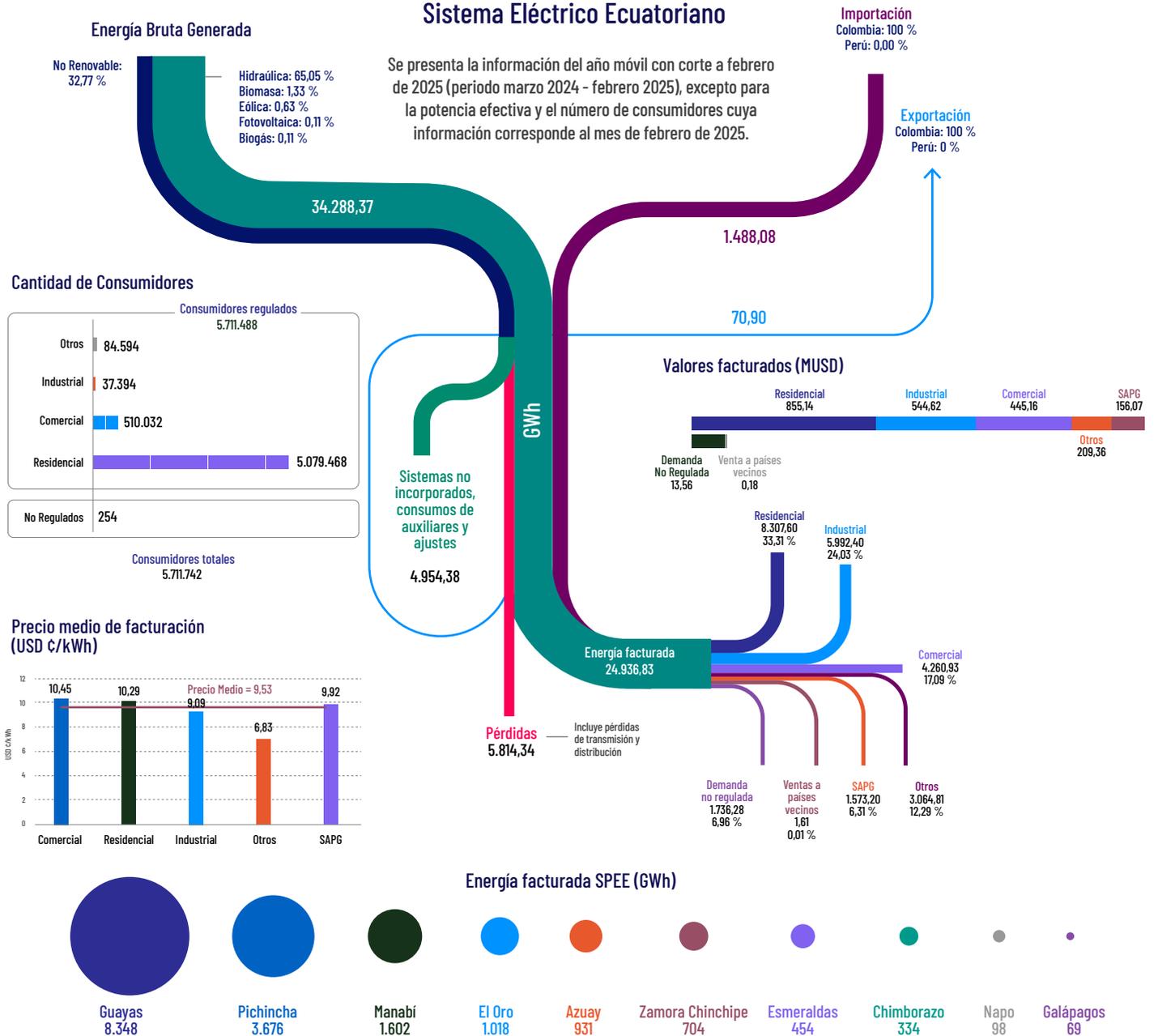


Figura Nro. 3.2: Potencia, producción de energía, consumos, facturación



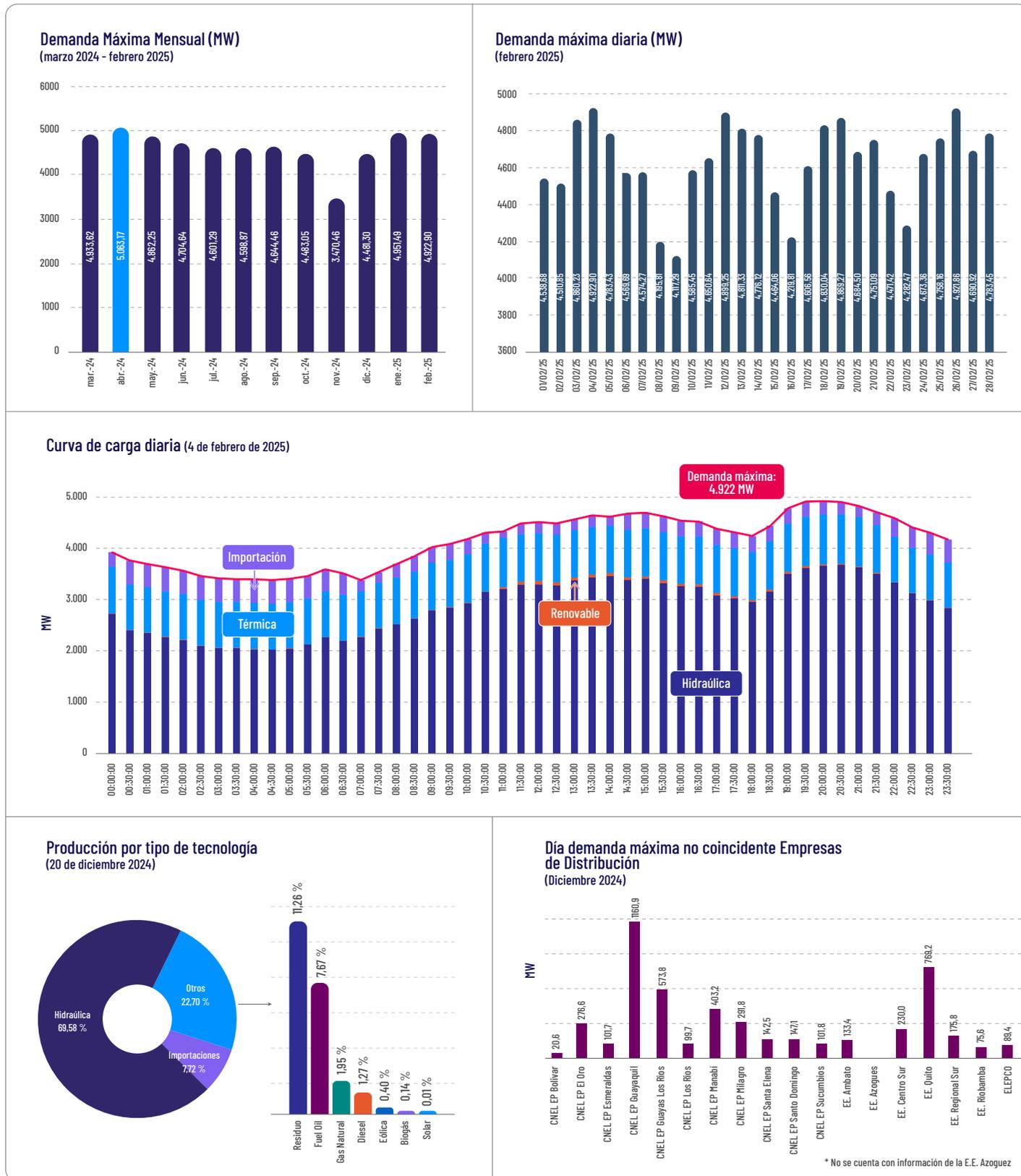
### Sistema Eléctrico Ecuatoriano

Se presenta la información del año móvil con corte a febrero de 2025 (periodo marzo 2024 - febrero 2025), excepto para la potencia efectiva y el número de consumidores cuya información corresponde al mes de febrero de 2025.



Se presenta información de demanda de potencia anual, mensual y diaria. Además, la demanda no coincidente de las distribuidoras con mayor participación en el mes de febrero 2025.

**Figura Nro. 3.3: Demanda de Energía en el Sistema Nacional Interconectado**



### 3.4 Cifras de generación

Empresas de Generación, Autogeneración, Distribución y SGDA

Potencia Efectiva (MW)

Febrero 2025

Figura Nro. 3.4: Generadoras

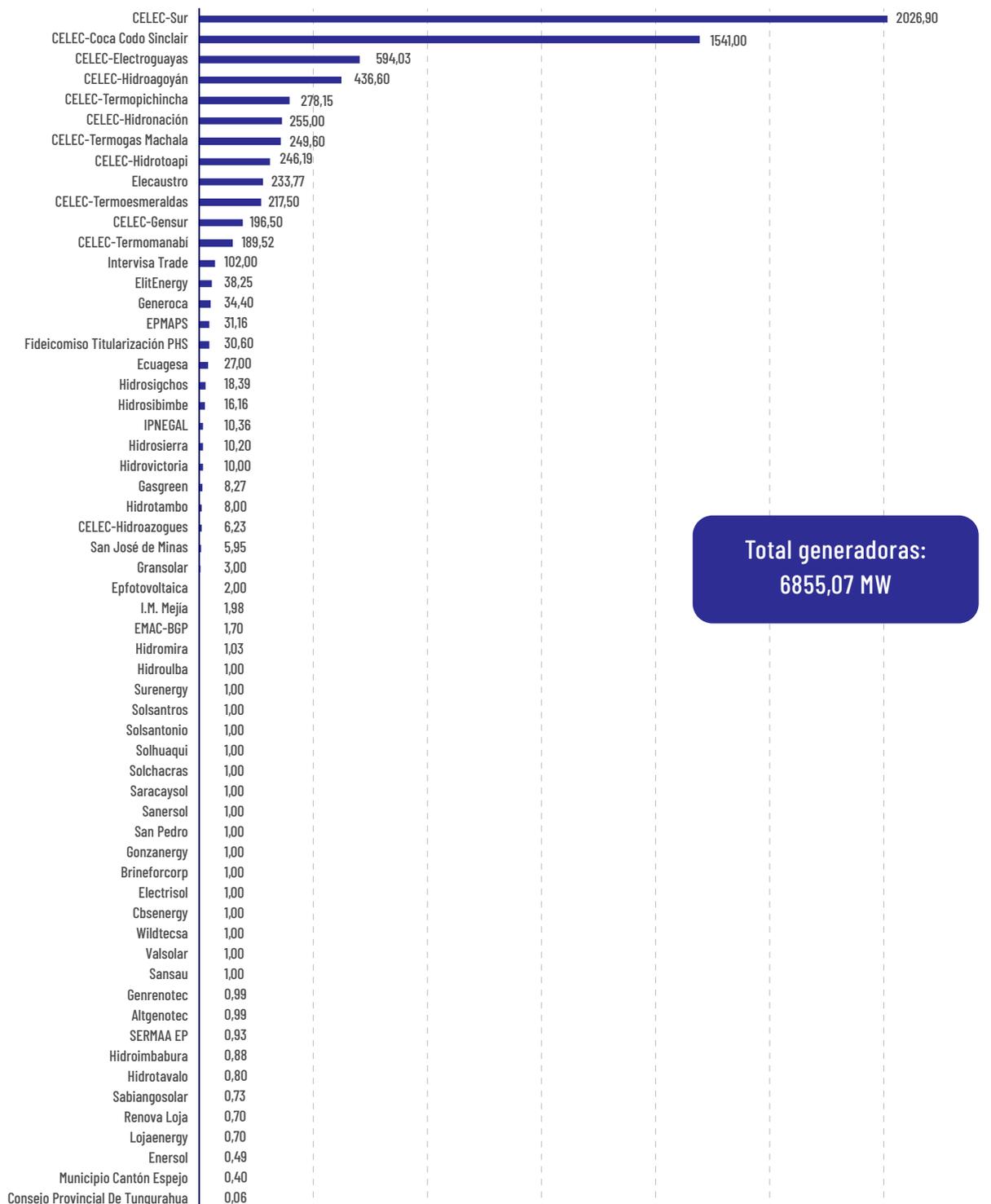


Figura Nro. 3.5: Autogeneradoras

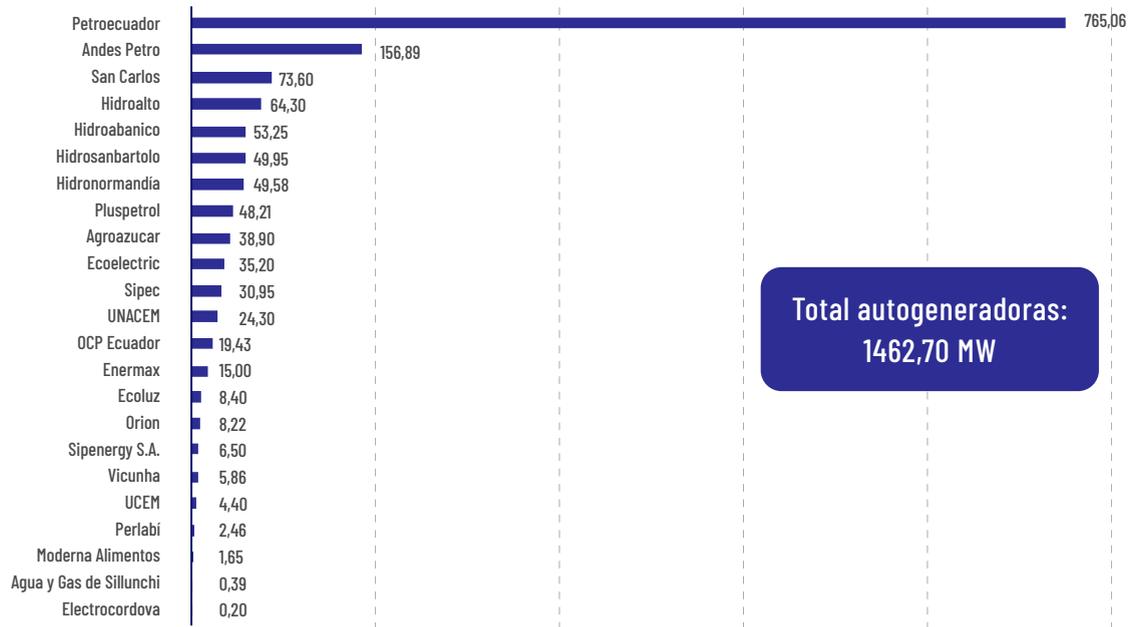


Figura Nro. 3.6: Distribuidoras

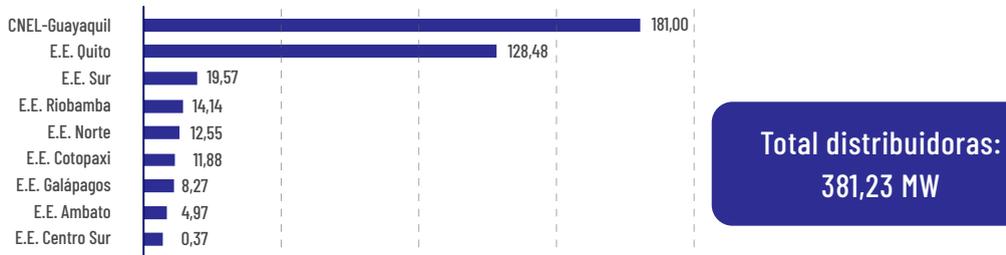
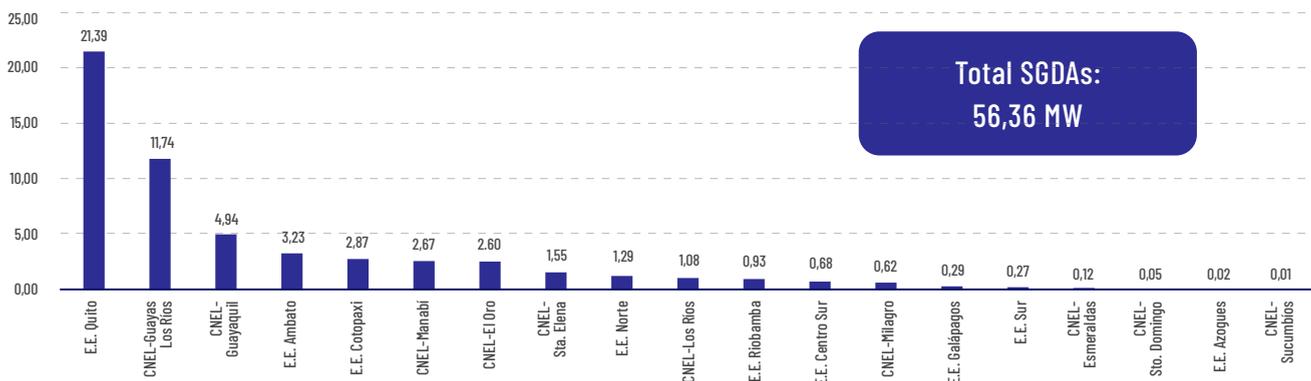


Figura Nro. 3.7: Sistemas de generación para autoabastecimiento - SGDA instalados en área de concesión de las Empresas Eléctricas de Distribución



### 3.5 Cifras de transmisión

CELEC EP TRANSELECTRIC

Febrero 2025

**Tabla Nro. 3.1: Líneas de Transmisión Sistema Nacional Interconectado (S.N.I.)**

Tipo	Nivel de voltaje (kV)	Número de líneas #	Longitud (km)
Simple Circuito	138	39	1.868,19
	230	22	1.592,08
	500	6	610,00
<b>Total Simple Circuito</b>		<b>67</b>	<b>4.070,27</b>
Doble Circuito	138	15	530,38
	230	26	2.010,72
<b>Total Doble Circuito</b>		<b>41</b>	<b>2.541,10</b>
<b>Total General</b>		<b>108</b>	<b>6.611,37</b>

\* Incluyen líneas de interconexión con Colombia y Perú

**Tabla Nro. 3.2: Líneas de Transmisión de Interconexión**

Tipo	Nivel de voltaje (kV)	Nombre Línea	Longitud hasta la frontera (km)	Longitud Total (km)
Simple Circuito	138	Tulcán - Panamericana	7,50	15,50
<b>Total Simple Circuito</b>			<b>7,50</b>	<b>15,50</b>
Doble Circuito	239	Machala - Zorritos	52,72	110,00
		Pimampiro - Jamondino 1	63,02	138,70
		Pimampiro - Jamondino 2	54,20	132,00
<b>Total Doble Circuito</b>			<b>169,94</b>	<b>380,70</b>

**Tabla Nro. 3.3: Subestaciones y transformadores del Sistema Nacional Interconectado (S.N.I.)**

Tipo de Subestación	Número de Subestaciones	Número de Transformadores	Capacidad Máxima (MVA)
Reducción	56	91	15.858,28
Móviles - reducción	4	4	195,00
<b>Total</b>	<b>60</b>	<b>95</b>	<b>16.053,28</b>

### 3.6 Cifras de distribución y comercialización

#### Empresas de distribución y comercialización

Febrero 2025

**Tabla Nro. 3.4: Infraestructura de Distribución**

Empresa	 Media tensión	 Transformadores		 Baja tensión	 Luminarias		 Medidores
	km	#	MVA	km	#	kW	#
CNEL-Bolívar	3.459,78	6.849	103,49	3.762,48	29.197	4.804,63	72.628
CNEL-EI Oro	5.964,54	16.826	769,09	4.005,94	106.184	19.746,49	279.319
CNEL-Esmeraldas	5.109,43	11.207	362,20	3.188,97	61.314	11.076,06	131.103
CNEL-Guayaquil	3.859,60	40.850	2.731,00	5.997,81	202.030	33.024,39	722.819
CNEL-Guayas Los Ríos	9.178,39	36.545	1.485,02	6.061,49	115.324	20.967,16	370.476
CNEL-Los Ríos	3.851,03	11.581	380,08	2.347,43	37.400	6.727,81	150.335
CNEL-Manabí	8.915,87	32.173	1.022,46	7.834,13	149.529	26.365,85	356.745
CNEL-Milagro	4.660,65	14.226	475,83	2.367,60	58.430	11.079,59	163.178
CNEL-Sta. Elena	1.660,44	8.697	404,33	1.648,06	46.221	8.659,21	103.151
CNEL-Sto. Domingo	10.463,75	25.839	545,32	6.949,07	94.177	16.632,15	275.689
CNEL-Sucumbíos	5.613,59	11.573	313,69	4.940,59	56.313	7.639,06	112.387
E.E. Ambato	6.439,51	18.127	500,48	9.176,96	163.301	23.480,76	310.674
E.E. Azogues	888,98	2.396	73,20	1.587,72	20.307	3.522,58	41.707
E.E. Centro Sur	11.125,37	29.838	971,17	13.767,96	188.211	34.403,04	449.720
E.E. Cotopaxi	4.707,46	11.425	346,07	6.533,94	72.759	10.661,53	158.574
E.E. Galápagos	375,06	1.347	47,08	279,39	6.852	812,06	14.908
E.E. Norte	6.704,14	20.140	577,93	7.777,17	136.644	20.097,69	283.141
E.E. Quito	9.478,02	45.004	3.173,62	11.643,50	322.290	50.157,15	1.284.495
E.E. Riobamba	4.671,00	15.725	323,49	5.861,92	86.231	11.551,84	192.713
E.E. Sur	8.947,88	21.087	418,41	5.974,93	80.527	10.022,11	235.408
<b>Total</b>	<b>116.074,49</b>	<b>381.455</b>	<b>15.023,95</b>	<b>111.707,05</b>	<b>2.033.241</b>	<b>331.431,14</b>	<b>5.709.170</b>

**Tabla Nro. 3.5: Tipo de Consumidores por Empresa Eléctrica de Distribución**

Empresa	Consumidores regulados				 Total regulados	 Total no regulados	 Total
	Residencial	Comercial	Industrial	Otros			
CNEL-Bolívar	67.369	3.710	109	1.467	72.655	-	72.655
CNEL-EI Oro	255.729	18.772	1.522	3.803	279.826	1	279.827
CNEL-Esmeraldas	120.864	7.396	302	2.447	131.009	2	131.011
CNEL-Guayaquil	641.485	73.635	2.061	5.647	722.828	46	722.874
CNEL-Guayas Los Ríos	343.416	20.319	794	5.985	370.514	14	370.528
CNEL-Los Ríos	140.413	7.694	321	1.907	150.335	1	150.336
CNEL-Manabí	332.196	18.729	474	5.351	356.750	8	356.758
CNEL-Milagro	148.426	11.882	181	1.692	162.181	1	162.182
CNEL-Sta. Elena	93.276	6.446	154	1.720	101.596	2	101.598
CNEL-Sto. Domingo	244.924	27.074	288	3.422	275.708	4	275.712
CNEL-Sucumbios	97.055	12.446	436	2.507	112.444	-	112.444
E.E. Ambato	268.888	30.567	5.935	5.428	310.818	6	310.824
E.E. Azogues	38.003	2.763	429	586	41.781	1	41.782
E.E. Centro Sur	402.655	38.774	4.747	7.025	453.201	1	453.202
E.E. Cotopaxi	140.865	12.400	3.131	2.243	158.639	3	158.642
E.E. Galápagos	11.786	2.383	184	583	14.936	-	14.936
E.E. Norte	246.920	29.493	2.609	3.579	282.601	6	282.607
E.E. Quito	1.108.652	145.998	11.889	18.841	1.285.380	157	1.285.537
E.E. Riobamba	168.970	19.721	646	3.363	192.700	1	192.701
E.E. Sur	207.576	19.830	1.182	6.998	235.586	-	235.586
<b>Total</b>	<b>5.079.468</b>	<b>510.032</b>	<b>37.394</b>	<b>84.594</b>	<b>5.711.488</b>	<b>254</b>	<b>5.711.742</b>



**Agencia de Regulación y Control  
de Electricidad**



@Arconel



@Controlelectrico\_Ec



@Arconel\_EC

[www.arconel.gob.ec](http://www.arconel.gob.ec)