



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRICIDAD

TEMA:

Análisis predictivo de consumo y tarificación dinámica de energía eléctrica mediante simulación de red AMI y Máquinas de Aprendizaje para el sector residencial

AUTOR:

Espinoza Alvarado, Jhonny Javier

Trabajo de Integración Curricular previo a la obtención del título de
INGENIERO EN ELECTRICIDAD

TUTOR:

Ms. C. Bohórquez Escobar, Celso Bayardo. Ph. D.

Guayaquil, Ecuador

04 de marzo del 2026



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRICIDAD

CERTIFICACIÓN

Certificamos que el presente trabajo fue realizado en su totalidad por el Sr.
Espinoza Alvarado, Jhonny Javier como requerimiento para la obtención
del título de **INGENIERO EN ELECTRICIDAD**.

TUTOR

f.


Mgs. Bohórquez Escobar, Celso Bayardo Ph. D.

DIRECTOR DE LA CARRERA

f.


Mgs. Bohórquez Escobar, Celso Bayardo. Ph. D

Guayaquil, a los 04 días del mes de marzo del año 2026



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRICIDAD

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Yo, **Espinoza Alvarado, Jhonny Javier**

DECLARO QUE:

El trabajo de titulación “**Análisis predictivo de consumo y tarificación dinámica de energía eléctrica mediante simulación de red AMI y Máquinas de Aprendizaje para el sector residencial**” previo a la obtención del Título de **Ingeniero en Electricidad**, ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de mi total autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

Guayaquil, a los 04 días del mes de marzo del año 2026

EL AUTOR

f. Jhonny Espinoza

ESPINOZA ALVARADO, JHONNY JAVIER



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRICIDAD

AUTORIZACIÓN

Yo, **Espinoza Alvarado, Jhonny Javier**

Autorizó a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, la publicación, en la biblioteca de la institución del Trabajo de Titulación: **“Análisis predictivo de consumo y tarificación dinámica de energía eléctrica mediante simulación de red AMI y Máquinas de Aprendizaje para el sector residencial”**, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y total autoría.

Guayaquil, a los 04 días del mes de marzo del año 2026

EL AUTOR

ESPINOZA ALVARADO, JHONNY JAVIER



UNIVERSIDAD CATÓLICA DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRICIDAD

TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR INFORME SOFTWARE ANTIPLAGIO REPORTE DE COMPILATIO

CERTIFICADO DE ANÁLISIS
magister

TIC_Jhonny Espinoza Alvarado
Corrección FINAL

8%
Textos sospechosos

2% Similitudes
0% similitudes entre comillas
< 1% entre las fuentes mencionadas
3% Idiomas no reconocidos (ignorados)
6% Textos potencialmente generados por IA

Nombre del documento: TIC_Jhonny Espinoza Alvarado Corrección FINAL.docx
ID del documento: 436802c6e26f823917db4b4d63eaddc09c63990b
Tamaño del documento original: 12.75 MB

Depositante: Ronnie Alexander Bonilla Sánchez
Fecha de depósito: 25/2/2026
Tipo de carga: interface
fecha de fin de análisis: 25/2/2026

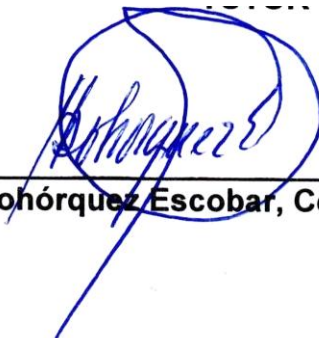
Número de palabras: 23.170
Número de caracteres: 154.419

Ubicación de las similitudes en el documento:

Reporte Compilatio del trabajo de titulación de la Carrera Electricidad denominado: “Análisis predictivo de consumo y tarificación dinámica de energía eléctrica mediante simulación de red AMI y Máquinas de Aprendizaje para el sector residencial”, del estudiante Espinoza Alvarado, Jhonny Javier se encuentra al 8% de coincidencias.

Atentamente,

TUTOR

f. 
Mgs. Bohórquez Escobar, Celso Bayardo Ph. D.

DEDICATORIA

El presente esfuerzo y dedicación lo entrego a Dios, que me permite tener cada día nuevas oportunidades de ser mejor persona.

A mi madre que tanto amo, que es el pilar más importante en mi vida y el cual admiro, cuyo ejemplo de disciplina y perseverancia ha sido base de mi formación personal y académico. A mi sobrina que me llena de alegría y gozo, quien representa la motivación para continuar esforzándome y superando desafíos.

Y finalmente dedico cada esfuerzo de mi vida a mí mismo porque he sabido luchar incansablemente por cada meta y objetivos que me he propuesto, por tener ese valor de querer salir adelante ante cualquier adversidad, siempre constante y perseverante por cumplir cada uno de mis anhelos y sueños.

EL AUTOR

ESPINOZA ALVARADO, JHONNY JAVIER

AGRADECIMIENTOS

Muy agradecido con Dios por todas las cosas que me ha dado y ha hecho posible mi vida.

A mi mami, Angela Alvarado, quien es mi fortaleza, mi luz en el camino y lo más grande que Dios me ha dado, gracias por todos sus consejos y que sienta orgullosa por cada logro cumplido. A mi sobrina Angela Espinoza, quien es y seguirá siendo mi motivación, para que ella vea que todo esfuerzo vale la pena, y con el propósito de que para ella sea un ejemplo de perseverancia y compromiso.

También, mi sincera gratitud a todos los docentes y mentores quienes, con su conocimiento, orientación y exigencia académica, contribuyeron significativamente en mi formación y al desarrollo de este trabajo de integración curricular. Gracias por todo, el aprendizaje logrado ha dejado huella que trasciende en lo académico y lo que se proyecta en mi vida profesional y personal.

Gracias a todos ustedes, mi más sincero reconocimiento y gratitud.

EL AUTOR

ESPINOZA ALVARADO, JHONNY JAVIER



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL**

FACULTAD DE EDUCACIÓN TÉCNICA PARA EL DESARROLLO
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRICIDAD

TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN

f.

Mgs. Bohórquez Escobar, Celso Bayardo. Ph. D.
DIRECTOR DE CARRERA

f.

MSc. UBILLA GONZALEZ, RICARDO XAVIER
COORDINADOR DEL ÁREA

f.

Ec. Erika Arzube Mendoza, Mgs.
OPONENTE

Índice General

Índice de Figuras	XIII
Índice de Tablas.....	XVI
Resumen	XVII
Abstract.....	XVIII
Capítulo 1: Descripción General del Trabajo de Titulación	2
1.1. Introducción.	2
1.2. Antecedentes.....	3
1.3. Definición del Problema.....	4
1.4. Justificación del Problema.	4
1.5. Objetivos del Problema de Investigación.	5
1.5.1. Objetivo General.	5
1.5.2. Objetivos Específicos.....	5
1.6. Hipótesis.....	6
1.7. Metodología de Investigación.	6
Capítulo 2: Marco Teórico.....	7
2.1. Generación eléctrica.	7
2.2. Sistemas eléctricos de potencia	11
2.2.1. Etapas de generación eléctrica de potencia.....	15
2.2.2. Transmisión eléctrica	16
2.2.3. Distribución eléctrica	18
2.3. Control convencional de la red de distribución.....	19
2.3.1. Control automático de tensión.....	20
2.3.2. Compensación de caída de línea	21
2.3.3. Reguladores de voltaje y bancos de condensadores	22
2.4. El impacto de la generación distribuida	22
2.4.1. Regulación de voltaje	23

2.5.	Sistemas de medición inteligente.....	27
2.5.1.	Lectura automática del medidor (AMR).....	28
2.5.2.	Infraestructura de medición avanzada (AMI).....	31
2.6.	Características y ventajas de AMI.....	36
2.7.	Aprendizaje automático (Machine Learning).....	37
2.8.	Herramientas de simulación: MatLab y Python.	39
2.9.	Marco legal y normativo de la Infraestructura de Medición Avanzada (AMI) en el Ecuador	42
	Capítulo 3: Caracterización del sistema propuesto	44
3.1.	Caracterización del sector residencial Bellavista – Guayaquil	44
3.2.	Perfil de consumo residencial en el sector Bellavista.....	45
3.3.	Tarifa eléctrica residencial vigente en el Ecuador	46
3.4.	Limitaciones del esquema actual y necesidad de la infraestructura AMI	47
3.5.	Relación del levantamiento con los objetivos del proyecto	48
	Capítulo 4: Modelado del sistema propuesto	49
4.1.	Descripción general del sistema.....	49
4.2.	Diseño de la red AMI para el sector Bellavista.....	50
4.2.1.	Arquitectura funcional de la red AMI.....	51
4.2.2.	Parámetros de simulación de AMI.....	52
4.2.3.	Esquema general del modelo de simulación del sistema AMI.....	53
4.3.	Generación de datos para entrenamiento de ML con enfoque predictivo.....	53
4.3.1.	Estructura general del modelo de carga.....	54
4.3.2.	Variables de entrada y estructura del dataset AMI.....	55
4.3.3.	Componente de consumo diario mediante series de Fourier ..	56
4.3.4.	Modelado del efecto climático mediante Cooling Degree Hours (CDH)	56

4.3.5.	Modelado de cargas específicas: refrigeración, iluminación y cocina	58
4.3.6.	Componente estocástica mediante procesos ARIMA estacionales.....	58
4.3.7.	Ruido de medición y efectos propios de sistemas AMI.....	59
4.3.8.	Algoritmo propuesto para la generación de un día de consumo por vivienda	59
4.3.9.	Algoritmo para la construcción del dataset AMI anual	61
4.4.	Diseño, entrenamiento y evaluación de los modelos de Machine Learning.....	62
4.4.1.	Preparación del dataset para aprendizaje automático	62
4.4.2.	Modelos de predicción seleccionados.....	64
4.4.3.	Algoritmo de entrenamiento del modelo XGBoost.....	66
4.4.4.	Algoritmo de entrenamiento del modelo LSTM	67
4.4.5.	Métricas de evaluación.....	68
4.4.6.	Esquema experimental durante la simulación	68
	Capítulo 5: Análisis de resultados obtenidos.....	70
5.1.	Validación exploratoria de las series generadas	70
5.2.	Resultados de predicción y análisis del error.....	74
5.3.	Evaluación de esquemas de tarificación dinámica.....	75
5.4.	Síntesis de resultados	77
5.5.	Aplicación de esquemas de tarificación dinámica sobre los escenarios simulados	77
5.5.1.	Aplicación de la Tarifa por Uso del Tiempo (TOU)	78
5.5.2.	Aplicación de la Tarifa de Precio en Tiempo Real (RTP)	78
5.5.3.	Comparación del costo por intervalo de medición.....	79
5.5.4.	Comparación del costo diario total	79
5.5.5.	Alcance y limitaciones del análisis tarifario	79
5.6.	Discusión de resultados	79

Conclusiones.....	81
Recomendaciones.....	82
Bibliografía.....	83

Índice de Figuras

Capítulo 2

Figura 2. 1: Representación de la producción mundial de generación de electricidad.	7
Figura 2. 2: Elementos que componen un concepto de generación de energía.	9
Figura 2. 3: Tipos de fuentes de generación eléctrica.	10
Figura 2. 4: Aplicaciones posibles de generación de energía a plataformas de petróleo y gas en alta mar.	10
Figura 2. 5: Configuración general de un sistema eléctrico.	15
Figura 2. 6: Estructura completa de generación de una central hidroeléctrica, así como, su transmisión y distribución.	16
Figura 2. 7: Diagrama unifilar del sistema de suministro eléctrico.	17
Figura 2. 8: Regulación de voltaje en redes de media y baja tensión. a) Diagrama simplificado de la red de distribución. b) Variación de voltaje en redes de media y baja tensión.	19
Figura 2. 9: Diagrama esquemático básico de AVC.	20
Figura 2. 10: Diagrama esquemático de AVC con LDC.	21
Figura 2. 11: Modelo simplificado del sistema de distribución.	25
Figura 2. 12: Voltaje en el bus de carga y corriente de línea en función de <i>PLINE</i>	25
Figura 2. 13: La primera columna muestra el perfil de voltaje en un sistema de distribución de baja tensión. La segunda columna muestra el efecto de los inversores solares fotovoltaicos (PV).	26
Figura 2. 14: Red de distribución eléctrica.	26
Figura 2. 15: Diagrama unifilar de la red de distribución de baja tensión.	27
Figura 2. 16: Métodos de comunicación usados en sistemas ARM.	30
Figura 2. 17: Esquemático de la arquitectura del sistema ARM.	31
Figura 2. 18: Esquemático de la estructura del sistema AMI.	32

Figura 2. 19: Aplicación de AMI general basada en IoT en redes inteligentes.	35
Figura 2. 20: Deep Learning y Machine Learning como subdisciplinas de la Inteligencia Artificial (IA).	37
Figura 2. 21: Algoritmo de aprendizaje profundo.	38
Figura 2. 22: Plataforma de simulación MatLab R2018a.....	40
Figura 2. 23: Plataforma de simulación PyCharm basada en Python.....	41

Capítulo 3

Figura 3. 1: Ubicación del sector Bellavista en la ciudad de Guayaquil.....	45
---	----

Capítulo 4

Figura 4. 1: Diagrama unifilar simplificado de la red de baja tensión y la infraestructura AMI simulada en Bellavista.	53
--	----

Capítulo 5

Figura 5. 1: Curva de carga simulada en 96 intervalos diarios.....	70
Figura 5. 2: Curvas diarias superpuestas.....	71
Figura 5. 3: Distribución de frecuencias de la carga simulada.	71
Figura 5. 4: Mapa de calor hora vs día.....	72
Figura 5. 5: Promedio diario de la carga.	72
Figura 5. 6: Variabilidad de la carga por hora.	73
Figura 5. 7: Relación de la carga vs temperatura.....	73
Figura 5. 8: Carga vs temperatura (normalizada).....	74
Figura 5. 9: Predicción obtenida vs consumo real.....	74
Figura 5. 10: Histograma de frecuencias de errores e la predicción.....	75
Figura 5. 11: Tarifa TOU por día.	75
Figura 5. 12: Tarifa RTP por día.	76
Figura 5. 13: Costo por intervalo TOU vs RTP.....	76

Figura 5. 14:Costo diario TOU vs RTP.....77

Índice de Tablas

Capítulo 2

Tabla 2. 1: Comparativa entre generación centralizada y distribuida (DG)...13

Tabla 2. 2: Mensajes AMI con modo de transmisión y requisitos de tiempo.34

Capítulo 4

Tabla 4. 1: Parámetros de simulación de la red AMI.....52

Resumen

El presente documento se desarrolla el trabajo de integración curricular “Análisis predictivo de consumo y tarificación dinámica de energía eléctrica mediante simulación de red AMI y Máquinas de Aprendizaje para el sector residencial”. En el capítulo 1, se describen los antecedentes de la investigación, la definición del problema, el objetivo general, los objetivos específicos y la metodología de investigación utilizada. En el capítulo 2, se describieron los fundamentos teóricos de generación eléctrica, así como, los sistemas eléctricos de potencia, infraestructura de medición inteligente (AMI), aprendizaje automático, las herramientas de simulación disponibles en la ingeniería y el levantamiento del proyecto, incluyendo el análisis del consumo energético y del esquema tarifario. En el capítulo 4, se desarrolló el modelo de simulación del sistema sobre Python usando el IDE Visual Studio Code, en la se emuló una red AMI. En el capítulo 5, se presentaron los resultados obtenidos con su respectiva discusión de resultados de los modelos predictivos, en especial LSTM, que fue la estimación con el mejor valor de demanda. De esta manera, la comparativa entre los modelos tarifarios TOU y RTP demostró como influyen directamente en el costo del cliente. Finalmente, se presentan las conclusiones y recomendaciones.

Palabras claves: Predictivo, Tarificación, Máquinas de Aprendizaje, Generación Eléctrica, Sistemas de Medición Inteligente.

Abstract

This document develops the curricular integration work “Predictive analysis of electricity consumption and dynamic pricing through AMI network simulation and machine learning for the residential sector.” Chapter 1 describes the background of the research, the definition of the problem, the general objective, the specific objectives, and the research methodology used. Chapter 2 describes the theoretical framework of electricity generation, electrical power systems, smart metering systems (AMI), machine learning, simulation tools, and the project survey, including the analysis of the consumption profile and the current pricing scheme. Chapter 4 presents the system modeling using Python, integrating the AMI network simulation. Chapter 5 presents the analysis of the results obtained, showing that predictive models, especially LSTM, are able to estimate demand with good accuracy in the short term. Likewise, the comparison between TOU and RTP tariff schemes shows that the price structure directly influences the final cost to the user, demonstrating the potential of dynamic pricing as a tool to encourage more efficient residential consumption management. Finally, conclusions and recommendations are presented.

Keywords: Predictive, Pricing, Machine Learning, Electricity Generation, Smart Metering Systems.

Capítulo 1: Descripción General del Trabajo de Titulación

1.1. Introducción.

Actualmente, los sistemas eléctricos están integrando tecnologías inteligentes para hacerlos más eficientes, confiables y sostenibles. Aquí es donde surge la Infraestructura de Medición Inteligente (AMI) como una parte fundamental en los sistemas inteligentes (Smart Grids), haciendo posible la transmisión simultánea entre los sistemas de medición inteligente y las empresas eléctricas públicas y/o privadas. Al contrario de los métodos convencionales de medición automatizada, AMI no solamente permite la medición remota del consumo energético, sino que también permite funciones avanzadas de monitoreo, estudio y control en tiempo real, estableciendo la estructura para una gestión energética eficiente y centrada en el consumo del cliente (Serrano Guerrero, 2020; Tapia Chica et al., 2024).

En la zona urbana de Guayaquil se está ejerciendo cada vez mayor demanda en relación con el sistema eléctrico, debido al crecimiento de dispositivos de aire acondicionado y la acelerada densificación de aparatos electrónicos en los hogares. Este crecimiento continuo de la demanda obliga a todas las compañías distribuidoras a equilibrar suministro y consumo y promover un aprovechamiento eficiente de la energía. Aunque la infraestructura AMI está desplegada en todo el país, su capacidad analítica se aprovecha poco, por ejemplo, para pronosticar la demanda y crear esquemas de precios dinámicos. Los precios actuales no representan las variaciones del uso doméstico en tiempo real, lo que restringe la capacidad de responder del cliente y disminuye el efecto de AMI como aplicación para la administración energética, creando una carencia técnica y funcional que necesita ser resuelto.

Con base a lo indicado, el presente trabajo de integración curricular se enfoca en investigar como una tarifa variable y demanda del consumo energético residencial pueden pronosticarse a través de técnicas predictivas sobre una red AMI. El propósito es desarrollar un modelado de simulación en Python mediante diferentes escenarios sobre la infraestructura AMI, utilizando

aprendizaje automático que permita predecir en tiempo real la demanda. Además, este trabajo examina la influencia del esquema tarifario dinámico que permita una optimización del consumo y eficiencia energética, logrando así obtener indicadores técnicos para una eficiente administración de la energía de la red eléctrica residencial.

1.2. Antecedentes

La Infraestructura de Medición Avanzada (AMI) se considera como el componente principal de modernización en los sistemas eléctricos; su impacto más significativo es la gestión energética a nivel doméstico. Este sistema permite una transmisión de flujo bidireccional de datos y en tiempo real entre la empresa distribuidora y el cliente residencial. Aunque, la red enfrenta hoy una tensión constante en su estabilidad: la alta volatilidad en los perfiles de carga y el incremento explosivo de aparatos eléctricos no convencionales son los factores directos que generan esta fricción.

Ante esta complejidad operativa, la capacidad predictiva de la demanda ya no se considera una simple ventaja: se ha convertido en una exigencia técnica inaplazable. Los algoritmos de Aprendizaje Automático (Machine Learning) juegan un rol crucial, al ser capaces de decodificar patrones de consumo sumamente complejos y habilitar una gestión sistémica, de carácter proactivo. Esta funcionalidad predictiva halla su complemento perfecto en los esquemas de tarificación dinámica, un instrumento diseñado para modular activamente el comportamiento de uso del consumidor, ajustando el costo del servicio a las fluctuaciones de la oferta.

Sin embargo, en el ámbito investigativo de las carreras de eléctricas del país, este campo aún presenta una desconexión del uso predictivo de los modelos de aprendizaje de máquina y de implementar sobre a infraestructura de AMI las tarifas variables del consumo energético. Resolver este vacío investigativo es muy importante, ya que con esto se puede mejorar la estrategia de negocio de las empresas distribuidoras de energía eléctrica, así como también generar una cultura de eficiencia energética para la sostenibilidad del suministro en el largo plazo.

1.3. Definición del Problema.

Guayaquil por ser una ciudad de la costa ecuatoriana tiene una demanda energética muy alta en sus zonas residenciales e inclusive industriales (esto no es parte del presente estudio). ¿Por qué? Debido al incremento de sistemas de climatización y de dispositivos electrónicos en los hogares, tales como, microondas, calefones eléctricos, entre otros. Evidentemente si la demanda se incrementa, las empresas de distribución eléctrica se ven obligadas al desarrollo de estrategias para una gestión energética eficiente. Dichas empresas están obligadas a garantizar un punto de equilibrio entre la oferta y demanda y, a la vez, incentivar a los usuarios a un consumo responsable.

Aunque ya se desplegó la Infraestructura de Medición Inteligente (AMI) a nivel nacional, su capacidad analítica se está aprovechando poco. Estamos hablando de capacidades predictivas y mecanismos de fijación de precios dinámicos que simplemente no se utilizan para crear incentivos monetarios; es una ineficiencia evidente. Porque las tarifas actuales no reflejan en absoluto la variabilidad de la demanda residencial en tiempo real y, por tanto, en la práctica eliminan cualquier posibilidad de respuesta y participación activa del consumidor.

Dicha restricción técnica y de conocimiento provoca una brecha que tiene que cubrirse. Resolver esta brecha incorporando AMI, tecnología de predicción y sistemas tarifarios resulta fundamental con el fin de optimizar el servicio prestado, aunque también a fin de establecer los fundamentos para la gestión energética local del futuro.

1.4. Justificación del Problema.

En la actualidad la medición del consumo energético en la Ciudad de Guayaquil sigue siendo un procedimiento manual que se lo realiza cada mes, por lo general, los 7 primeros días de cada mes. Este tipo de medición ambiguo es considerado obsoleto y esto provoca un cuello de botella durante la gestión. ¿Por qué? Debido a la necesidad de tener datos en tiempo real, por lo que no permite la identificación de pérdidas (de tipo técnico y no

técnico), y así la estructura operativa del sistema no permite establecer tarifas dinámicas que correspondan a la demanda real.

La Infraestructura de Medición Avanzada (AMI) irrumpe con la capacidad crucial de obtener datos de consumo en intervalos cortos y facilita la comunicación bidireccional, siendo esto algo fundamental. Estas funcionalidades de AMI generan un escenario ideal para el análisis predictivo basado en Aprendizaje de Máquina (Machine Learning) permiten anticipar patrones de demanda y apoyar la toma de decisiones estratégicas relevantes. Por lo que la tarificación dinámica es el complemento del sistema propuesto, es decir, un mecanismo que incentiva un consumo más racional al permitir el desplazamiento de cargas desde picos hacia horarios menos congestionados.

Tanto, AMI, como predicción y tarifas flexibles no es solo se trata de una descripción teórica; sino que es fundamental para la estabilidad de la red y reducción de costos operativos. Sin embargo, pocas investigaciones integran y simulan estas tecnologías para evaluar su impacto técnico y económico en escenarios residenciales resulta evidente. Por ello, este trabajo de integración curricular propone el desarrollo de un modelo de simulación en Python, para emular la red AMI en el sector de Bellavista en la Ciudad de Guayaquil, unificando la predicción de demanda mediante máquinas de aprendizaje con el análisis de los esquemas de tarificación dinámica.

1.5. Objetivos del Problema de Investigación.

1.5.1. Objetivo General.

Evaluar el impacto de la tarificación dinámica y el consumo mediante técnicas predictivas a través de simulación computacional de la red AMI que permita la optimización de la gestión y el rendimiento del recurso energético en el sector residencial.

1.5.2. Objetivos Específicos.

- Describir los fundamentos teóricos de los sistemas eléctricos, así como del estado del arte de la infraestructura AMI y de los modelos de aprendizaje de máquina.

- Diseñar un modelo de simulación de tarificación dinámica utilizando la infraestructura de AMI basados en Machine Learning para la estimación de la demanda energética en tiempo real.
- Evaluar los escenarios de simulación propuestos basados en tarifas dinámicas sobre la infraestructura de AMI que permita la observación de su incidencia directa en la optimización del consumo y la eficiencia energética.

1.6. Hipótesis.

A través del presente trabajo de investigación se logrará medir el impacto de una tarifa dinámica basado en el consumo energético utilizando técnicas predictivas mediante escenarios de simulación de la red AMI en Python y así lograr una optimización de la gestión y del rendimiento del recurso energético en el sector residencial

1.7. Metodología de Investigación.

La investigación se ha enmarcado en la tipología de investigación aplicada, descriptiva y orientada al análisis predictivo. Se ha concluido que la evaluación de los esquemas de tarificación dinámica en Guayaquil, por su naturaleza, necesita un enfoque metodológico mixto (cualitativo y cuantitativo). Y esto es importante porque integra la fundamentación teórica de la infraestructura AMI con una rica experimentación numérica y simulación.

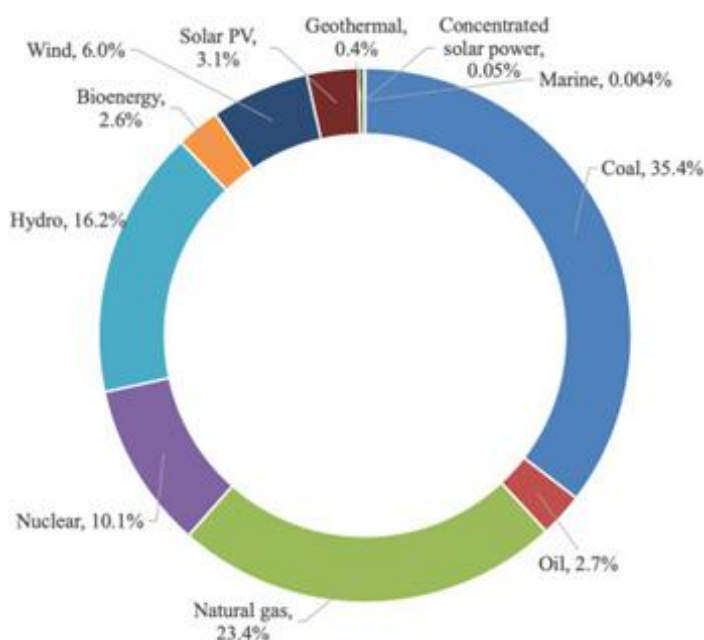
Se utilizó un enfoque cuantitativo porque los datos son obtenidos mediante simulación computacional de la red AMI. El desarrollo de la codificación fue a través del software de programación de alto nivel, Python 3.0. Inicialmente, los datos son generados de manera sintética, pero modelados para representar adecuadamente el consumo energético residencial. Por lo tanto, los datos obtenidos contribuirán al entrenamiento, validación y demostración de los modelos predictivos (Machine Learning) implementados en el capítulo 4 con la finalidad de tener una estimación más exacta de la demanda eléctrica diaria y mensual.

Capítulo 2: Marco Teórico

2.1. Generación eléctrica.

La generación de electricidad en todo el mundo está dominada por el uso de combustibles fósiles, que se encuentran entre los principales responsables de la liberación de gases de efecto invernadero y contaminantes a la atmósfera. Los combustibles fósiles son finitos, lo que genera una preocupación adicional por el agotamiento de estos recursos. La producción mundial de electricidad por combustible, que se muestra en la Figura 2.1 (Evans et al., 2024), indica que el carbón contribuyó al 35.4 % de la generación mundial de electricidad, y que los combustibles fósiles en total representaron el 61.4 % del total de 26 762 TWh de electricidad generada en 2020.

Figura 2. 1: Producción mundial de generación de electricidad.



Nota: Representación estadística según el tipo de generación eléctrica. Fuente: (Evans et al., 2024)

Mientras que las fuentes de energía renovables contribuyeron globalmente al 28.4 % de la producción mundial de electricidad en 2020, con la energía hidroeléctrica al 16.2 %, lo que supone la mayor contribución a la producción de energía renovable. El uso de las fuentes de energía renovable no hidroeléctricas está aumentando rápidamente, pero sus cuotas de mercado actuales son tan bajas que pasará algún tiempo antes de que un porcentaje

significativo de la electricidad mundial se produzca a partir de estas fuentes de energía.

Por ejemplo, en 2020 la energía solar fotovoltaica representó el 3.1 % de la producción mundial de electricidad, aunque se produjo un aumento de la producción de electricidad desde cero en 1990 hasta 833 TWh en 2020. Del mismo modo, la energía eólica ha experimentado la mayor tasa de crecimiento, pasando de 4 a 1596 TWh entre 1990 y 2020, pero solo representó el 6 % de la producción mundial total de electricidad en 2020.

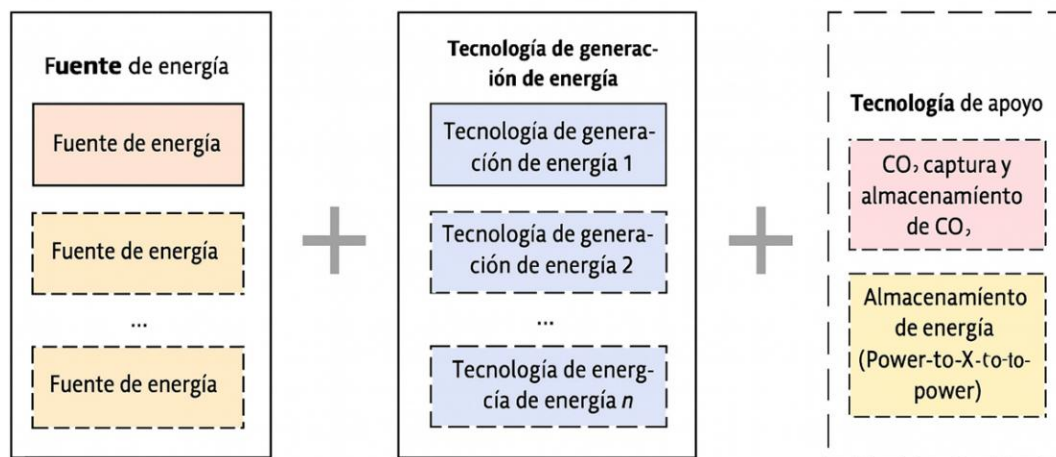
La generación eléctrica es el proceso de generar energía eléctrica a partir de fuentes de energía primaria, como el calor (térmica), el viento, la energía solar y la energía química. Superar los retos y mejorar las operaciones en la generación de energía comienza por comprender sus datos. Es necesario capturar, almacenar, contextualizar y visualizar la información de series temporales, y ponerla a disposición de las personas adecuadas, en el momento oportuno, para permitir la toma de decisiones acertadas. Muchos operadores del sector de la generación de energía buscan cada vez más avanzar hacia una forma de trabajar basada en datos y habilitada por la tecnología.

Aunque en principio esto puede parecer relativamente sencillo, la realidad es que las cosas se han complicado mucho desde que las empresas implementaron sus primeros sistemas de control de plantas y soluciones de tecnología de la información basadas en operaciones hace años. Las organizaciones se enfrentan a muchos retos relacionados con la escala y el rendimiento, la calidad de los datos, los silos de datos, la integración y la ciberseguridad. También hay un número cada vez mayor de mensajes confusos y contradictorios dentro del sector sobre la mejor manera de apoyar las operaciones digitales para permitir una mayor automatización y un análisis predictivo avanzado de "Big Data".

Los conceptos para la generación de energía con bajas emisiones de carbono pueden diferir en muchos aspectos, por ejemplo, en el uso de una

fuente de energía no convencional o en una tecnología innovadora de generación de energía. Para mayor claridad, el uso del término “concepto de generación eléctrica” en este trabajo de integración curricular se ilustra en la Figura 2.2. Un concepto de generación de energía es una combinación de una o varias fuentes de energía y una o varias tecnologías de generación de energía, que además pueden combinarse con una tecnología de apoyo, como las tecnologías de almacenamiento de energía o de captura de CO₂. (Voldsund et al., 2023)

Figura 2. 2: Mapa conceptual de generación de energía eléctrica.



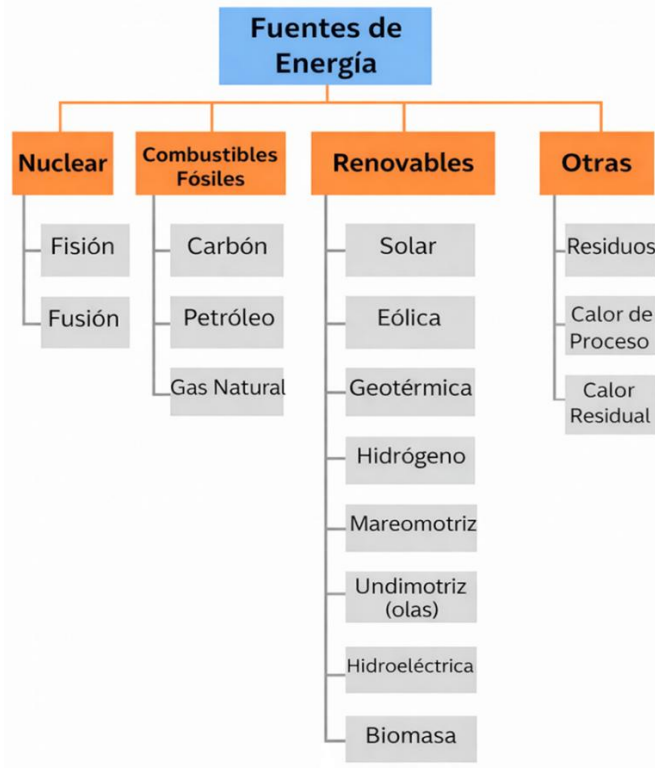
Nota: Elementos que componen un concepto de generación de energía. Fuente: (Voldsund et al., 2023)

Aunque la energía se extrae del medio ambiente por diversos medios, algunas fuentes son más frecuentes que otras. De hecho, algunas fuentes eran las más extendidas, como el carbón, hasta el descubrimiento del petróleo. En la actualidad, el carbón rara vez se utiliza como fuente de energía en presencia de petróleo y gas natural debido a su fuerte impacto medioambiental. Además, también se están desarrollando fuentes de energía renovables, que se están extendiendo para compensar los combustibles fósiles contaminantes y agotables. La figura 2.3 muestra una lista de las fuentes de energía que se han utilizado para satisfacer la demanda de diversos productos básicos.

Las fuentes de energía relevantes son, bien energía químicamente ligada en un combustible, bien energía renovable local. Una alternativa a la generación de energía en alta mar es la energía procedente de la costa, donde

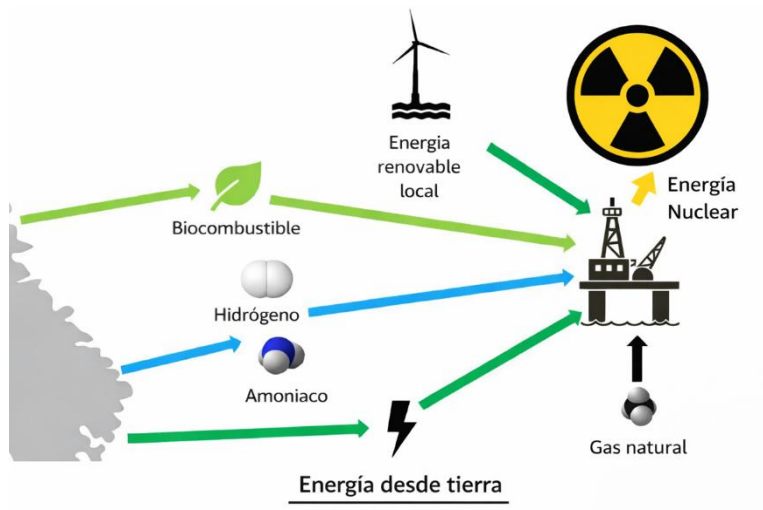
la electricidad se genera a partir de fuentes de energía terrestres y se transfiere a alta mar a través de cables submarinos (Pettersen et al., 2022). Las diversas opciones para el suministro de energía a las instalaciones petrolíferas y gasísticas marinas se ilustran en la Figura 2.4.

Figura 2. 3: Tipos de fuentes de generación eléctrica.



Nota: Se observan los diferentes tipos de fuentes de energía. Fuente: (Dincer & Abu-Rayash, 2020)

Figura 2. 4: Generación de energía a plataformas de petróleo y gas en alta mar.



Nota: Aplicaciones posibles de generación de energía a plataformas de petróleo y gas en alta mar Fuente: (Voldsund et al., 2023)

La mayoría de las tecnologías renovables no son gestionables, por ejemplo, la energía eólica o la energía solar. Debido a su naturaleza descentralizada y por razones de seguridad y eficiencia de la producción, un activo marino solo puede utilizar tecnologías no gestionables si se combinan con tecnologías gestionables o con almacenamiento de energía.

2.2. Sistemas eléctricos de potencia

La energía eléctrica es una fuente de energía utilizada en la industria, vivienda, servicios públicos y otros sectores. Desde su descubrimiento, los seres humanos han buscado diferentes formas de comercializarla, ya sea en la industria, servicios residenciales, servicios públicos u otras áreas. El uso de la energía eléctrica es fundamental para realizar trabajos útiles y contribuir al desarrollo sostenible y la mejora de la calidad de vida. Sin embargo, llevar la energía desde sus fuentes hasta los consumidores finales no es tarea fácil, ya que se necesita conocer a fondo aspectos técnicos y económicos asociados a las redes eléctricas que conforman el Sistema Eléctrico de Potencia (SEP). (Selseleh J. & Romeral M., 2023)

Existen numerosas definiciones de SEP debido a la variedad de conceptos en los que se expresan puntos de vista diferentes. Por ejemplo, uno de los conceptos más aceptados a nivel mundial, según el Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (IEEE), establece que: “una red que está formada por unidades de generación eléctrica, cargas y/o líneas de transmisión, así como por equipos asociados, que están conectados de manera eléctrica o mecánica a la red”.

Un sistema eléctrico es un conjunto de componentes eléctricos que se utiliza para suministrar y transmitir energía eléctrica según la demanda de los consumidores. El sistema eléctrico es una de las partes más importantes de la ingeniería eléctrica, ya que se ocupa de la generación, transmisión, distribución y utilización de la energía eléctrica. Los sistemas eléctricos siguen creciendo debido a los cambios en el entorno, la incorporación de nuevos activos y la introducción de nuevas tecnologías en la generación, transmisión y distribución de la electricidad. (Khare et al., 2021)

En el funcionamiento y control de los sistemas eléctricos, el objetivo básico es proporcionar a los usuarios energía eléctrica de calidad en un grado económicamente razonable para el sistema eléctrico y garantizar su estabilidad y fiabilidad. Por lo tanto, es necesario llevar a cabo la planificación de la supervisión y el control del sistema eléctrico, pero con el desarrollo del sistema eléctrico, la demanda es cada vez mayor, con el fin de garantizar su seguridad, economía y fiabilidad, lo que aumenta la carga de trabajo y también la carga de trabajo del personal.

En la actualidad, las metodologías de inteligencia artificial han adquirido popularidad para abordar diversas problemáticas en los sistemas eléctricos, tales como el control, la planificación, la programación y la previsión. La inteligencia artificial (IA) constituye una subdisciplina de la informática dedicada al estudio de cómo las máquinas pueden replicar el pensamiento y la acción humanos. La Inteligencia Artificial abarca tanto los cálculos numéricos como los no numéricos y simbólicos.

La imitación de la inteligencia incluye no solo la capacidad de tomar decisiones racionales, sino también de lidiar con los datos que faltan, adaptarse a las situaciones existentes y mejorarse a sí misma a largo plazo basándose en la experiencia acumulada. El software informático del centro de gestión energética existente suele ser software de análisis numérico; es difícil que el procesamiento objetivo funcione en el sistema eléctrico, especialmente en condiciones de fallo.

En general, un sistema de energía eléctrica comprende un conjunto de procesos interconectados que generan, transmiten y distribuyen electricidad a los usuarios finales (es decir, usuarios residenciales, comerciales, institucionales e industriales). Su lado de suministro consta de tres aspectos principales: generación, transmisión y distribución. Estos componentes están interconectados por un conjunto de transformadores que ajustan el voltaje eléctrico a los niveles operativos adecuados. A continuación, se describen y explican cada uno de estos componentes. (Panchal, 2021)

El componente de generación de energía sirve para convertir los recursos energéticos fósiles y renovables en electricidad. Puede implementarse de dos formas distintas: generación centralizada y generación distribuida (Distributed Generation, DG). Mientras que el primero implica centrales eléctricas a gran escala que generan electricidad a granel para inyectarla en el sistema de transmisión a alta tensión, el segundo comprende generadores a menor escala, normalmente propiedad de productores independientes de energía (Independent Power Producers, IPP), que están conectados al sistema de distribución (a niveles de baja y media tensión) y a sistemas de generación autónomos in situ propiedad de los clientes (por ejemplo, paneles solares).

Estos modos de generación se comparan en la Tabla 2.1. Cabe señalar que la DG comprende un subconjunto del sistema eléctrico central.

Tabla 2. 1: Comparativa entre generación centralizada y distribuida (DG).

	<i>Generación Centralizada</i>	<i>Generación Distribuida (DG)</i>
<i>Generación / Capacidad</i>	Grande para lograr economías de escala; rango reportado (orden de magnitud) entre 100 MW – 1000 GW	Inferior o hasta 300 MW , con las siguientes categorías: Grande: 50 – 300 MW Media: 5 – 50 MW Pequeña: 5 kW – 5 MW Micro: 1 W – 5 kW
<i>Tipo de Tecnología</i>	Planta hidroeléctrica, planta termoeléctrica (carbón, fuel-oil y gas natural) y planta nuclear	No renovable: motor diésel de combustión interna, motor de gas, microturbina y turbina de combustión. Renovable: solar fotovoltaica (PV), solar térmica, eólica, minihidráulica, biomasa (combustión directa y gasificación), biogás (motor de gas), geotérmica y mareomotriz
<i>Ubicación</i>	Ubicada lejos del punto de carga y generalmente situada cerca de los sitios de explotación de recursos fósiles primarios (para plantas termoeléctricas) y de reservorios de agua (para plantas hidroeléctricas)	Ubicada más cerca del punto de carga e integrada con las instalaciones del usuario

<p><i>Punto de interconexión con el Sistema Eléctrico</i></p>	<p>Conectada con dispositivos de transmisión de alta tensión, en los que la electricidad se eleva de nivel previo a su transmisión a subestaciones para su distribución subsecuente, lo que reduce las pérdidas en las líneas de distribución.</p>	<p>DG en red (On-grid DG): conectada al sistema de distribución de baja tensión o a las instalaciones del cliente.</p> <p>DG fuera de red (Off-grid DG): se refiere al sistema eléctrico desconectado, operando de forma autónoma con las instalaciones del usuario o dentro de un sistema de microrred.</p>
---	--	--

Fuente: (Khare et al., 2021)

Los componentes de transmisión de energía suelen incluir líneas de transmisión y subtransmisión configuradas en forma de red mallada, con estaciones de conmutación de transmisión (es decir, para la reducción de tensión) que actúan como interfaz entre las líneas de transmisión y subtransmisión. En el caso del modo de generación centralizada, su función principal es transferir de forma económica grandes cantidades de energía eléctrica a alto voltaje a través de grandes distancias desde los generadores hasta el sistema de distribución.

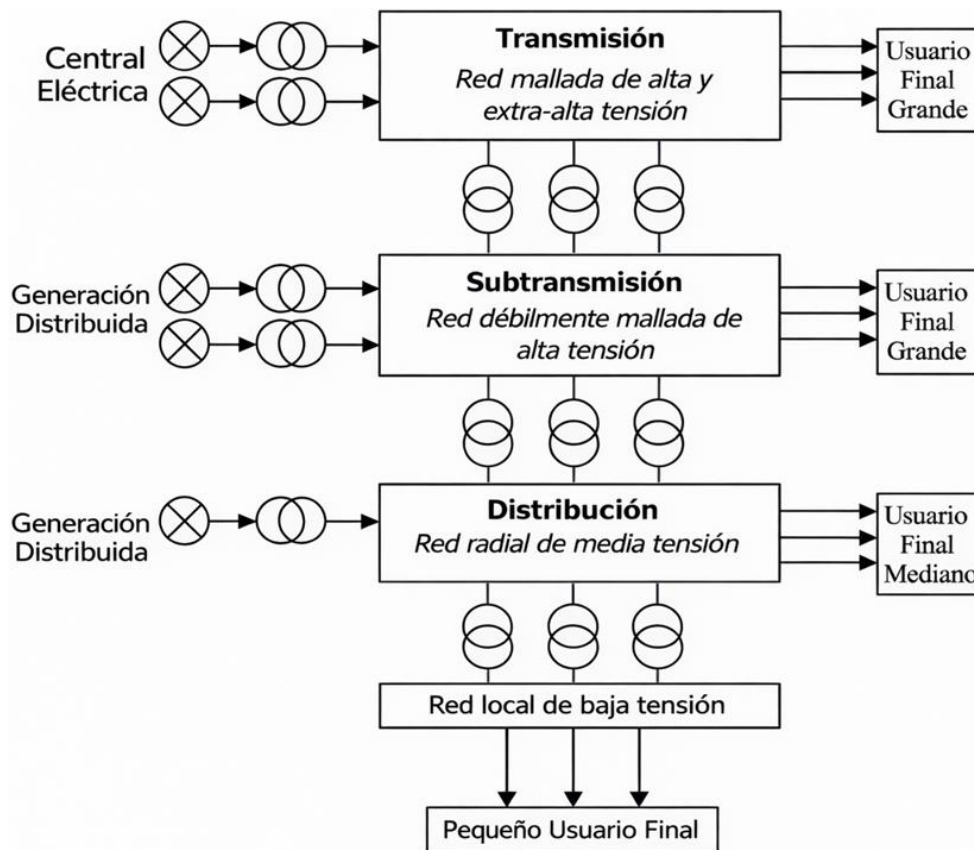
Además, maximiza la fiabilidad del suministro eléctrico y minimiza el riesgo de interrupción del suministro al proporcionar rutas de transmisión alternativas en caso de fallo de alguna línea. Esta configuración permite al operador de transmisión sincronizar el funcionamiento de los diferentes generadores en función de su nivel de rendimiento y de las fluctuaciones de la demanda del lado de la carga, con el fin de lograr una mayor estabilidad operativa global. (Evans et al., 2024)

Podría haber grandes consumidores de electricidad (por ejemplo, industrias pesadas y ferrocarriles) que obtuvieran energía eléctrica directamente de las redes de transmisión y subtransmisión, y del mismo modo, los sistemas de generación distribuida podrían suministrarles electricidad directamente. (Zarco-Soto et al., 2021)

Por último, la electricidad se transmite entre el sistema de transmisión y las instalaciones del usuario final a través del sistema de distribución. El

sistema de distribución está interconectado con el sistema de transmisión en subestaciones, donde la electricidad transmitida se reduce al nivel de tensión de la red eléctrica antes de su entrega. Existe como una red radial de media y baja tensión conectada a los clientes finales (es decir, consumidores medianos y pequeños), que también puede complementarse con DG (como reservas) con un sistema de protección adecuado. La configuración general de un sistema eléctrico se ilustra en la Figura 2.5.

Figura 2. 5: Configuración general de un sistema eléctrico.



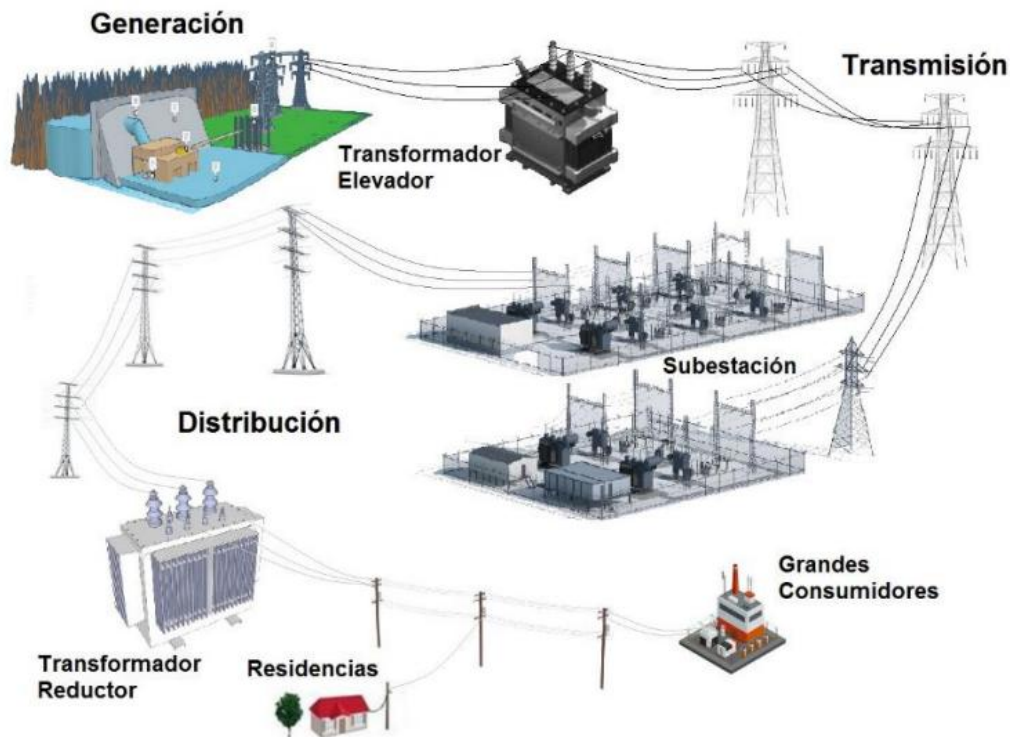
Nota: Configuración de sistemas eléctricos, desde la planta de la central eléctrica hasta el usuario final. Fuente: (Khare et al., 2021)

2.2.1. Etapas de generación eléctrica de potencia

Se refiere a las empresas dedicadas a la generación de electricidad, que por su parte presentan diversos tipos, como, por ejemplo: centrales hidroeléctricas que aprovechan el caudal de agua (ver Figura 2.6), centrales térmicas basadas en el consumo de combustibles fósiles, centrales nucleares que emplean materiales de fisión y aprovechan reactores nucleares para generar calor que impulsa un alternador.

Además, existen energías renovables que son producidas continuamente y que a escala humana son inagotables. Las más relevantes son la energía eólica, solar, geotérmica, mareomotriz, biomasa y undimotriz, que han experimentado un desarrollo importante en la industria energética con el propósito de conseguir un ahorro de recursos naturales y económicos.

Figura 2. 6: Generación de energía eléctrica mediante una central hidroeléctrica.



Nota: Estructura completa de generación de una central hidroeléctrica, así como, su transmisión y distribución. Fuente: (Tipán Chinchero, 2024)

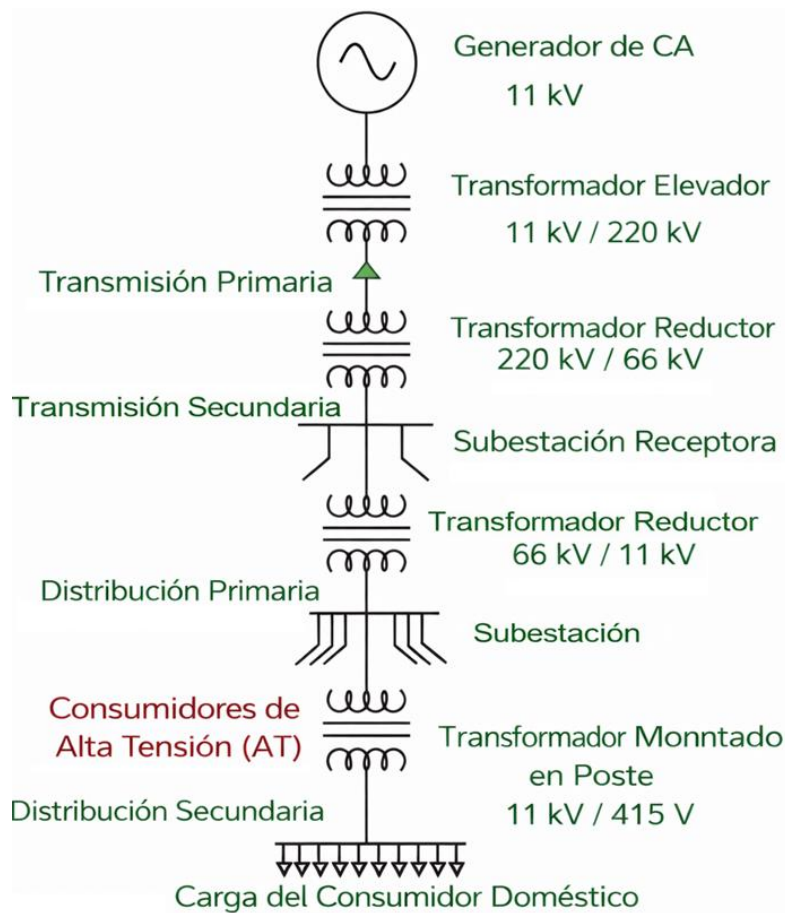
Las centrales eléctricas tienen como objetivo el suministro de energía y electricidad a la industria y a la ciudadanía; siendo las centrales hidroeléctricas las más utilizadas debido a las mayores ventajas que ofrecen. Las empresas que generan energía venden ésta por medio de contratos suscritos con los consumidores mediante mercados eléctricos.

2.2.2. Transmisión eléctrica

Las redes de transmisión representan el medio de conexión entre las centrales eléctricas y las redes de distribución (véase la Figura 2.7), transportando una gran cantidad de energía a altos voltajes en los rangos de alta y media tensión, siendo necesario destacar que la transmisión de energía

se realiza en una sola dirección, es decir, desde los generadores hacia los usuarios. La transmisión de energía eléctrica es uno de los componentes más importantes de un sistema eléctrico, ya que permite transportar grandes cantidades de energía desde las centrales eléctricas hasta las subestaciones que abastecen a las regiones o zonas locales.

Figura 2. 7: Esquemático del sistema de suministro eléctrico.



Nota: Estructura completa de generación de una central hidroeléctrica, así como, su transmisión y distribución. Fuente: (Panchal, 2021)

Cuando se genera electricidad, la tensión que sale de los alternadores varía entre 11 kV y 25 kV. En este caso, el transporte de energía a largas distancias supone pérdidas significativas a causa de la resistencia de los conductores. Para resolverlo, se utilizan transformadores elevadores que incrementan el voltaje hasta alcanzar tensiones de 200 kV, tal como se observa en la Figura 2.3. Este aumento del voltaje disminuye la intensidad de la corriente, con lo cual se reduce las pérdidas según la ley de Joule, que dice: las pérdidas son proporcionales al cuadrado de la intensidad de la corriente.

2.2.3. Distribución eléctrica

Un sistema de distribución de energía eléctrica se caracteriza por la presencia de dos tipos de clientes:

1. **Clientes no regulados:** son los responsables de gestionar la compra de energía eléctrica con las compañías eléctricas de generación, en la que los costes de energía se establecen mediante un contrato entre las partes. Este tipo de contratos se suelen suscribir con clientes de gran consumo.
2. **Clientes regulados:** típicamente se refiere a usuarios residenciales con bajo consumo los cuales son clientes directos de las compañías eléctricas distribuidoras y son quienes pagan el precio del servicio mediante tarifas reguladas por el Estado, de ahí su denominación.

Las compañías distribuidoras son responsables de suministrar la energía eléctrica proveniente de las subestaciones de distribución hasta los usuarios finales, ya sean regulados o no, considerando que la distribución eléctrica se produce tanto en baja como en media tensión, lo que permite asegurar en todos los casos, calidad y conexión del suministro. En función de las áreas geográficas, las normativas y políticas de cada país la distribución a su vez puede ser:

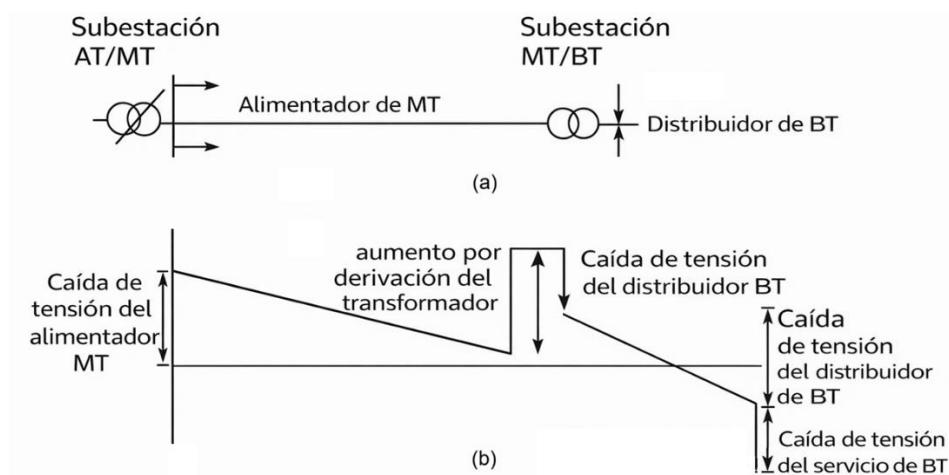
1. **Distribución autónoma de comercialización:** cuando es la compañía distribuidora la encargada únicamente de suministrar energía a los clientes y no les factura a éstos por este servicio directamente, sino que existen comercializadoras (compañías eléctricas) que adquieren la energía a las generadoras y posteriormente la venden a los usuarios, quienes a su vez pagan un canon a las empresas de transmisión y distribución por el uso de sus redes. Por su parte, la empresa distribuidora es responsable de la planificación de la ampliación y el mantenimiento de la red.
2. **Distribución y comercialización:** cuando la compañía distribuidora no se limita a suministrar energía a los centros de consumo, sino que además la vende, comprándola a las empresas generadoras y vendiéndola a los usuarios finales, facturándoles por el servicio. Este es actualmente la situación en nuestro país, siendo una misma

empresa la encargada de la distribución y comercialización de la energía.

2.3. Control convencional de la red de distribución

El control de voltaje se ha empleado en el control convencional de la red de distribución con el fin de proporcionar una tensión en el punto de conexión de los clientes que cumpla con las normas aplicables, por ejemplo, Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica (LOSPEE). Este control es necesario para adaptarse al impacto de la variación de la demanda en la caída de voltaje en los transformadores y conductores, ya que la energía se transmite a través de la red de distribución desde alta tensión (AT), pasando por media tensión (MT), hasta baja tensión (BT). Esto se ilustra en la figura 2.8.

Figura 2. 8: Regulación de voltaje en redes de media y baja tensión.



Nota: a) Diagrama simplificado de la red de distribución. b) Variación de voltaje en redes de media y baja tensión. Fuente: (Olivarría González et al., 2023)

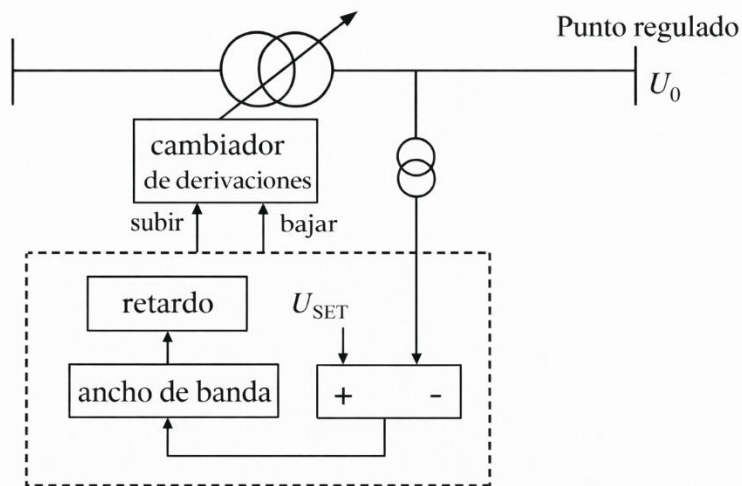
La figura anterior muestra la caída de tensión en los alimentadores de MT y BT y en el transformador de MT/BT, así como el aumento compensatorio proporcionado por el ajuste de tomas del transformador de MT/BT. El mecanismo principal de control de tensión en las redes de distribución convencionales Ecuador, es la variación del ajuste de tomas del transformador. En el caso de los transformadores de alta tensión/media tensión, o primarios, esto se consigue normalmente mediante cambiadores de tomas en carga (OLTC), que funcionan automáticamente bajo carga para mantener la tensión de la barra colectora dentro de un rango aceptable. En el

caso de los transformadores de media tensión/baja tensión, esto se consigue normalmente mediante la selección manual de tomas fuera de carga.

2.3.1. Control automático de tensión

En la figura 2.9 se ilustra un esquema convencional de control automático de tensión (Automatic Voltage Control, AVC) para el control de transformadores de alta tensión/media tensión equipados con OLTC.

Figura 2. 9: Diagrama esquemático básico de AVC



Nota: En la figura se representa el sistema de control de transformadores de alto voltaje OLTC. Fuente: (Muñoz Chinguercela et al., 2024)

Dado el punto de ajuste de tensión U_{SET} , el esquema de control de la figura anterior actúa para mantener la tensión de la barra colectora U_o dentro del rango:

$$U_{LB} \leq U_o \leq U_{UB}$$

donde el límite inferior U_{LB} se define como:

$$U_{LB} = U_{SET} - 0.5BW$$

y el límite superior U_{UB} se define como:

$$U_{UB} = U_{SET} + 0.5BW$$

El elemento de ancho de banda (BW) sirve para evitar la oscilación del esquema de control. Esto puede ocurrir si un cambio de toma realizado para corregir lo que se considera un voltaje bajo en la barra colectora da como

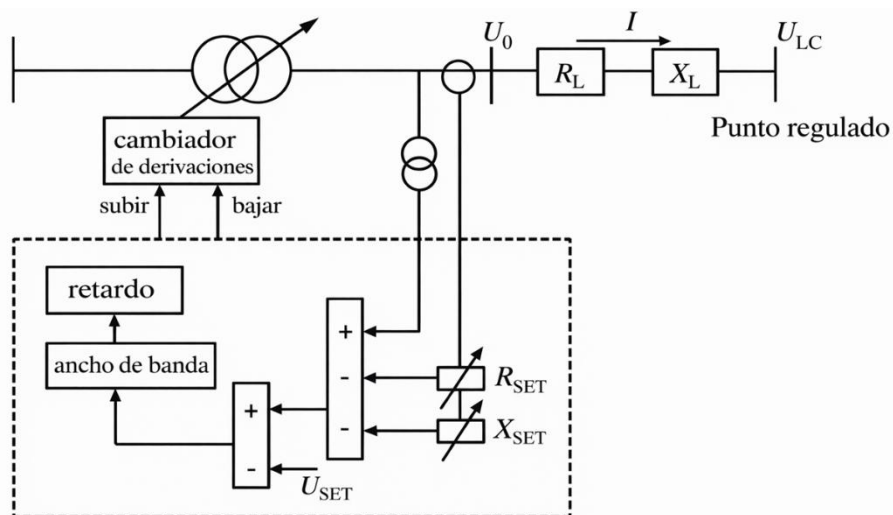
resultado lo que se considera un voltaje alto en la barra colectora, o viceversa, lo que da lugar a una secuencia continua de operaciones alternas de cambio de toma.

Por consiguiente, se suele emplear un BW ligeramente inferior al doble del paso de toma del transformador. El elemento de retardo temporal sirve para evitar que el esquema de control realice operaciones de cambio de toma basándose en breves variaciones de tensión, y para limitar el número total de operaciones, con el consiguiente desgaste del mecanismo del cambiador de tomas y de los contactos.

2.3.2. Compensación de caída de línea

Los esquemas AVC pueden ampliarse para tener en cuenta la resistencia y la reactancia del alimentador suministrado por el transformador, así como la demanda de corriente, lo que se conoce como compensación de caída de línea (Line Drop Compensation, LDC), tal como se muestra en la Figura 2.10.

Figura 2. 10: Diagrama esquemático de AVC con LDC



Nota: Compensación de caída de línea (LDC) y control automático de tensión Fuente: (Muñoz Chinguercela et al., 2024)

Dado el punto de ajuste de tensión U_{SET} , el esquema de control de la figura anterior actúa para mantener la tensión en el centro de carga del extremo del alimentador U_{LC} dentro del rango:

$$U_{LB} \leq U_{LC} \leq U_{UB}$$

donde los límites inferior y superior se definen según las ecuaciones (2.2) y (2.3) respectivamente. Además de la tensión de la barra colectora, en este esquema también se tiene en cuenta la carga, basada en la corriente medida, los puntos de ajuste resistivos y reactivos R_{SET} y X_{SET} , derivados de las relaciones entre los transformadores de voltaje y corriente, y la resistencia y reactancia del alimentador, R_L y X_L .

2.3.3. Reguladores de voltaje y bancos de condensadores

Con el fin de compensar la caída excesiva de tensión en puntos críticos, en ocasiones se han empleado reguladores de tensión y bancos de condensadores en las redes de distribución del Ecuador. Los reguladores de voltaje suelen ser autotransformadores, equipados con OLTC. Los bancos de condensadores pueden estar conectados de forma permanente y tener un valor fijo, o bien conectarse para proporcionar compensación de potencia reactiva y aumentar el voltaje según la demanda.

2.4. El impacto de la generación distribuida

Los principales impactos de la generación distribuida (DG) en las redes de distribución pueden clasificarse de la siguiente manera:

- Regulación del voltaje: la DG puede provocar un aumento del voltaje en el punto de conexión. La demanda adicional de otras tecnologías bajas en carbono, como la recarga de vehículos eléctricos o bombas de calor, si se encuentran en otro lugar de la red de distribución, puede presentar un impacto técnico conflictivo, lo que agrava el problema de la regulación del voltaje. El flujo de energía inverso resultante de una alta penetración de la DG también puede dar lugar a un comportamiento indeseable en los sistemas de control de la regulación del voltaje, por ejemplo, el LDC.
- Calidad de la energía: los eventos transitorios de tensión, como caídas y subidas, pueden ser consecuencia de variaciones repentinas en la salida de las fuentes de generación distribuida. Las fuentes de generación distribuida conectadas a la red mediante dispositivos electrónicos de potencia pueden introducir distorsión armónica. Además, tienen la capacidad de generar resonancias entre las fuentes de generación y distribución eléctrica, incluyendo los sistemas de control

térmico. La distribución inequitativa de las fuentes monofásicas entre las fases, especialmente en los alimentadores de baja tensión, puede inducir un desbalance del voltaje.

- Pérdidas en la red: el sistema de generación distribuida presenta el potencial de mitigar las pérdidas en la red mediante la compensación de la demanda con la generación local. Sin embargo, si la generación supera significativamente la demanda local, con el flujo de energía inverso asociado, las pérdidas pueden aumentar. Los límites térmicos de los transformadores y cables de distribución pueden limitar la penetración de la generación distribuida, como resultado del aumento del flujo de energía.
- Protección del sistema: la DG puede provocar un aumento de los niveles de corriente de fallo en una red de distribución. Además, la incorporación de fuentes de energía adicionales a una red de distribución puede alterar el patrón del flujo de energía y provocar un flujo de energía en dirección opuesta al funcionamiento convencional. La DG también puede energizar una red, o parte de ella, que de otro modo se esperaría que estuviera aislada de la red ascendente.

De los impactos enumerados anteriormente, el efecto de la generación distribuida en la regulación del voltaje, el problema de calidad de la energía que supone el desequilibrio de voltaje y la protección del sistema, junto con el impacto potencialmente conflictivo de la recarga de vehículos eléctricos en las redes de distribución, se analizan con más detalle en las siguientes secciones.

2.4.1. Regulación de voltaje

La inyección de potencia real en una red de distribución por parte de una fuente de generación distribuida (DG) provoca un aumento de tensión en el punto de conexión. Los límites reglamentarios que prescriben el voltaje en una red de distribución pueden hacer que el aumento de voltaje sea el factor limitante para la penetración de la DG. En un alimentador radial simple, el aumento de voltaje causado por una fuente de DG en su punto de conexión puede aproximarse como:

$$\Delta V = \frac{(P_G - P_L)R + (Q_G - Q_L)X}{V}$$

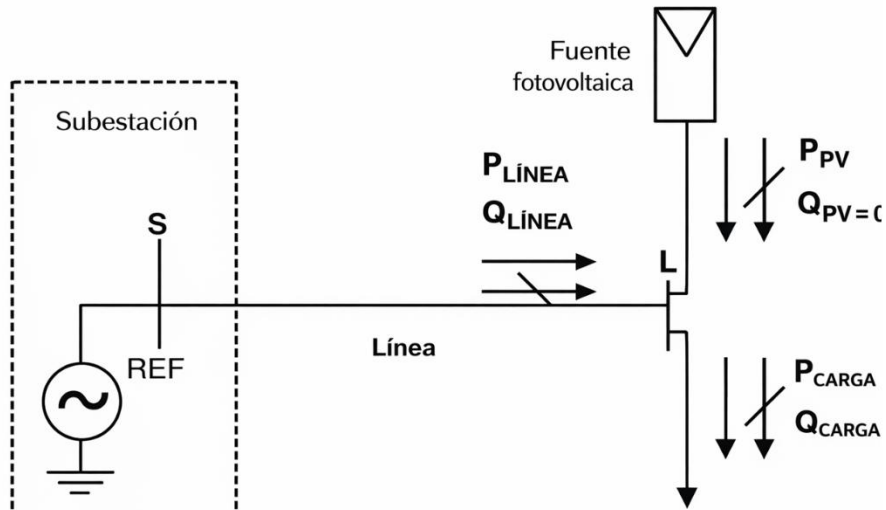
donde P_G y Q_G son la potencia real y reactiva de salida de la fuente DG, P_L y Q_L son la potencia real y reactiva disipada por la carga, R y X son la resistencia y la reactancia del alimentador, y V es el voltaje de línea en el punto de conexión de la fuente DG. A partir de esto, se puede observar que el efecto sobre la tensión de las fuentes DG situadas más lejos de la subestación será más significativo que el de las situadas más cerca de ella. (Zarco-Soto et al., 2021)

También se puede observar que, si bien la inyección de potencia activa dará lugar a un aumento del voltaje, la inyección o el consumo de potencia reactiva por parte de la fuente DG también dará lugar a un aumento o una disminución del voltaje, respectivamente. Sin embargo, en la actualidad, las normas que regulan el funcionamiento y la conexión de fuentes de generación distribuida a pequeña escala suelen limitar su factor de potencia a aproximadamente la unidad, como 1.00 ± 0.05 en el caso de Ecuador, y un factor de potencia medio rezagado no inferior a 0.90, con una carga del 50%, en el caso de la norma IEC 61727.

La energía real inyectada por las fuentes de generación distribuida sirve para compensar la disipación de energía de las cargas locales que, de otro modo, serían abastecidas por la red. Si la inyección de energía de las fuentes de generación distribuida excede la disipación de energía de las cargas locales, se producirá un flujo de energía inverso, en relación con la dirección del flujo en ausencia de generación distribuida. En la figura 2.11 se ilustra un alimentador radial simplificado.

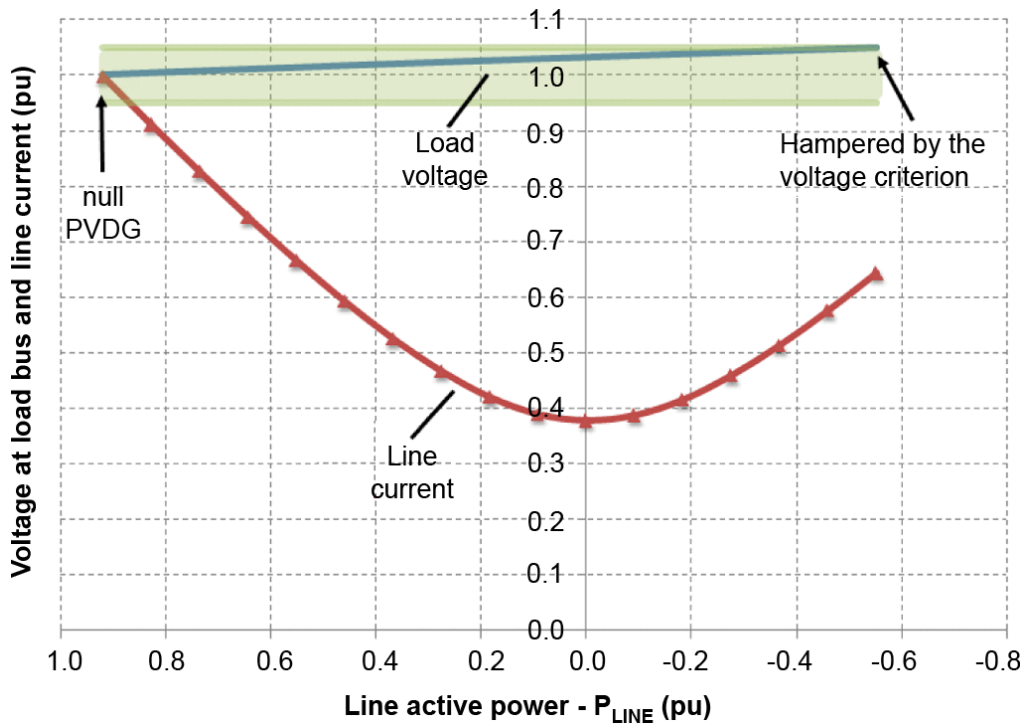
Dada una carga fija, la reducción y posterior inversión del flujo de potencia real en una red de este tipo, como resultado del aumento de la inyección de potencia, provocará que la tensión en el punto de conexión aumente hasta alcanzar un límite. Esto se muestra en la figura 2.12.

Figura 2. 11: Modelo simplificado del sistema de distribución.



Nota: Esquemático de un sistema de distribución eléctrica mediante generación fotovoltaica conectada a la red. Fuente: (Muñoz Chinguercela et al., 2024)

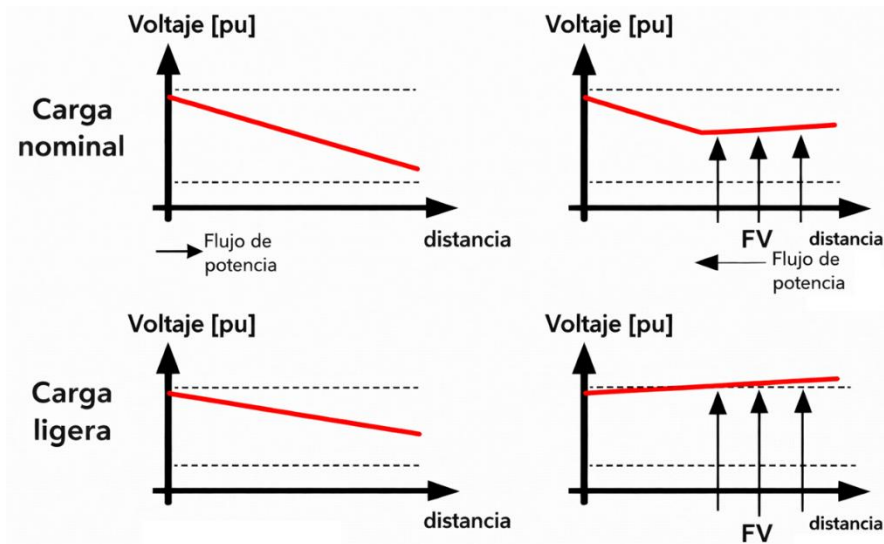
Figura 2. 12: Voltaje en el bus de carga y corriente de línea en función de $P_{LÍNEA}$.



Nota: relación entre la potencia activa de la línea y el comportamiento del voltaje en el nodo de carga y de la corriente de línea. Fuente: (Olivarría González et al., 2023)

En la Figura 2.13 se muestra el efecto que la DG puede tener sobre el perfil de voltaje de un alimentador radial bajo diferentes niveles de demanda.

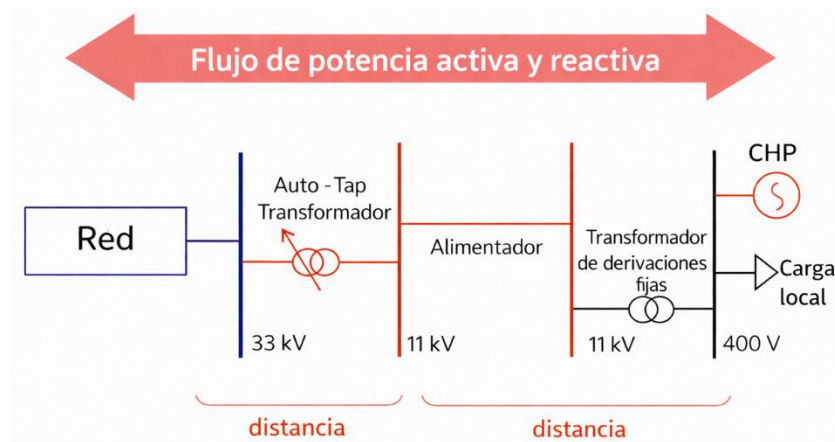
Figura 2. 13: La primera columna muestra el perfil de voltaje en un sistema de distribución de baja tensión. La segunda columna muestra el efecto de los inversores solares fotovoltaicos (PV).



Nota: Perfil de voltaje a lo largo de una línea de distribución bajo distintas condiciones de carga y presencia de generación fotovoltaica distribuida. Fuente: (Olivarría González et al., 2023)

Vesterberg et al., (2021) presentan una red de distribución genérica en Suecia. Este modelo se extiende desde una fuente trifásica de 33 kV hasta cuatro alimentadores radiales de 400 V, representativos de los sistemas de distribución urbanos de baja tensión.

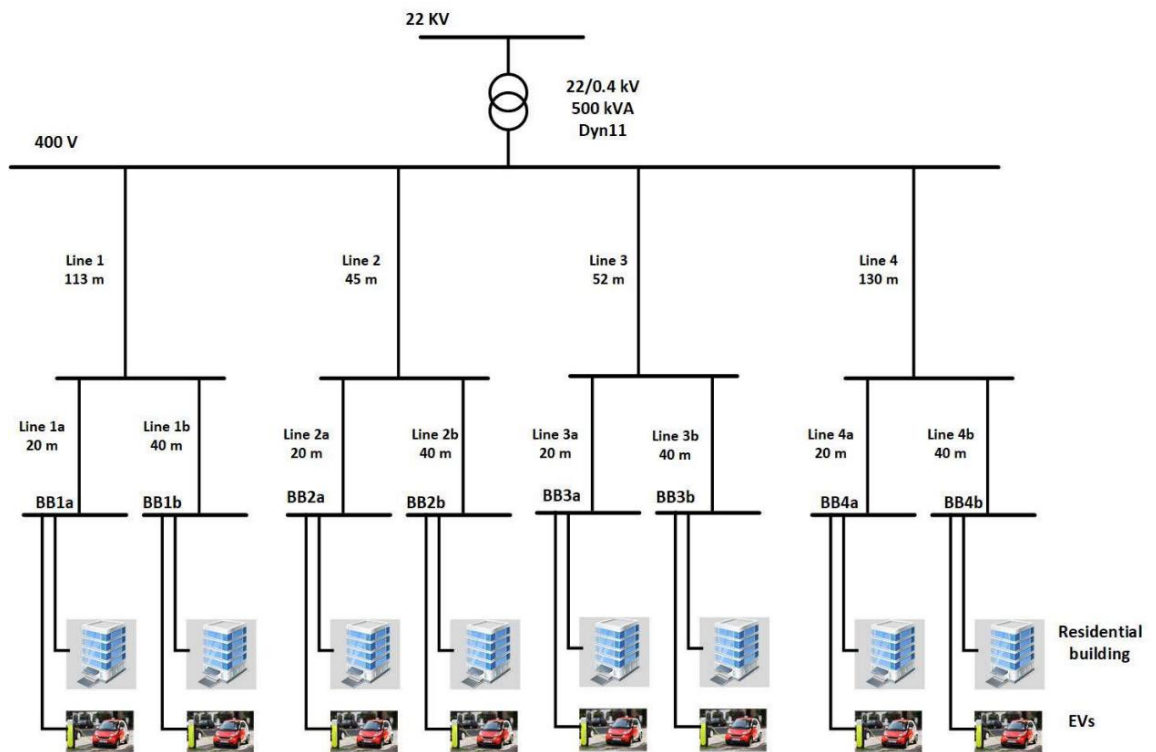
Figura 2. 14: Red de distribución eléctrica.



Nota: Esquema del flujo de potencia activa y reactiva en un sistema de distribución eléctrica. Fuente: (Selseleh J. & Romeral M., 2023)

En la figura 2.15 se ilustra un diagrama general unifilar de una red de distribución de baja tensión (BT). Se trata de una red de distribución de baja tensión radial que se alimenta desde la red de media tensión (MT) a través de un transformador de 500 kVA y 22/0.4 kV.

Figura 2. 15: Diagrama unifilar de la red de distribución de baja tensión.



Nota: Configuración de una red de distribución de baja tensión alimentada desde un transformador de 22/0,4 kV con conexión Dyn11 y potencia nominal de 500 kVA. Fuente: (Selseleh J. & Romeral M., 2023)

Cuatro cables principales (primarios) (alimentadores) están conectados al lado de baja tensión del transformador, cada uno de estos cables primarios está conectado a dos cables más pequeños (secundarios) y cada cable secundario abastece a un edificio. La red de distribución abastece a ocho edificios residenciales y hay 12 apartamentos en cada edificio, por lo que el número total de consumidores residenciales abastecidos por la red de distribución de baja tensión es de 96. (Selseleh J. & Romeral M., 2023)

2.5. Sistemas de medición inteligente.

No se puede subestimar el impacto que tiene la electricidad en nuestras vidas. A medida que la demanda de energía eléctrica sigue aumentando, dependemos cada vez más de la tecnología para una amplia gama de fines. La transición de los contadores tradicionales a los contadores automáticos ha sido posible gracias a los avances en la tecnología digital, la conectividad inalámbrica y los sistemas informáticos. (Merino Villegas & Inga Ortega, 2022)

Actualmente, todos los hogares, oficinas y otras estructuras cuentan con contadores eléctricos para controlar el consumo de electricidad. Sin embargo, el método actual de lectura manual de estos contadores por parte de un representante de la compañía eléctrica ha dado lugar a diversos problemas para los consumidores, como lecturas incorrectas u omitidas. Estos errores suelen ser consecuencia de fallos humanos o de dificultades para acceder al contador. La lectura manual tradicional de los contadores también es ineficiente, ya que consume mano de obra y energía, lo que se traduce en altos costes y baja productividad. (Melo Cárdenas et al., 2025)

Partiendo de los conceptos establecidos, se concibe a la Medición Inteligente (Smart Metering, SM) como una infraestructura tecnológica integral capaz de redefinir la gestión operativa en las compañías de suministros básicos, ya sea en los sectores de energía, recursos hídricos o gas. La implementación de esta arquitectura no solo permite perfeccionar los flujos de trabajo internos para elevar los estándares de rendimiento corporativo, sino que también para desplegar un catálogo renovado de prestaciones y soluciones de valor al usuario final. (Valencia Bacilio & García Gruezo, 2024)

La implementación de este tipo de sistemas representa una magnífica oportunidad para las empresas de distribución eléctrica, que pueden optimizar sus procesos, así como gestionar adecuadamente su patrimonio y obtener información valiosa en tiempo real de sus clientes, un factor decisivo para el desarrollo de la transición hacia la red inteligente. Los sistemas de medición inteligente utilizan medidores inteligentes, que han podido fabricarse debido a los avances en electrónica y telecomunicaciones (Merino et al., 2022). En comparación con los medidores electromecánicos y los de estado sólido, su capacidad de comunicación y registro de datos es superior. En principio, existen dos tipos de sistemas de medición inteligente, y se describen a continuación.

2.5.1. Lectura automática del medidor (AMR)

El sistema de lectura automática de contadores (Automatic Meter Reading, AMR) consiste en la recopilación remota de datos de consumo de

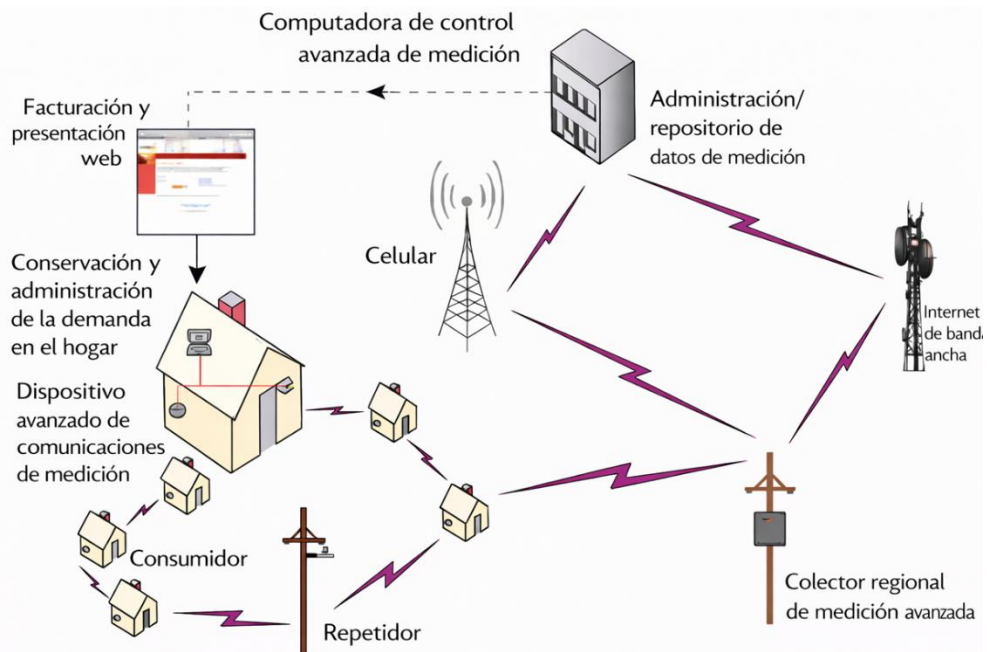
los contadores eléctricos de los clientes mediante tecnologías de radiofrecuencia, telefonía, líneas eléctricas o comunicaciones por satélite, y en el procesamiento de los datos para generar la factura. Hoy en día, el sistema AMR se utiliza para recopilar lecturas y facturar, tal es, que el sistema de facturación de la electricidad es completamente manual. (Otiniano A. et al., 2021)

Los contadores eléctricos se encuentran en las casas, oficinas y fábricas, etc. Los lectores de contadores acuden al lugar, que suele estar dentro de la vivienda, y toman la lectura del contador. Por lo tanto, el sistema AMR es una combinación de detección y reconocimiento que se aplica de manera eficiente para identificar el contador y leer con precisión los dígitos de los contadores eléctricos (Muñoz C. et al., 2024). El primer paso en la detección de contadores es la recopilación del conjunto de datos, tras lo cual el proceso de anotación genera archivos XML que se convierten a archivos CSV y se genera el mapa de etiquetas.

La mayoría de las veces, el propietario da algo de dinero extra al lector del contador para que le lea menos. Como resultado, se producen casos de corrupción y el proveedor del servicio no recibe el pago real. Por lo tanto, el proveedor se enfrenta a una enorme pérdida cada año. En la situación actual, es muy necesario implementar el AMR en Guayaquil. Ya se utilizan millones de contadores analógicos en nuestros hogares, oficinas e industrias. La Figura 2.16 ilustra los métodos de comunicación utilizados para los sistemas de lectura automática de contadores.

Entre los elementos de los sistemas de lectura de contadores, los entornos de comunicación que permiten el flujo de información se pueden agrupar generalmente en tres clases diferentes. La primera de ellas es el AMR y las unidades de recogida de datos y la conexión de los contadores a través de GSM/GPRS o PSTN (red telefónica pública conmutada) se puede proporcionar directamente. En segundo lugar, la baja tensión en las subestaciones y los contadores conectados a las redes. (Rojas C. et al., 2020)

Figura 2. 16: Métodos de comunicación usados en sistemas ARM.



Nota: Arquitectura típica de la Infraestructura de Medición Avanzada (AMI). Fuente: (Rüstemli et al., 2025)

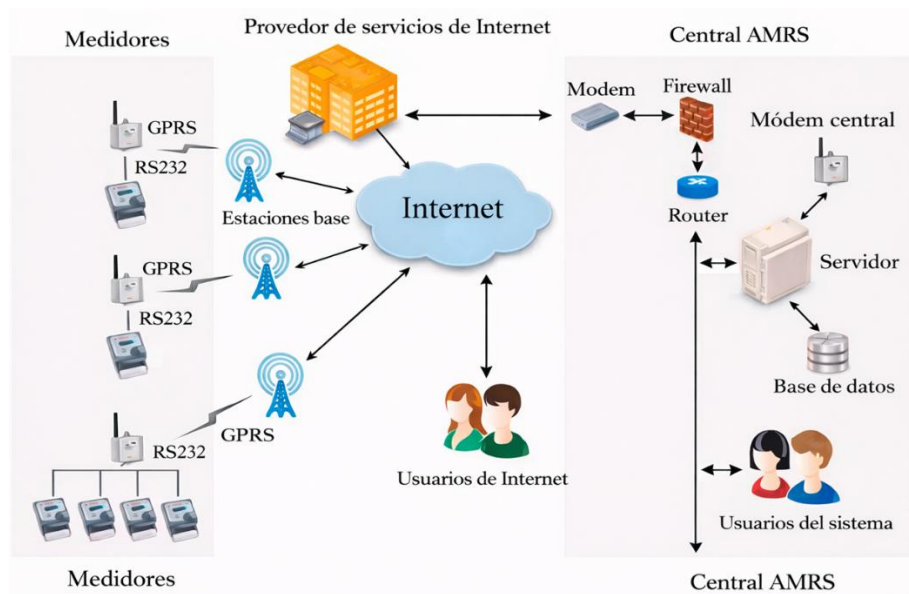
La comunicación de información entre las unidades de recogida de datos, ya sea a través de líneas eléctricas o de baja potencia con la ayuda de enlaces de radiofrecuencia, se puede proporcionar. En tercer lugar, conectado a las redes de distribución, los datos de la subestación con los contadores fluyen entre las unidades de recogida, y los empleados disponen de una dirección de Internet que puede proporcionarse a través de redes de Internet.

La tecnología de ARM permite la recopilación inalámbrica y periódica de las lecturas de los contadores desde la oficina de la empresa distribuidora de energía eléctrica. De este modo, el contador eléctrico se conecta de forma inalámbrica a uno de los ordenadores del sistema de facturación, lo que facilita la ejecución de la transacción, tal como se observa en la Figura 2.17. Para lograr este objetivo, es necesario colocar estratégicamente transmisores inalámbricos de largo alcance en ubicaciones específicas dentro de la red de distribución eléctrica. (Rüstemli et al., 2025)

La lectura automática de contadores se puede realizar utilizando cualquier sistema habilitado para la comunicación. Las aplicaciones de ARM

se pueden implementar utilizando RF, GPRS, unidades de línea telefónica y el modelo PLC. Independientemente de la tecnología de comunicación específica empleada, su objetivo principal es recibir información desde una ubicación designada y transmitirla a otra. La arquitectura general del sistema AMR se muestra en la Figura 2.17.

Figura 2. 17: Esquemático de la arquitectura del sistema ARM.



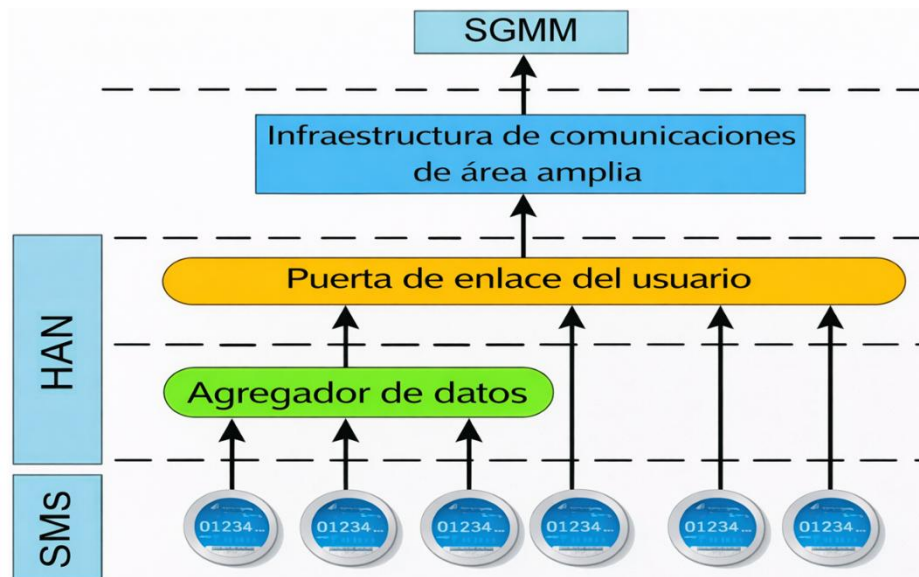
Nota: Los medidores instalados en campo transmiten la información de consumo mediante interfaces RS232 y enlaces GPRS hacia estaciones base, desde donde los datos son encaminados a través de Internet. Fuente: (Rüstemli et al., 2025)

2.5.2. Infraestructura de medición avanzada (AMI)

AMI es una versión actualizada de AMR (lectura automática o automatizada de contadores). El AMR tradicional actual ayuda a las empresas de servicios públicos a leer los contadores mediante comunicación unidireccional (Donnelly et al., 2023). Para ello, el AMR utiliza enlaces de radio u otros medios de comunicación como la PSTN (red telefónica pública conmutada). Sin embargo, el AMR no puede satisfacer la demanda actual. Por ello, se ha introducido el AMI.

En esta sección se presentan las principales características de AMI, incluyendo la infraestructura y los mensajes de interconexión. Como se muestra en la Figura 2.18, el sistema AMI consta de diversas tecnologías y aplicaciones que se combinan para funcionar como una sola entidad. (Guanquiza C. & Ruíz M., 2024)

Figura 2. 18: Esquemático de la estructura del sistema AMI.



Nota. Arquitectura jerárquica de comunicación en un sistema de Infraestructura de Medición Avanzada (AMI). Fuente: (Abdullah et al., 2023)

Estas tecnologías son los SM, las pasarelas de usuario (UG), la infraestructura de comunicaciones de área amplia y los sistemas de gestión de datos de contadores (MDMS) (Guo et al., 2020). A continuación, se ofrece una breve descripción de estas tecnologías:

- SMs: son dispositivos programables de estado sólido que pueden realizar diversas funciones, entre ellas la medición bidireccional, incluyendo supervisión en tiempo real del consumo de energía, demanda máxima, voltaje, corriente, frecuencia y factor de potencia. Además, tienen la capacidad de registrar mediciones transparentes, así como el envío de alertas debido a interrupciones o resetear el suministro eléctrico, supervisar la calidad de la energía, activar o desactivar las operaciones de manera remota y soporte en la tarificación basada en el tiempo. También, ofrecen a los usuarios (clientes) y empresas de servicios públicos los datos de consumo, así como contribuir al cumplimiento de los objetivos de respuesta a la demanda (DR), facilitando así una optimización de la eficiencia energética. Se ha evidenciado que la retroalimentación de información disminuye el consumo de los consumidores. (Tapia Chica et al., 2024)

- UGs: la pasarela universal (Universal Gateway, UG) se encarga de realizar la conmutación de protocolos y facilitar la comunicación entre dos redes diferentes, como la red de área amplia y la red doméstica. Esta función suele ser realizada por otros dispositivos, como SM u ordenadores personales (PC). (Guanquiza C. & Ruíz M., 2024)
- HANs: una red de área doméstica (Home Area Network, HAN) es un tipo específico de red de área local que se conecta a recursos energéticos distribuidos (DER), dispositivos de control locales, SM y la (UG).
- Infraestructura de comunicaciones de área amplia: Permite el contacto continuo entre la empresa de servicios públicos, el cliente y la carga eléctrica controlada. Cuenta con estrictas restricciones de privacidad y utiliza protocolos de comunicación bidireccionales abiertos. Una característica arquitectónica popular es el uso de agregadores locales para recopilar datos de colecciones de medidores SM y enviarlos a un servidor central. La radiofrecuencia, la fibra óptica, la línea eléctrica, Internet, etc., pueden considerarse para su uso en el suministro de cualquiera de estas infraestructuras o de todas ellas. (Veloso et al., 2021)
- MDMS: el sistema de gestión de datos de medidores (Meter Data Management System, MDMS): MDMS es una base de datos de medidores que incluye capacidades analíticas y está conectada al lado del usuario a través de un extremo superior AMI ((Guanquiza C. & Ruíz M., 2024). Se comunica con otros sistemas de servicios públicos de energía eléctrica, como sistemas de información de clientes, sistemas de gestión de cortes de suministro, sistemas de gestión de distribución, etc., a través de buses empresariales.

A través de las redes de comunicación AMI, se envían y reciben mensajes interactivos entre los dispositivos de la red inteligente. Estos mensajes incluyen temas como el precio de la electricidad, la gestión remota de la carga, los datos de los contadores, las notificaciones de cortes y restablecimientos del suministro eléctrico, la publicación de proyectos de

respuesta a la demanda (Demand Response, DR), la suscripción o cancelación de proyectos DR, y mucho más.

Hay dos componentes implicados en el envío y la recepción de estas comunicaciones. El primero son los dispositivos a nivel de usuario (SM, UG, etc.), que son los componentes emisores. Para abreviar, nos referimos a estos dispositivos como NX. El otro componente es el sistema de gestión de datos (Sata Management System, DMS), que ayuda en la transmisión y recepción de datos AMI. Los mensajes pueden clasificarse como unidifusión, difusión o multidifusión.

El mensaje de unidifusión se envía desde el DMS al NX, pero los mensajes de difusión se envían a todos los NX, mientras que los mensajes de multidifusión se envían al DMS y a un subconjunto de NX que participan en el mismo proyecto de DR. La tabla 2.2 detalla los tipos de mensajes, junto con sus respectivos remitentes, destinatarios y modos de transmisión. Esta tabla también incluye los requisitos de tiempo para los distintos tipos de mensajes. Aunque estas estimaciones de tiempo no son idénticas en todos los países, sus variaciones son insignificantes si se tiene en cuenta el objetivo general de desarrollo de la red inteligente global.

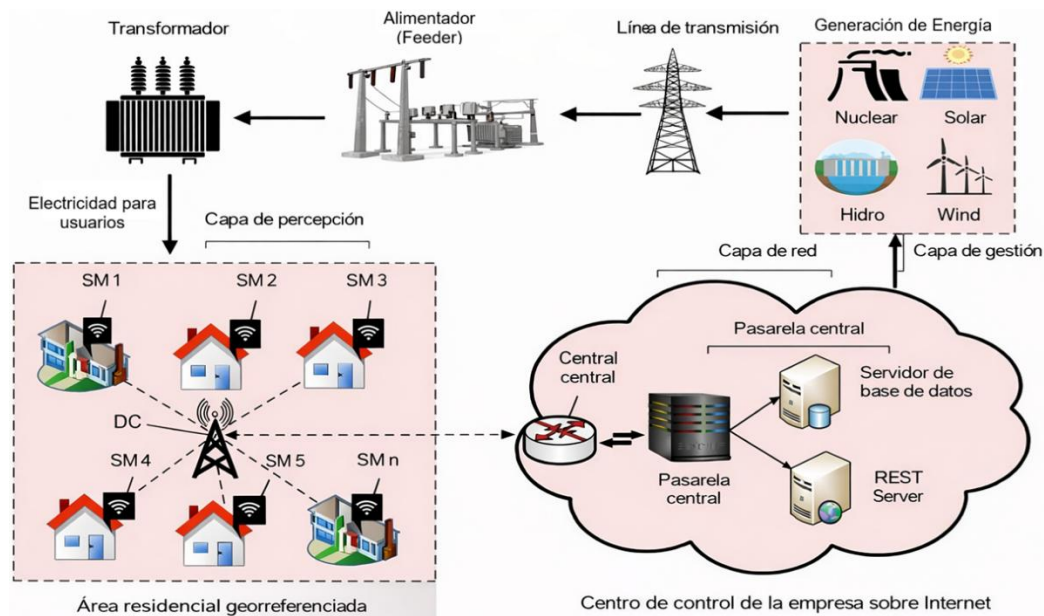
Tabla 2. 2: Mensajes AMI con modo de transmisión y requisitos de tiempo.

Tipo de mensaje	Remitente	Receptor	Modo de transmisión	Requisitos de tiempo
Datos de medición	NX	DMS	Unicast	<15 s
	DMS	NXs	Broadcast	<15 s
Unión o salida del DR	NX	DMS	Unicast	<15 s
Tarifación (precio)	DMS	NXs/DR	Broadcast/multicast	<15 s
Control remoto	DMS	NXs/DR	Broadcast/multicast	<5 s
Notificaciones	NX	DMS	Unicast	<5 s
Publicación de DR	DMS	NXs	Broadcast	<5 s

Fuente: (Abdullah et al., 2023)

La infraestructura de medición avanzada (AMI) es una de las infraestructuras de red básicas que se suelen implementar en el lado del cliente en una red inteligente (SG). En la Figura 2.19 se muestra una AMI típica que consta de un gran número de contadores inteligentes (SM), concentradores de datos (DC) y redes de área amplia (WAN), junto con un sistema de gestión de datos de medición (MDMS).

Figura 2. 19: Aplicación de AMI general basada en IoT en redes inteligentes.



Nota: Arquitectura integrada de una red eléctrica inteligente con Infraestructura de Medición Avanzada (AMI). Fuente: (Guanoquiza C. & Ruíz M., 2024)

Todos estos nuevos dispositivos, servicios, normas y protocolos se integran en la red eléctrica existente, lo que hace que un sistema SG sea muy complejo. Normalmente, se utilizan tecnologías de comunicación entre las entidades de la arquitectura AMI para establecer una conexión bidireccional de un solo salto o de múltiples saltos, con el fin de intercambiar mensajes interactivos, como datos de consumo eléctrico, estado de la red, notificaciones de eventos y otros comandos de control entre los SM y el servidor del centro de control (CCS) del proveedor de servicios públicos.

Para aprovechar al máximo las ventajas de las arquitecturas AMI, es imprescindible seleccionar estándares de comunicación adecuados y topologías de red apropiadas que proporcionen soporte de comunicación bidireccional de extremo a extremo para diversos datos de medición y otras

aplicaciones SG que tienen diferentes tamaños de paquetes, tasas de llegada y requisitos de latencia en el SG.

2.6. Características y ventajas de AMI

AMI tiene varias características que aportan más beneficios tanto desde el punto de vista del cliente como de la empresa de servicios públicos. A continuación, se mencionan algunas de ellas:

- **Comunicación bidireccional:** esta comunicación bidireccional permite que la red inteligente a través de AMI proporcione diversas facilidades. Las empresas eléctricas pueden leer los datos de los contadores durante un breve intervalo de tiempo (Huang et al., 2022). Al mismo tiempo, los contadores inteligentes pueden recibir diversos comandos ejecutivos, como conectar/desconectar, configurar, etc. Además, se puede acceder, supervisar y configurar de forma remota los dispositivos HAN (Home Area Network, red doméstica). Además de esto, AMI proporciona una facturación mejorada para esta comunicación bidireccional (Ajiboye et al., 2024). En lugar de depender de predicciones o historial de consumo anterior, la empresa eléctrica puede obtener información sobre el consumo de energía casi en tiempo real (Tapia Chica et al., 2024).
- **Actualización automática del precio de la electricidad:** la empresa de eléctrica informa al consumidor sobre el precio actual de la electricidad. Por ejemplo, en las horas pico, los clientes conocen el precio y podrán apagar los electrodomésticos que no sean necesarios. (Abdullah et al., 2023)
- **Fiabilidad:** AMI aumentará la fiabilidad porque, en caso de corte de suministro eléctrico, se podrá informar rápidamente a la empresa de eléctrica, que tomará las medidas necesarias sin necesidad de que intervenga los clientes (Huang et al., 2022). Anteriormente, los clientes tenían que notificar a la empresa eléctrica la interrupción del suministro eléctrico y, a continuación, enviaba al personal de la instalación, lo que suponía un proceso largo. Además, AMI puede facilitar una mejor supervisión de instalaciones, ya que se integrarán más fuentes de energía renovable por parte de los clientes. El consumo de energía no

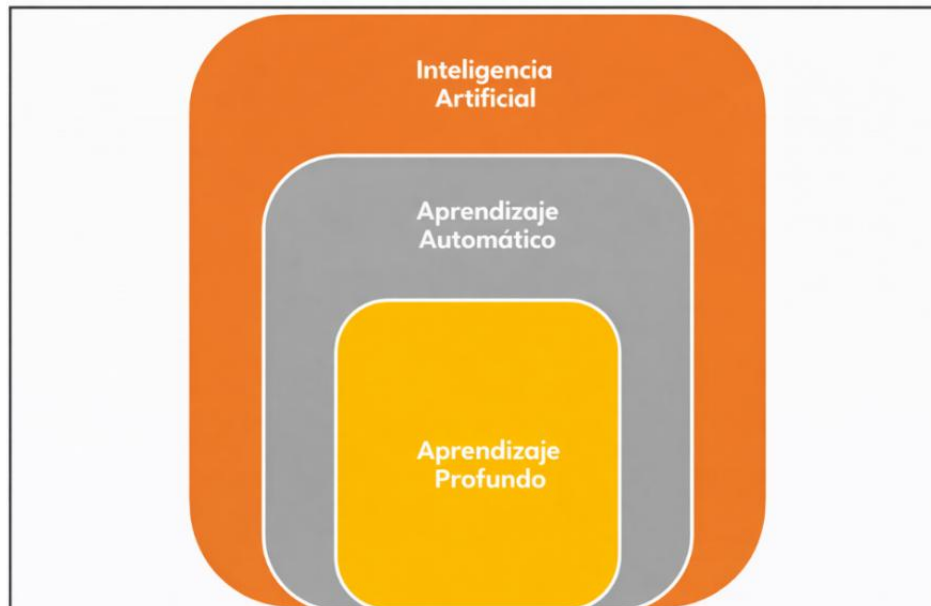
autorizado por parte de los consumidores se puede detectar muy fácilmente. (Prabhakar & S, 2024)

- **Eficacia operativa:** AMI promoverá la distribución de enlaces de comunicación sobre el terreno, el ciclo de ingresos, la recopilación de datos situacionales casi en tiempo real y la integración de los mercados mayoristas y minoristas. (Dey et al., 2022)

2.7. Aprendizaje automático (Machine Learning)

Los términos de aprendizaje profundo (Deep Learning, DL) y aprendizaje automático (Machine Learning, ML) se utilizan a veces indistintamente; sin embargo, existen importantes diferencias entre ambos que conviene aclarar. El aprendizaje profundo es una subdisciplina del aprendizaje automático, que a su vez es una subdisciplina de la inteligencia artificial (IA). Tanto el aprendizaje automático como el aprendizaje profundo son subdisciplinas de la IA, tal y como se muestra en la Figura 2.20.

Figura 2. 20: Deep Learning y Machine Learning como subdisciplinas de la Inteligencia Artificial (IA).



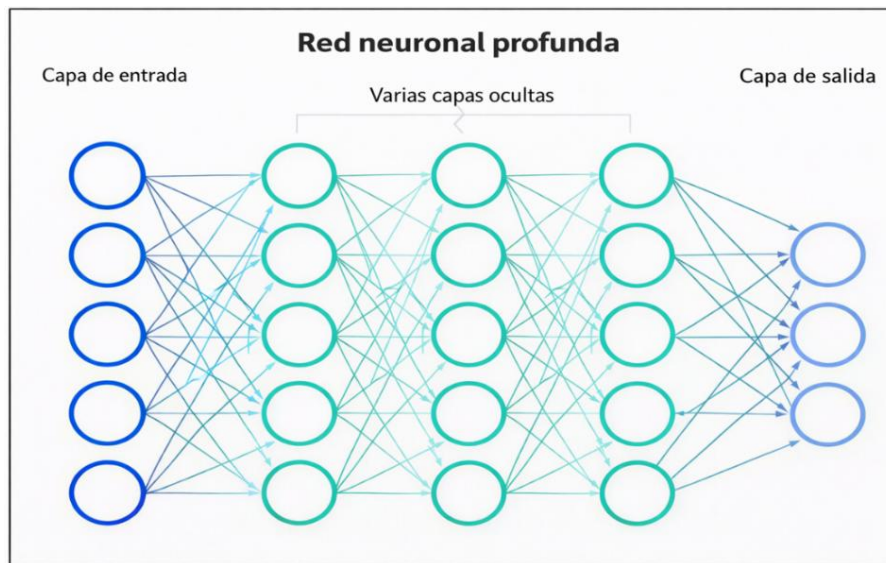
Nota: Relación jerárquica entre inteligencia artificial, aprendizaje automático y aprendizaje profundo. Fuente: (Mhlanga, 2023)

Las conexiones entre la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo (ver Figura 2.20). Las redes neuronales son los componentes fundamentales del aprendizaje profundo. Una red neuronal con

más de tres capas, que incluiría tanto las entradas como las salidas, puede ser un algoritmo de aprendizaje profundo. El término “profundo” en “aprendizaje profundo” se refiere a este número de capas. (Lara et al., 2024)

El proceso mediante el cual cada algoritmo adquiere conocimientos se ilustra en la Figura 2.21, que compara el aprendizaje profundo y el aprendizaje automático. El aprendizaje profundo puede automatizar una parte significativa de la extracción de características del proceso. Como resultado, se puede eliminar parte de la interacción humana manual necesario y se pueden utilizar conjuntos de datos más grandes.

Figura 2. 21: Algoritmo de aprendizaje profundo.



Nota: Estructura general de una red neuronal profunda. Fuente: (Mhlanga, 2023)

El aprendizaje profundo no siempre requiere un conjunto de datos etiquetados, a diferencia del aprendizaje automático, que puede utilizar conjuntos de datos etiquetados para entrenar su algoritmo. El aprendizaje supervisado es otro nombre para el aprendizaje automático. Tiene la capacidad de ingerir datos no estructurados en su forma bruta, lo que incluye texto e imágenes, y puede determinar automáticamente la jerarquía de atributos que diferencian los distintos tipos de datos entre sí. A diferencia del aprendizaje automático, no requiere la participación de seres humanos en el procesamiento de los datos. Como resultado, podemos ampliar el aprendizaje automático de formas más interesantes.

El «subcampo de la IA» conocido como aprendizaje automático «se ocupa de la creación» y la implementación de algoritmos para sistemas de predicción, clasificación y optimización basados en datos. El «aprendizaje supervisado», el «aprendizaje no supervisado» y el «aprendizaje por refuerzo» son los tres subcampos principales que se engloban dentro del «aprendizaje automático».

Para el aprendizaje automático, por ejemplo, el aprendizaje supervisado se refiere al desarrollo de los algoritmos de predicción en presencia de datos etiquetados. Dichos algoritmos requieren que las entradas destinadas a la predicción sean asignadas en alguna salida como respuesta del sistema propuesto. Si la salida se clasifica como categórica, lo que debe resolver es la clasificación, pero si la salida es continua, lo que hay que resolver es la predicción.

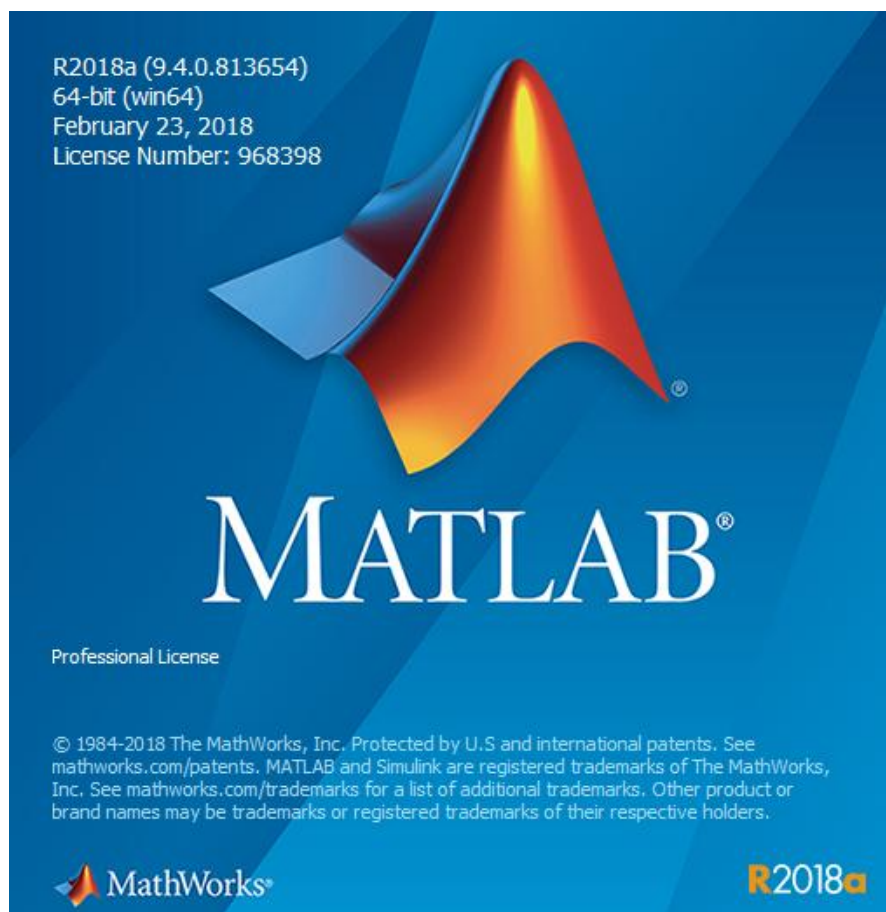
Los métodos de regresión lineal y no lineal, las redes neuronales y los árboles de decisión representan ejemplos de algoritmos que son utilizados en el aprendizaje automático supervisado. Mientras que el aprendizaje no supervisado corresponde a la generación de patrones de consumo energético y tendencias en información no categorizada.

2.8. Herramientas de simulación: MatLab y Python.

La formación de ingenieros en el país, y en especial en la carrera de Electricidad en la Facultad de Educación Técnica para el Desarrollo en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, utilizan herramientas o plataformas de simulación que permitan modelar redes eléctricas inteligentes. Por ejemplo, uno de los métodos más utilizados en la ingeniería, es el de Monte Carlo, que permite la estimación de variaciones de carga del consumo energético en los sistemas de distribución e inclusive posibles fallos. Un ejemplo común, es el desarrollo de modelos de simulación térmicos (asociados a la temperatura) y electromagnéticos (máquinas eléctricas) que permiten a los estudiantes modelar corrientes de arranque, pérdidas internas y comportamiento de motores eléctricos y transformadores en diferentes escenarios.

Los modelos explicados pueden desarrollarse en diversos lenguajes, aunque en Ingeniería Eléctrica los más utilizados continúan siendo MATLAB (véase la Figura 2.22) y Python (véase la Figura 2.23) a través del IDE PyCharm, gracias a su capacidad para manejar cálculos complejos y representar resultados de forma clara y práctica. Ambos paquetes de software tienen sus ventajas y desventajas, pero, no obstante, se insta a los estudiantes a elegir Python en lugar de MATLAB. Esta preferencia por Python es especialmente evidente en el IV Semestre de la Carrera en Ingeniería Eléctrica se utiliza Python como el lenguaje de programación de referencia.

Figura 2. 22: Plataforma de simulación MatLab R2018a.



Nota. Ventana del software de simulación MATLAB R2018a, muy utilizado para desarrollar modelado matemático mediante simulaciones computacionales y análisis de datos. Elaborado por: Autor.

Hay muchas personas a favor y en contra de MATLAB. Lo mismo ocurre con Python. Esto se debe al hecho de que no existe un lenguaje de programación ideal para todo el mundo y las personas tienden a utilizar el lenguaje que mejor se adapta a sus necesidades. No obstante, algunos

lenguajes de programación pueden resultar más sostenibles a lo largo del tiempo. Como se ha mencionado anteriormente, en los últimos años cada vez más personas están pasando de MATLAB a Python. Incluso hay compiladores escritos, de los cuales OMPC podría ser el más conocido, pero no muy recomendable.

Figura 2. 23: Plataforma de simulación PyCharm basada en Python.



Nota: Ventana de la plataforma de programación PyCharm Community (versión 2019.3), y que se utilizad en el desarrollo e implementación de scripts basados en Python para el análisis de datos, modelado matemático y desarrollo de algoritmos de aprendizaje automático. Elaborado por: Autor.

OMPC genera sintaxis compatible con Python y convierte archivos MATLAB en archivos Python. No obstante, estos compiladores tienden a fallar con códigos más complejos. Por lo tanto, lo mejor sería aprender a utilizar el programa y convertir manualmente el código MATLAB a Python. Sin embargo, las preguntas son: ¿por qué y cómo se debe hacer esto?

Python es una mejor opción que MATLAB si se comparan las ventajas de Python con las de MATLAB. Una ventaja evidente es que MATLAB es una aplicación muy cara que requiere licencias, mientras que Python es un programa gratuito y de código abierto. Además, MATLAB tiende a realizar cambios en el entorno de las versiones más recientes, lo que obliga a realizar un mantenimiento regular del código, mientras que en Python esto no ocurre.

Sin embargo, han surgido muy poco inconvenientes con cada versión nueva de Python, pero estos problemas parecen menores en comparación

con los cambios que MATLAB realiza en las diferentes versiones. Además, dado que MATLAB no es de código abierto, surgen dificultades cuando varios usuarios utilizan un código en diferentes plataformas.

Que Python sea de código libre asimismo tiene sus beneficios. La codificación es posible divulgar con facilidad en línea, lo cual permite que sea más visible y funcional. Este factor igualmente ha hecho que Python no se restrinja al campo de la computación experimental. Portales en línea como YouTube o incluso las industrias del cine y los videojuegos emplean Python.

2.9. Marco legal y normativo de la Infraestructura de Medición Avanzada (AMI) en el Ecuador

Dentro del Ecuador, el sistema energético del país está regulado por una base legal y reglamentado que define las normas relacionadas con la generación, transmisión, distribución y venta de electricidad. En esta situación, el aumento progresivo sobre tecnologías vinculadas con infraestructuras eléctricas inteligentes, por ejemplo, el sistema de medición avanzada (AMI), se adapta a los propósitos de optimización, eficacia energética y mejora del rendimiento del servicio.

La legislación ecuatoriana determina la obligatoriedad de una medición confiable y adecuada del consumo energético como un factor requerido para la gestión y comercialización de las empresas de distribución eléctrica. Aquí es donde los aparatos de medición inteligentes y los sistemas AMI resultan cruciales con el fin de incrementar los métodos de facturación, disminuir las pérdidas, maximizar la red y permitir innovadores esquemas tarifarios.

El organismo regulador del sector eléctrico en Ecuador es el ARCOTEL, es la que define las normas generales que tienen que acatar los métodos de medición, en términos de exactitud, fiabilidad, seguridad de la información y sostenibilidad del servicio. También se fomenta el desarrollo de tecnologías capaces de realizar lecturas remotas de los medidores y tener información con mayor resolución temporal, la base para el despliegue de infraestructuras AMI.

La empresa comercializadora de electricidad en Guayaquil, es la Corporación Nacional de Electricidad CNEL-EP, la misma es la encargada de implementar progresivamente los sistemas de medición inteligente en determinados sectores de Guayaquil, lo que permite una adecuada supervisión remota, así como, disminución de pérdidas por robo o conexiones clandestinas, y la optimización de atención al cliente. Si bien la implementación de AMI sigue en proceso, aunque la normativa actual no restringe su uso, sino que lo encasilla dentro de los estándares técnicos y de calidad del servicio eléctrico.

Adicionalmente, la normativa jurídica ecuatoriana faculta la instauración de tarifas diferenciadas y mecanismos de incentivo para el uso eficaz de la energía eléctrica. En este marco, la información granular proporcionada por los sistemas de Administración de Mercados (AMI) se establece como un catalizador para el desarrollo futuro de tarifas dinámicas, programas de respuesta a la demanda y estrategias de gestión activa del consumo en la industria residencial.

Pero, aunque la legislación vigente no obligue a la implantación de AMI en todos los usuarios domésticos, sienta las bases para su implantación progresiva en aquellos casos en que se necesite mayor control operativo, integración de nuevas tecnologías y modernización de la red de distribución. Por lo cual, el análisis y simulación de redes AMI, como el que se realiza en el presente trabajo, está en sintonía con la evolución regulatoria y tecnológica del sector eléctrico ecuatoriano.

Capítulo 3: Caracterización del sistema propuesto

3.1. Caracterización del sector residencial Bellavista – Guayaquil

El sector Bellavista se encuentra ubicado en la ciudad de Guayaquil, dentro de una zona urbana consolidada que cuenta con acceso permanente a servicios básicos, entre ellos el suministro de energía eléctrica operado por la Corporación Nacional de Electricidad (CNEL EP). Se trata de un sector predominantemente residencial, con una combinación de viviendas unifamiliares y edificios de departamentos de baja y media altura, lo que genera una diversidad de perfiles de consumo eléctrico dentro de un área relativamente reducida.

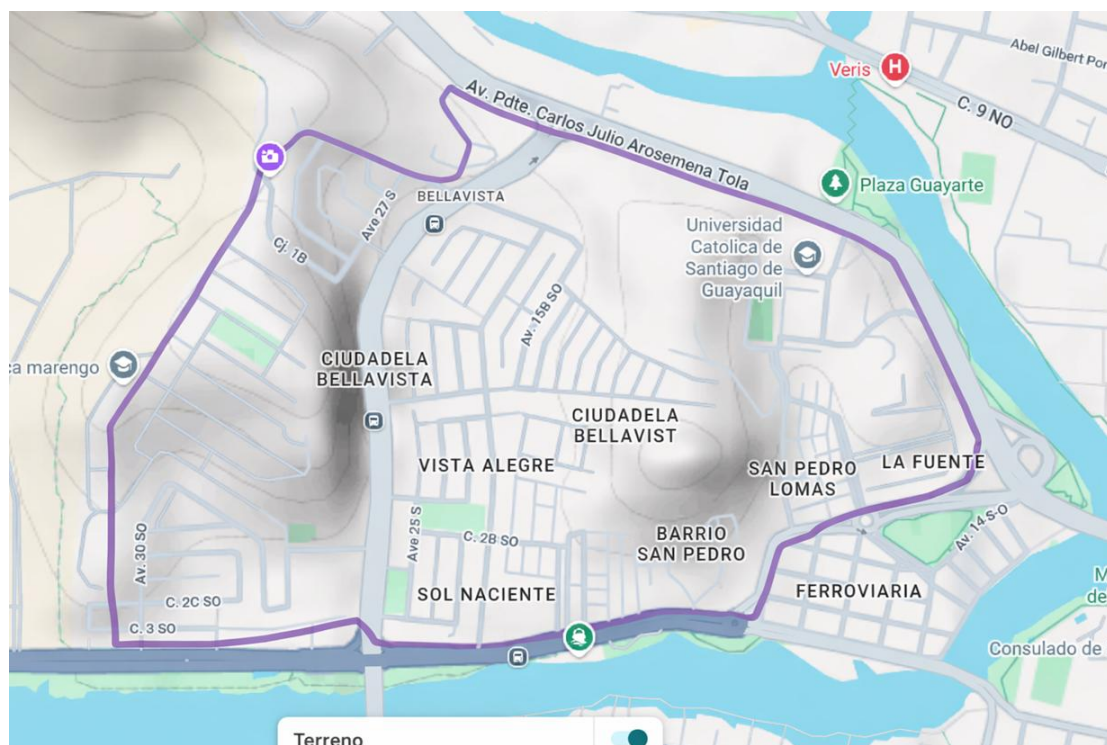
Bellavista experimenta componentes característicos sobre las áreas residenciales consolidadas de Guayaquil: vías pavimentadas, elevada densidad de edificaciones residenciales y una infraestructura de suministro eléctrico de baja tensión completamente consolidada. Estas situaciones posibilitan la hipótesis de que el suministro energético es ininterrumpido, así como que la mayoría de las oscilaciones respecto al consumo energético se encuentran vinculadas al comportamiento de los clientes, más no de los fallos estructurales del suministro eléctrico.

El clima de Guayaquil se destaca como uno de los factores que ejerce una influencia significativa en el consumo eléctrico doméstico. La ciudad se encuentra expuesta a temperaturas elevadas durante gran parte del año, con temperaturas medias que exceden los 25 °C y temperaturas máximas que, en determinadas circunstancias, exceden considerablemente estos parámetros. Esta circunstancia climática facilita la implementación de sistemas de climatización en el sector de Bellavista, particularmente durante las horas vespertinas y nocturnas.

El uso prolongado de dispositivos de climatización, además de otros aparatos electrodomésticos de uso diario, conduce a que el consumo energético residencial en Bellavista muestre patrones claramente delineados a través del día. Por tanto, el sector emerge como un caso de estudio

apropiado para el análisis del consumo energético en el sector residencial y para la evaluación de alternativas de medición avanzada y tarificación dinámica.

Figura 3. 1: Ubicación del sector Bellavista en la ciudad de Guayaquil.



Elaborado por: Autor.

3.2. Perfil de consumo residencial en el sector Bellavista

El consumo domiciliario de electricidad en Bellavista se ajusta a las tendencias habituales de las zonas metropolitanas cálidas, en las cuales la necesidad está determinada según el uso de determinados dispositivos electrónicos y por las costumbres de vida de los residentes. Dentro de los aparatos más frecuentes en los domicilios de este sector incluyen los aires acondicionados, refrigeradoras, mecanismos de iluminación, televisores, computadores y dispositivos domésticos de uso esporádico, como lavadoras y cocinas eléctricas. De estos, el aire acondicionado y la climatización constituyen una gran parte del consumo total, debido a permanecen encendidos por mucho tiempo y consumen mucha energía.

En determinados intervalos de tiempo del día, el principal consumo energético sucede por la noche (entre las 18h00 y 22h00). Dicho

comportamiento tiene relación con la llegada de las personas a sus domicilios, y es en ese momento que existe el encendido de luces y el uso frecuente de aparatos de climatización con el fin de compensar el calor del día. Sin embargo, al amanecer se reduce drásticamente el consumo energético; únicamente quedan las cargas principales, como climatización, así como iluminación reducida.

Adicionalmente existen discrepancias comprobables entre jornadas de trabajo y fines de semana. Durante la semana el consumo energético diurno es más bajo debido a la ausencia parcial de las personas en sus residencias, pero los fines de semana el consumo se incrementa a lo largo del día, con más uso de electrodomésticos y equipos de confort. Por ejemplo, la temperatura ambiente los fines de semana impacta la demanda energética. En los días más calurosos, el aire acondicionado se enciende y la demanda se dispara. Esta influencia del clima sobre el consumo energético es un factor a tener en cuenta para cualquier estudio energético del sector residencial de Guayaquil.

3.3. Tarifa eléctrica residencial vigente en el Ecuador

La distribución de energía eléctrica residencial en el Ecuador esta normada su tarifa basada en el Pliego Tarifario del Servicio Público de Energía Eléctrica. Por ejemplo, Corporación Nacional Eléctrica, Empresa Pública (CNEL EP) adopta el pliego tarifario. El modelo propuesto determina el costo en función del consumo energético residencial mensual, excluyendo la variable horaria diurna.

Es común que el usuario residencial abone una tarifa por kWh que no varíe en función de la hora del día. Como referencia, el costo promedio de la energía eléctrica destinada al consumo energético residencial es de 0.10 USD/kWh, aunque puede variar en función del consumo mensual y de los subsidios que reciben los clientes. Además, en la facturación del consumo eléctrico se encuentran cargos fijos y otras regulaciones que determinan el monto final a abonar.

La revisión mensual de la factura suele llevarse a cabo, proporcionando una estimación integral del consumo energético, sin tener conocimiento de la distribución temporal de la demanda energética. Por lo tanto, el usuario no dispone de información precisa acerca de sus patrones de consumo y la repercusión de ciertos hábitos o aparatos en su factura.

Una característica distintiva de la tarifa residencial radica en su ausencia de discriminación horaria. Esto indica que la adquisición de productos durante las horas de mayor demanda genera un costo equivalente al de las horas de menor demanda. Este escenario obstaculiza la emisión de indicadores de precio que habiliten a los consumidores a modificar su consumo en las horas de mayor demanda, lo que consecuentemente optimiza la eficiencia del sistema eléctrico.

3.4. Limitaciones del esquema actual y necesidad de la infraestructura AMI

El modelo tradicional de medición y facturación tiene muchas desventajas, tanto para el cliente como para la empresa distribuidora. La medición mensual no proporciona suficiente información para analizar patrones horarios, identificar horas pico o medir el efecto de factores externos (temperatura, etc.). Desde el punto de vista del usuario o cliente residencial, la falta de información en tiempo real de los datos de consumo lo que dificulta la toma de decisiones basadas en la eficiencia energética.

En la mayoría de los casos, el cliente comúnmente percibe su gasto únicamente cuando recibe la factura en los primeros días de cada mes, sin conocer de qué horas del día o qué dispositivos son los de mayor consumo. Adicionalmente, el esquema tarifario vigente no propicia una modificación en el consumo energético. Debido a la ausencia de precios diferenciados por tiempo de uso, el cliente carece de incentivos para redirigir su consumo durante las horas en la que la demanda energética es menor, lo que propicia una concentración de carga en las horas de mayor demanda.

En esta situación, la Infraestructura de Medición Avanzada (AMI) emerge como una solución intrínseca para abordar dichas limitaciones. Los Sistemas de Administración de Mercados (AMI) recopilan información de consumo en periodos de tiempo limitados, promueven la comunicación bidireccional y suministran información exhaustiva tanto al consumidor como a la entidad distribuidora. Esta información es esencial para la formulación de esquemas de precios dinámicos y la aplicación de instrumentos de análisis predictivo.

3.5. Relación del levantamiento con los objetivos del proyecto

El desarrollo del proyecto en este apartado consigue distinguir el entorno actual del sector Bellavista, así como el requerimiento de mejores alternativas para la gestión del consumo energético residencial. Las particularidades de la zona, debido a su tendencia de consumo energético y la estructura tarifaria actual demuestran la carencia del modelo actual de medición y facturación.

Un sector residencial altamente afectado por el clima, con patrones de consumo establecidos y tarifa sin periodos horarios hace de Bellavista un caso de estudio apropiado para la aplicación de infraestructura AMI y modelos predictivos de análisis. Esta revuelta satisface la finalidad de tipificar los modos de consumo energético domiciliario y es la base para los capítulos venideros.

En el Capítulo 4 se abordará el diseño del modelo de predicción de demanda y de tarificación dinámica utilizando AMI y técnicas de Machine Learning, mientras que en el Capítulo 5 se evaluará el impacto de estos esquemas sobre el consumo y la eficiencia energética, cerrando así el ciclo de análisis propuesto en esta investigación.

Capítulo 4: Modelado del sistema propuesto

4.1. Descripción general del sistema.

En este capítulo se presenta el diseño completo del sistema desarrollado para analizar de forma predictiva el consumo de energía eléctrica y evaluar esquemas de tarificación dinámica en el sector residencial de Bellavista, en Guayaquil, utilizando una red AMI simulada y algoritmos de aprendizaje automático.

La idea central del trabajo es construir un entorno de simulación que se parezca, en la medida de lo posible, a la realidad operativa de una distribuidora que ya dispone de medidores inteligentes. Para esto, el sistema propuesto integra tres componentes principales:

1. Modelo eléctrico y topológico de la red de baja tensión que alimenta a un conjunto de viviendas residenciales en Bellavista.
2. Simulador de consumo energético que genera series de tiempo sintéticas, pero realistas, considerando hábitos de uso, horarios, temperatura y tipo de vivienda.
3. Módulo de análisis predictivo y tarificación dinámica, implementado en Python, donde se entrenan modelos de Machine Learning y se aplican distintos esquemas tarifarios sobre las curvas de carga obtenidas.

Las etapas que se presentan en este capítulo se detallan a continuación:

1. Descripción de la red de distribución y la infraestructura AMI.
2. Detalle del procedimiento de generación de datos del consumo energético de una determinada cantidad de residencias, detallando las variables involucradas y el método de generación de la dataset.
3. Desarrollo de los escenarios de simulación utilizando modelos de aprendizaje automático (ML), así como los métodos de entrenamiento y de las métricas empleadas para la evaluación de su rendimiento.
4. Análisis de los resultados obtenidos de cada escenario de simulación implementado con aplicación de tarifas dinámicas del consumo energético predichos, poniendo especial atención en el impacto sobre la demanda energética durante horas pico y el costo para el cliente.

Este diseño tiene como objetivo que el sistema no se limite a ser un ejercicio académico, sino que se convierta en un fundamento que pueda evolucionar hacia implementaciones concretas en Guayaquil u otras urbes del país.

4.2. Diseño de la red AMI para el sector Bellavista

Bellavista es una zona residencial de Guayaquil con edificaciones de varios pisos y viviendas unifamiliares en el que el consumo eléctrico está fuertemente influenciado por el uso de aire acondicionado (debido a las altas temperaturas en todo el año), equipos de refrigeración, iluminación y electrodomésticos de uso frecuente. En el caso del modelado de simulación, no se pretende replicar exactamente la red de la empresa distribuidora, pero si diseñar un modelado representativo que mantenga simetrías de tensión utilizadas por CNEL Guayaquil para baja tensión. A continuación, se describe el esquema de simulación:

- Un transformador de distribución con potencia nominal de 250 kVA, con relación 13.8kV/ 208 V/ 120 V, que es coherente con los valores normalizados de baja tensión utilizados en el país para sistemas trifásicos de cuatro hilos.
- En el secundario del transformador se dispone una red de baja tensión trifásica 208/120 V, 4 hilos (tres fases + neutro).
- Los usuarios residenciales se conectan, en su mayoría, a 120 V fase–neutro, mientras que ciertas cargas específicas (por ejemplo, aires acondicionados de mayor capacidad o cocinas eléctricas) podrían operar a 240 V fase–fase, lo que también es consistente con las prácticas de acometida de CNEL EP.

A continuación, el escenario de simulación consta de 60 casas en las que se dividen en tres grupos:

- baja demanda: 20 (entre las que se consideran departamentos o familias con pocos equipos).
- media demanda: 25 (se consideran solo casas familiares).
- alta demanda: 15 (casas con varios aires acondicionados y mayor cantidad de electrodomésticos).

Cada vivienda representa una carga monofásica conectada a una fase y al neutro, con un factor de potencia inductivo de 0.95. Para simplificar el modelo, no se considera generación distribuida (paneles solares) en esta primera versión, de modo que el análisis se centre únicamente en el comportamiento del consumo residencial.

4.2.1. Arquitectura funcional de la red AMI

La infraestructura de medición avanzada se diseñó siguiendo una estructura típica de AMI, adaptada a la escala de Bellavista. Los elementos considerados son:

- **Medidores inteligentes residenciales:** cada vivienda cuenta con un medidor inteligente capaz de registrar:
 - energía activa consumida en intervalos de 15 minutos.
 - potencia instantánea.
 - fecha y hora asociada a cada lectura.

Estos medidores se encargan de almacenar temporalmente la información y enviarla de manera periódica hacia un concentrador.

- **Concentrador de datos:** a nivel del transformador de distribución se ubica un concentrador que recibe las lecturas de todos los medidores asociados al alimentador. En la simulación, este concentrador funciona como un nodo intermedio que:
 - recolecta los datos de hasta 60 medidores.
 - aplica un pequeño retardo de comunicación (del orden de segundos).
 - reenvía los datos hacia el sistema central de gestión.
- **Red de comunicaciones AMI:** la comunicación entre medidores y concentrador se modela de forma simplificada mediante una red lógica que introduce:
 - retardo promedio de 3 s por transmisión.
 - probabilidad de pérdida de paquete del 1 %.

Quando se produce una pérdida, el sistema central reconstruye la lectura mediante interpolación.

- **Sistema de gestión de medición (MDMS simulado):** en el modelo propuesto, MDMS se implementa en Python y permite:

- almacenar todas las lecturas en archivos CSV y en una base de datos local.
- limpiar los datos (detección de valores atípicos, manejo de lecturas faltantes).
- organizar la información por usuario, día y tipo de tarifa.
- exportación en series de tiempo previamente preparadas para su uso en los modelos de Machine Learning.

4.2.2. Parámetros de simulación de AMI.

Para que la simulación de la red AMI sea coherente con el contexto de Guayaquil, se definieron los parámetros mostrados en la Tabla 3.1.

Tabla 4. 1: Parámetros de simulación de la red AMI.

Parámetro	Valor adoptado en la simulación
Nivel de media tensión (MT)	13.8 kV
Nivel de baja tensión (BT)	208/120 V, sistema trifásico de 4 hilos
Transformador de distribución	250 kVA – Relación 13.8 kV / 208–120 V
Número de usuarios residenciales	60 viviendas
Tipos de usuarios simulados	Baja, media y alta demanda
Intervalo de medición AMI	15 minutos
Horizonte de simulación	365 días (1 año completo)
Retardo promedio de comunicación	3 s
Probabilidad de pérdida de paquetes	1 %
Precisión de medidores	±1 %
Cantidad total de registros generados	$60 \times 96 \times 365 = 2\,102\,400$ lecturas aproximadas

Elaborado por: Autor.

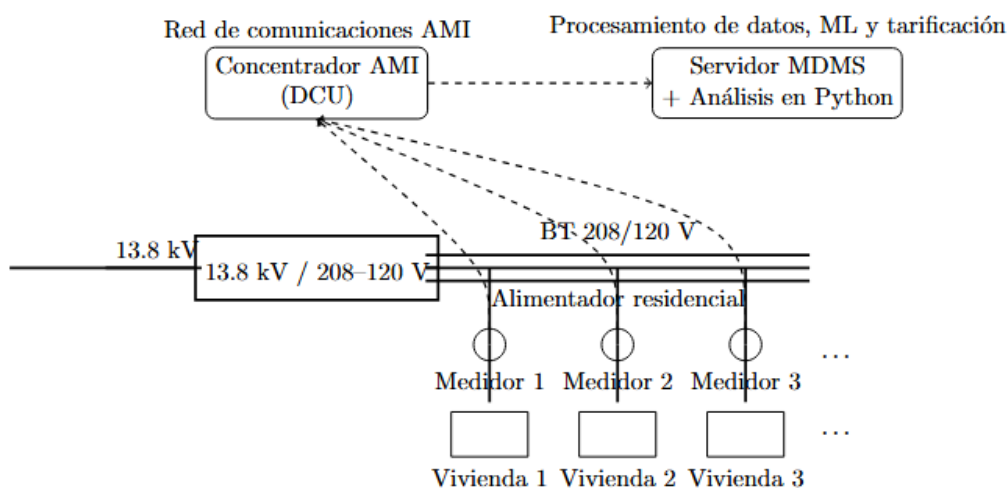
Esta cantidad de datos es suficiente para entrenar modelos de aprendizaje automático sin riesgo de sobreajuste por falta de información.

4.2.3. Esquema general del modelo de simulación del sistema AMI.

En esta sección del trabajo de integración curricular se presenta la descripción del modelado propuesto que se complementa con un diagrama unifilar o de bloques (ver Figura 3.1) en el que se aprecia claramente la red eléctrica, los medidores, el concentrador y el sistema de análisis en Python.

1. El transformador de distribución alimenta el alimentador de baja tensión.
2. A lo largo del alimentador se conectan las 60 viviendas, cada una con su medidor AMI.
3. Todos los medidores reportan sus lecturas al concentrador.
4. El concentrador envía la información al MDMS simulado.
5. Desde el MDMS se generan los conjuntos de datos que alimentan a los modelos de Machine Learning y a los módulos de tarificación dinámica.

Figura 4. 1: Diagrama unifilar simplificado de la red de baja tensión y la infraestructura AMI simulada en Bellavista.



Elaborado por: Autor.

4.3. Generación de datos para entrenamiento de ML con enfoque predictivo.

La red AMI simulada descrita en las secciones anteriores proporciona la infraestructura necesaria para registrar y transmitir mediciones de energía. Sin embargo, para el entrenamiento de aprendizaje automático con enfoque predictivo se necesita de un conjunto de datos amplio, variado y representativo, que permita un comportamiento más realista de los usuarios.

Por ejemplo, la zona residencial de Bellavista, no se dispone de datos públicos con resolución de 15 minutos. Con base a esto, uno de los aportes principales de este trabajo es la generación de datos sintéticos, basado en enfoques de modelado por uso final (end-use) y en técnicas estocásticas aplicadas a series temporales, de tal manera que las curvas obtenidas sean coherentes y reales para una red AMI residencial. El propósito del conjunto de datos no es generar curvas “bonitas” sino series realistas, coherentes con:

- condiciones climáticas de Guayaquil,
- patrones horarios típicos de consumo,
- presencia dominante de aire acondicionado,
- diferencia entre días laborales y fines de semana, y
- variabilidad propia del sistema AMI (ruido, interferencias, etc.).

4.3.1. Estructura general del modelo de carga

El consumo instantáneo de potencia activa total $P_u(t)$ en kW de una vivienda u en el intervalo de tiempo t . “Activa” significa la potencia que realmente se transforma en trabajo/energía útil (la que factura el medidor en kWh). La potencia activa total es la suma de todo lo que está encendido y consumiendo energía en esa casa en ese momento, y se modela como:

$$P_u(t) = S_u(t) + P_{AC,u}(t) + P_{Ref,u}(t) + P_{Il,u}(t) + P_{Coc,u}(t) + P_{Var,u}(t) + \eta_u(t)$$

donde:

- $S_u(t)$: componente estacional diario (patrón día/noche), es el perfil que se repite de forma diaria, es decir, consumo más bajo de madrugada, más alto al final de la tarde/noche.
- $P_{AC,u}(t)$: es la potencia debida al aire acondicionado (o climatización).
- $P_{Ref,u}(t)$: es el consumo del refrigerador, ya que es una carga permanente (no se apaga), y su potencia varía por ciclos.
- $P_{Il,u}(t)$: es la potencia asociada a luces, y es una carga de menor potencia, pero frecuente y bien marcada por horario.
- $P_{Coc,u}(t)$: es la potencia debida a la cocina eléctrica (si aplica) y otros equipos de calor (microondas, hervidor, plancha, etc.). Aparece como picos cortos en horarios típicos: desayuno, almuerzo, merienda.

- $P_{Var,u}(t)$: componente estocástica de uso intermitente (TV, lavadora, etc.). Este término se denomina estocástico porque tiene comportamiento aleatorio, pero no completamente, ya que suele tener cierta dependencia con el tiempo (por eso luego se modela con procesos temporales).
- $\eta_u(t)$: es el ruido asociado a medición y perturbaciones menores.

Este enfoque permite controlar y calibrar cada parte del consumo energético, y se alinea con prácticas habituales de modelado de carga residencial. El eje temporal se discretiza en pasos de $\Delta t = 15$ minutos, lo que da lugar a $N = 96$ intervalos por día. Finalmente, el conjunto total de datos generado para un año completo, es:

$$t \in \{1, 2, \dots, 365 \times 96\}$$

para cada una de las viviendas simuladas (N_u).

4.3.2. Variables de entrada y estructura del dataset AMI

Cada medición AMI se almacena como un registro con las siguientes variables:

- Identificador de vivienda u .
- Marca de tiempo (fecha y hora).
- Hora del día $h \in [0, 24)$.
- Día de la semana (0: lunes, ..., 6: domingo).
- Tipo de día (laboral / fin de semana / feriado).
- Temperatura ambiente $T(t)$.
- Categoría de vivienda (baja, media, alta demanda).
- Potencia activa $P_u(t)$ en kW (variable objetivo para ML).

Estas variables sirven tanto para entrenar modelos tabulares (por ejemplo, XGBoost) como secuenciales (por ejemplo, LSTM), en las secciones posteriores.

4.3.3. Componente de consumo diario mediante series de Fourier

El componente estacional $S_u(t)$ representa el patrón promedio de consumo a lo largo del día, independiente de la variación climática y de los eventos aleatorios. Este patrón se modela mediante una serie de Fourier truncada, de período 24 horas:

$$S_u(h) = a_{0,u} + \sum_{n=1}^{N_F} \left[a_{n,u} \cos\left(\frac{2\pi n h}{24}\right) + b_{n,u} \sin\left(\frac{2\pi n h}{24}\right) \right]$$

donde:

- h es la hora fraccionaria del día (por ejemplo, 18.25 h).
- N_F es el número de armónicos considerados (en este trabajo, $N_F = 2$, siendo esto más que suficiente).
- $a_{n,u}, b_{n,u}$ son coeficientes ajustados según el tipo de vivienda (baja, media, alta demanda).

La elección de una serie de Fourier truncada se fundamenta en que el consumo residencial presenta comportamiento periódico con período de 24 horas. La inclusión de los dos primeros armónicos permite capturar adecuadamente la presencia de uno o dos picos diarios sin introducir sobreajuste ni complejidad innecesaria. Este modelo reproduce curvas con uno o dos picos diarios (mañana y noche) sin recurrir a expresiones ad hoc, y resulta fácilmente interpretable.

4.3.4. Modelado del efecto climático mediante Cooling Degree Hours (CDH)

En Guayaquil el aire acondicionado representa una fracción importante de la demanda residencial. Para reflejar la influencia de la temperatura se adopta el concepto de Cooling Degree Hours (CDH). CDH es un concepto clásico en análisis energético y climatización.

Se usa porque: (1) relaciona directamente temperatura exterior con necesidad de enfriamiento, (2) es simple y físicamente interpretable, y (3) evita

asumir relación lineal cuando no hay necesidad de enfriar. Está definido para cada intervalo como:

$$CDH(t) = \max(0, T(t) - T_{base})$$

Donde,

$T(t)$, es la temperatura ambiente medida en un intervalo de tiempo.

T_{base} es la temperatura de referencia a partir de la cual se considera necesario enfriar (en este trabajo se tomó $T_{base} = 24^{\circ}C$). Esto significa, que si la temperatura $\leq 24^{\circ}C$ no se considera necesidad de enfriamiento; y, que si $> 24^{\circ}C$ empieza a aparecer demanda por aire acondicionado.

El consumo del aire acondicionado es cero cuando no hay necesidad térmica. Cuando la temperatura supera el umbral de confort, la potencia aumenta y puede hacerlo de forma no lineal. La potencia consumida por el aire acondicionado para la vivienda u se modela mediante:

$$P_{AC,u}(t) = \beta_{0,u} + \beta_{1,u} CDH(t) + \beta_{2,u} CDH^2(t)$$

$\beta_{0,u}$, es el término base y representa, el consumo mínimo del sistema cuando está encendido, o potencia residual del sistema. En algunas viviendas puede ser cercano a cero.

$\beta_{1,u}$, es el coeficiente lineal y representa, cuánto aumenta la potencia cuando aumenta CDH, sensibilidad básica al calor (si es grande la vivienda es más sensible al calor).

$\beta_{2,u}$, es el coeficiente cuadrático, permite modelar que cuando la temperatura es moderadamente alta entonces el consumo aumenta moderadamente, y cuando la temperatura es muy alta entonces el consumo crece más rápido.

Los parámetros $\beta_{0,u}, \beta_{1,u}, \beta_{2,u}$ se ajustan según el tipo de vivienda, reflejando que un hogar de alta demanda puede tener varios equipos de climatización.

4.3.5. Modelado de cargas específicas: refrigeración, iluminación y cocina

Además del aire acondicionado, se incluyen tres usos finales relevantes:

- **Refrigerador** $P_{Ref,u}(t)$: se modela como un ciclo pseudo-periódico, que en primera aproximación puede representarse como una señal sinusoidal lenta superpuesta a un nivel base.
- **Iluminación** $P_{Il,u}(t)$: se concentra en las horas nocturnas. Se utiliza una función ventana que incrementa el consumo a partir del atardecer y lo reduce en la madrugada.
- **Cocina** $P_{Coc,u}(t)$: se modela con pulsos de carga en franjas típicas (desayuno, almuerzo, merienda), con duraciones y potencias variables según el tipo de vivienda.

Estas funciones se definen de forma paramétrica para que puedan ajustarse en función del escenario.

4.3.6. Componente estocástica mediante procesos ARIMA estacionales

Para capturar las variaciones que no pueden explicarse con los componentes anteriores (cambios de rutina, visitas, electrodomésticos no modelados explícitamente), se introduce un término estocástico $P_{Var,u}(t)$ modelado mediante un proceso ARIMA estacional. El uso de un modelo SARIMA permite representar de forma estructurada las fluctuaciones intermitentes del consumo que no pueden modelarse explícitamente mediante componentes determinísticos. La inclusión de términos autorregresivos y de media móvil, tanto a nivel inmediato como estacional diario ($s = 96$), permite capturar dependencias temporales coherentes con el comportamiento real de series de consumo residencial. Se seleccionaron órdenes bajos para evitar sobreajuste y mantener la interpretabilidad del modelo, que se indica abajo:

$$P_{Var,u}(t) \sim SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$$

donde:

- $s = 96$ es la periodicidad diaria en intervalos de 15 minutos.

- Los órdenes (p, d, q) y (P, D, Q) se escogen pequeños (por ejemplo, $(1,0,1)$ $(1,0,1)_{96}$) para capturar la dependencia temporal sin sobreajustar.

Este componente actúa como “ruido estructurado”, introduciendo irregularidades coherentes con el comportamiento de series reales.

4.3.7. Ruido de medición y efectos propios de sistemas AMI

Finalmente, se incorpora $\eta_u(t)$, que agrupa:

- variaciones menores de tensión,
- errores de medición dentro del margen de precisión del medidor,
- pequeños errores de reconstrucción en caso de pérdida de paquetes.

Se modela como ruido gaussiano de media cero y desviación estándar proporcional a la potencia media de la vivienda:

$$\eta_u(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\eta,u}^2), \sigma_{\eta,u} = \gamma \cdot \bar{P}_u$$

donde γ es un factor de escala (por ejemplo, 3–5 %).

4.3.8. Algoritmo propuesto para la generación de un día de consumo por vivienda

A continuación, se presenta el algoritmo general para la generación de un día de consumo para una vivienda u , en formato profesional.

Algoritmo 3.1: Generación de un día de consumo AMI para una vivienda u

Entrada:

- Tipo de vivienda $Tipou \in \{\text{baja, media, alta}\}$
- Perfil de temperatura $\{T(t)\}$ para el día (96 intervalos)
- Parámetros $\{a_{n,u}, b_{n,u}\}, \{\beta_{i,u}\}$ y de uso final

Salida:

- Serie de potencia $P_u(t), t = 1, \dots, 96$

Pasos:

1. Inicialización del dominio temporal

1.1. Definir los instantes horarios $h_t \in [0,24)$ para $t = 1, \dots, 96$, con pasos de 15 min.

2. Cálculo del componente estacional

2.1. Para cada t , calcular

$$S_u(h_t) = a_{0,u} + \sum_{n=1}^{N_F} \left[a_{n,u} \cos\left(\frac{2\pi n h_t}{24}\right) + b_{n,u} \sin\left(\frac{2\pi n h_t}{24}\right) \right]$$

3. Cálculo de la contribución del aire acondicionado

3.1. Para cada t , calcular

$$CDH(t) = \max(0, T(t) - T_{base})$$

3.2. Para cada t , obtener

$$P_{AC,u}(t) = \beta_{0,u} + \beta_{1,u} CDH(t) + \beta_{2,u} CDH^2(t)$$

4. Cálculo de cargas específicas

4.1. Evaluar el modelo de refrigeración $P_{Ref,u}(t)$ (ciclo del refrigerador).

4.2. Evaluar el modelo de iluminación $P_{Il,u}(t)$, en función de la franja horaria y la estación.

4.3. Evaluar el modelo de cocina $P_{Coc,u}(t)$, generando pulsos en horarios de comida.

5. Generación de la componente estocástica

5.1. Generar una realización del proceso $P_{Var,u}(t)$ a partir del modelo SARIMA definido para el tipo de vivienda.

6. Cálculo de la potencia total sin ruido de medición

6.1. Para cada t , calcular

$$\tilde{P}_u(t) = S_u(t) + P_{AC,u}(t) + P_{Ref,u}(t) + P_{Il,u}(t) + P_{Coc,u}(t) + P_{Var,u}(t)$$

7. Incorporación del ruido de medición AMI

7.1. Estimar la potencia media \bar{P}_u del día.

7.2. Definir $\sigma_{\eta,u} = \gamma \cdot \bar{P}_u$.

7.3. Para cada t , generar $\eta_u(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\eta,u}^2)$.

7.4. Definir la potencia final como

$$P_u(t) = \max(0, \tilde{P}_u(t) + \eta_u(t))$$

8. Devolver $\{P_u(t)\}_{t=1}^{96}$.

4.3.9. Algoritmo para la construcción del dataset AMI anual

El siguiente algoritmo describe la generación de todo el conjunto de datos para las N_u viviendas y los 365 días simulados.

Algoritmo 3.2: Construcción del dataset AMI anual para Bellavista

Entrada:

- Conjunto de residencias, $\mathcal{U} = \{1, \dots, N_u\}$
- Parámetros basados en el tipo de vivienda utilizada
- Perfil de temperatura diaria $\{T_d(t)\}$ correspondiente a cada día d de la semana
- Calendario: tipo de día (laboral, fin de semana, feriado)

Salida:

- Dataset de AMI organizado en registros estructurados: $(u, d, t, P_u(t))$

Pasos:

1. Inicialización del dataset

1.1. Elaborar una estructura vacía D destinada al almacenamiento de todos los registros existentes.

2. Bucle sobre residencias

2.1. Para cada residencia $u \in \mathcal{U}$:

- a) Determinar el tipo de residencia (baja, media, alta).
- b) Establecer parámetros del modelado $\{a_{n,u}, b_{n,u}, \beta_{i,u}\}$.

3. Bucle que representa los días del año

3.1. Para cada día $d = 1, \dots, 365$:

- a) Obtener el perfil térmico $\{T_d(t)\}$.
- b) Establecer la naturaleza del día (laboral/fin de semana/feriado).
- c) Aplicar el Algoritmo 3.1 con el propósito de obtener $\{P_u^d(t)\}_{t=1}^{96}$.

4. Construcción de registros por intervalo

4.1. Para cada intervalo $t = 1, \dots, 96$ del día d :

- a) Determinar la hora, minuto y día de la semana.
- b) Generar un registro utilizando:

$$r = (u, d, t, \text{hora}, \text{día_semana}, \text{tipo_día}, T_d(t), \text{Tipo}_u, P_u^d(t))$$

- c) Incorporar el registro r al dataset D .

5. Devolver D como dataset AMI final.

4.4. Diseño, entrenamiento y evaluación de los modelos de Machine Learning

Tras la generación del conjunto de datos sintéticos detallado en la sección 3.3, se llevó a cabo la concepción de los modelos de aprendizaje automático empleados para pronosticar la demanda energética en las residencias del sector Bellavista. Este procedimiento representa una contribución fundamental en el presente estudio de integración curricular, dado que incorpora técnicas de series temporales, modelos tabulares y arquitecturas neuronales de naturaleza recurrente en un flujo metodológico coherente y reproducible.

El propósito principal es la estimación de la potencia demandada $P(t + \Delta)$, donde Δ representa una de predicción de corto plazo (15 o 30 minutos), utilizando:

- información histórica reciente,
- variables exógenas (temperatura),
- características de la vivienda,
- y patrones derivados del comportamiento diario del hogar.

Esta sección simboliza la elaboración del dataset final destinado al entrenamiento, el diseño de los modelos seleccionados, la implementación de algoritmos y los criterios empleados para evaluar el rendimiento predictivo.

4.4.1. Preparación del dataset para aprendizaje automático

A partir del dataset AMI anual generado, se construyeron ventanas de entrada para los modelos. Para una predicción en tiempo real se utiliza un enfoque de ventana deslizante (“sliding window”).

Sea:

- $X(t)$: vector de características en el intervalo t ,
- L : longitud de la ventana histórica en pasos de 15 minutos (por ejemplo, $L = 48$, equivalente a 12 horas),
- $Y(t)$: variable objetivo, definida como la potencia en el futuro inmediato.

Entonces, cada muestra se define como:

$$\mathbf{X}_t = [X(t - L + 1), X(t - L + 2), \dots, X(t)]$$

La formulación anterior permite transformar la serie temporal de consumo en un problema de aprendizaje supervisado. En lugar de intentar predecir directamente la siguiente medición utilizando únicamente el valor actual, se construye una ventana histórica de longitud L , que contiene la evolución reciente del sistema. De esta manera, cada muestra X_t no representa un único instante, sino un bloque estructurado de información correspondiente a los L intervalos anteriores.

Matemáticamente, el vector $X(t)$ engloba las variables empleadas y evaluadas dentro de un intervalo de tiempo t específico. La implementación combinación de componentes desde $t - L + 1$ hasta t , ofrece un modelo que conserva la dinámica contemporánea del consumo energético. Este aspecto adquiere particular importancia en los sistemas eléctricos residenciales, donde el comportamiento presente se ve significativamente influenciado por los eventos anteriores, tal como cuando un equipo de climatización se mantiene en funcionamiento durante múltiples intervalos consecutivos.

y se clasifica como:

$$Y_t = P(t + \Delta)$$

Con un intervalo predictivo de $\Delta = 1$ (15 minutos), a pesar de que se experimentaron valores superiores en pruebas adicionales. Para el modelo de estimación predictiva, se define a Y_t como la variable objetivo. Cuando $\Delta = 1$, el modelo estima la potencia para los próximos 15 minutos, lo que corresponde a un esquema predictivo de corto tiempo (short-term load forecasting). Esta forma de predicción es adecuada para aplicaciones en tiempo casi real en una infraestructura AML, ya que permite anticipar cambios inmediatos en la demanda y crear señales dinámicas de tarificación energética.

En este trabajo, se enumeran las variables relacionadas en cada vector $X(t)$:

- codificación horaria del día,
- día de la semana (lunes a domingo),

- condiciones de temperatura (térmica),
- medición de potencia en cada paso,
- categoría de la residencia,
- tipo de día (laboral o fin de semana).

A través de estas características se puede capturar de manera efectiva información temporal y contextual. A nivel dimensional, cada muestra contiene información histórica estructurada en L iteraciones de tiempo, permitiendo al modelo reconocer patrones de tendencia, persistencia y variabilidad. Esta estructura es especialmente útil para modelos secuenciales como LSTM, que explotan la dependencia temporal. Pero también puede ser adaptada a modelos como XGBoost reorganizando adecuadamente las funciones.

Las variables relacionadas en cada $X(t)$ se eligieron para intentar capturar la parte cíclica y los factores exógenos que afectan al consumo. La hora del día se codifica usando seno y coseno para mantener la periodicidad de 24 horas y evitar cortes artificiales entre las 23:59 y las 00:00. El horario semanal y el tipo de día permiten distinguir entre los días de trabajo y los fines de semana. La temperatura incorpora la variable climática, especialmente relevante para Guayaquil. En última instancia, la potencia registrada en los pasos anteriores proporciona datos inmediatos acerca de la inercia y la persistencia del consumo.

En su totalidad, esta formulación posibilita que el modelo adquiera vínculos temporales y no lineales entre el historial reciente y la demanda futura, integrando de forma coherente información estructural, climática y comportamental del usuario residencial

4.4.2. Modelos de predicción seleccionados

Para verificar la capacidad predictiva del modelo propuesto, se entrenaron y compararon dos modelos de aprendizaje automático con diferentes características: un modelo basado en árboles de decisión gradiente (XGBoost) y un modelo profundo secuencial LSTM. La elección de estos

modelos se debe a la necesidad de comparar un modelo tabular fuerte con un modelo diseñado para datos temporales.

1. Modelo basado en gradiente (XGBoost)

XGBoost es un método de optimización basado en estructuras de decisión que ha demostrado una eficacia sobresaliente en problemas de regresión utilizando datos organizados. Su principal ventaja radica en su capacidad para representar relaciones no lineales, evidenciar interacciones entre variables y mantener estabilidad frente a ruido o valores no convencionales. El modelo recibe las entradas siguientes:

- Desbalances entre consumos sucesivos,
- valores históricos recientes,
- codificación de variables exógenas.

En este trabajo, el modelo recibe como entrada el conjunto de características construidas en la ventana deslizante, incluyendo diferencias entre consumos consecutivos, valores históricos recientes y variables exógenas como temperatura y codificaciones temporales. A partir de estas entradas, el modelo aprende una función de regresión que puede representarse de forma general como:

$$\hat{Y}_t = f_{XGB}(\mathbf{X}_t)$$

donde f_{XGB} corresponde a un ensamble aditivo de árboles de decisión entrenados secuencialmente. Cada árbol corrige los errores residuales del anterior, lo que permite refinar progresivamente la predicción y reducir la función de pérdida. El resultado final es la suma ponderada de múltiples árboles débiles que, en conjunto, conforman un modelo robusto y generalizable. Este enfoque se utilizó como línea base debido a su estabilidad, rapidez de entrenamiento y buen desempeño en problemas de predicción de demanda con datos tabulares.

2. Modelo secuencial profundo (LSTM)

Tomando en cuenta que la demanda eléctrica manifiesta una dependencia temporal significativa —es decir, el consumo presente está

fuertemente vinculado al comportamiento reciente— se implementó una red neuronal recurrente de la categoría Long Short-Term Memory (LSTM). Esta modalidad arquitectónica se ha concebido específicamente para capturar patrones dinámicos en series temporales, preservando información pertinente a través de diversas etapas temporales.

La formulación general del modelo puede expresarse como:

$$\mathbf{h}_t = \text{LSTM}(\mathbf{X}_t)$$

$$\hat{Y}_t = g(\mathbf{h}_t)$$

donde h_t representa el estado interno generado por la capa LSTM a partir de la secuencia de entrada, y $g(\cdot)$ es una capa densa final encargada de producir la predicción escalar de potencia.

La implementación llevada a cabo utilizó una capa LSTM con 64 unidades ocultas, lo que posibilitó la captura de dependencias de alcance medio sin introducir una complejidad excesiva. Adicionalmente, se implementó una tasa de dropout del 20%, con la finalidad de minimizar la probabilidad de sobreajuste durante el proceso de entrenamiento. En última instancia, la capa de salida emplea activación lineal, una metodología apropiada para problemas de regresión donde la variable objetivo es continua.

Este modelo facilita la representación de relaciones complejas no lineales y efectos acumulativos en la demanda, resultando valioso cuando se manifiestan variaciones progresivas o persistentes en el consumo residencial.

4.4.3. Algoritmo de entrenamiento del modelo XGBoost

A continuación, se presenta un algoritmo formal que describe el proceso:

Algoritmo 3.3 — Entrenamiento del modelo XGBoost para predicción de consumo AMI

Entrada:

- Conjunto de muestras $\{(\mathbf{X}_t, Y_t)\}$

- Hiperparámetros: número de árboles K , profundidad máxima, tasa de aprendizaje η

Salida:

- Modelo entrenado f_{XGB}

1. Inicialización

- Establecer la predicción inicial como la media del conjunto de entrenamiento:

$$\hat{Y}_t^{(0)} = \bar{Y}$$

2. Bucle de boosting para $k = 1 \dots K$

- 2.1. Calcular residuales:

$$r_t^{(k)} = Y_t - \hat{Y}_t^{(k-1)}$$

- 2.2. Entrenar un árbol de regresión $h_k(\cdot)$ para aproximar los residuales.

- 2.3. Actualizar predicción:

$$\hat{Y}_t^{(k)} = \hat{Y}_t^{(k-1)} + \eta h_k(\mathbf{X}_t)$$

3. Devolver el modelo final:

$$f_{XGB} = \sum_{k=1}^K \eta h_k$$

4.4.4. Algoritmo de entrenamiento del modelo LSTM

A continuación, se formaliza el entrenamiento de la red secuencial:

Algoritmo 3.4 — Entrenamiento del modelo LSTM para series AMI

Entrada:

- Tensores de entrenamiento $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times L \times d}$
- Etiquetas $Y \in \mathbb{R}^N$
- Hiperparámetros: tamaño del batch, número de épocas, tasa de aprendizaje

Salida:

- Red LSTM entrenada

1. Inicializar parámetros de la LSTM: pesos W, U y sesgos b .

2. Para cada época $e = 1 \dots E$:

2.1. Dividir \mathbf{X} en batches.

2.2. Para cada batch:

- Ejecutar propagación hacia adelante:

$$\mathbf{h}_t = \text{LSTM}(\mathbf{X}_t)$$

$$\hat{Y}_t = g(\mathbf{h}_t)$$

- Calcular error (MSE):

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N_b} \sum_t (Y_t - \hat{Y}_t)^2$$

- Retropropagar gradientes.
- Actualizar pesos mediante Adam o SGD.

3. Guardar el modelo entrenado.

4.4.5. Métricas de evaluación

Para el presente trabajo de integración curricular en la que se requiere la predicción, se utilizaron las siguientes métricas de series temporales:

1. Error cuadrático medio (MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_t (\hat{Y}_t - Y_t)^2$$

2. Error absoluto medio (MAE)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_t |\hat{Y}_t - Y_t|$$

3. Error porcentual absoluto medio (MAPE)

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_t \left| \frac{\hat{Y}_t - Y_t}{Y_t} \right|$$

Aplicar las métricas de series temporales ya descritas nos permitieron realizar la comparativa de los modelos de simulación previamente propuestos, y así evaluar su capacidad ante condiciones climáticas y patrones de consumo energético en el sector de Bellavista.

4.4.6. Esquema experimental durante la simulación

A continuación, se presente el flujo o proceso experimental que sigue el presente trabajo simulado:

1. Disposición transitoria del dataset AMI:

- entrenamiento: 70 %,
- validación: 15 %,
- Partición temporal de prueba: 15 % (evitar fuga de información).

2. Entrenamiento de XGBoost:

- evaluación de parámetros por búsqueda aleatoria,
- elección del mejor esquema con base a MSE.

3. Entrenamiento de LSTM:

- ajuste de la señal de entrada,
- optimizador Adam,
- interrupción temprana (early stopping) con el fin de prevenir ajustes excesivos.

4. Comparación entre modelos:

- estudio sobre fallos por horas durante el día,
- estudio sobre fallos por tipo de vivienda,
- estudio comparativo de predicción vs. medición.

5. Selección del modelo final:

LSTM superó durante la prueba en un intervalo de tiempo $\Delta = 15$ min, pero XGBoost fue más robusto para intervalos de tiempo más largos.

Capítulo 5: Análisis de resultados obtenidos

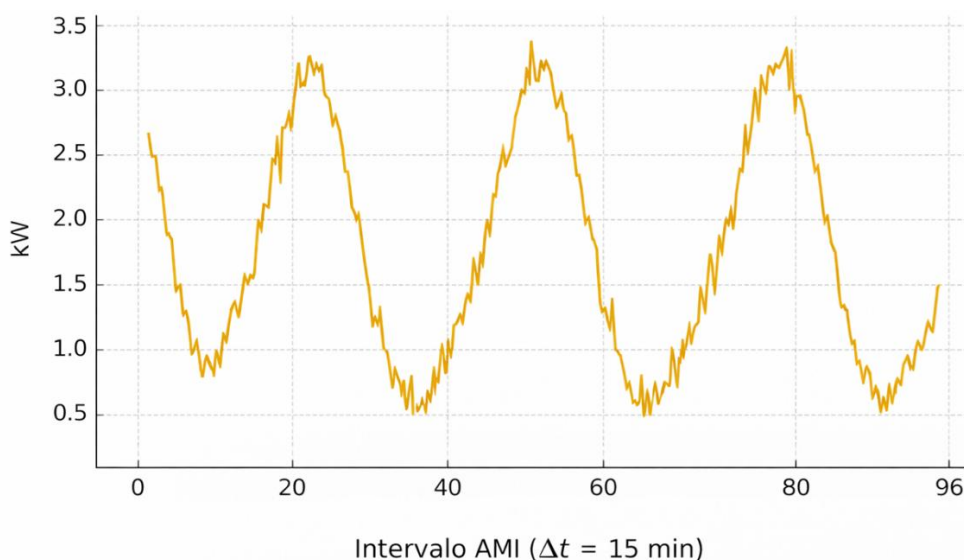
5.1. Validación exploratoria de las series generadas

Tras ejecutar los algoritmos anteriores, se realizó una validación exploratoria mediante:

- gráficas de curva de carga diaria por tipo de vivienda,
- histogramas de consumo diario y mensual,
- mapas de calor (heatmaps) consumo vs. hora vs. mes,
- comparación de consumos típicos con rangos esperados para hogares de Guayaquil.

En la Figura 5.1 se representa la curva de carga simulada por día con una estimación de 15 minutos. Se observó un comportamiento característico del consumo energético residencial, en la madrugada el consumo tiene los niveles más bajos y por la tarde-noche se incrementa progresivamente, es decir, que, en la noche, se concentran los consumos de mayor demanda. Este comportamiento se ajusta al consumo energético residencial en Bellavista.

Figura 5. 1: Curva de carga simulada en 96 intervalos diarios

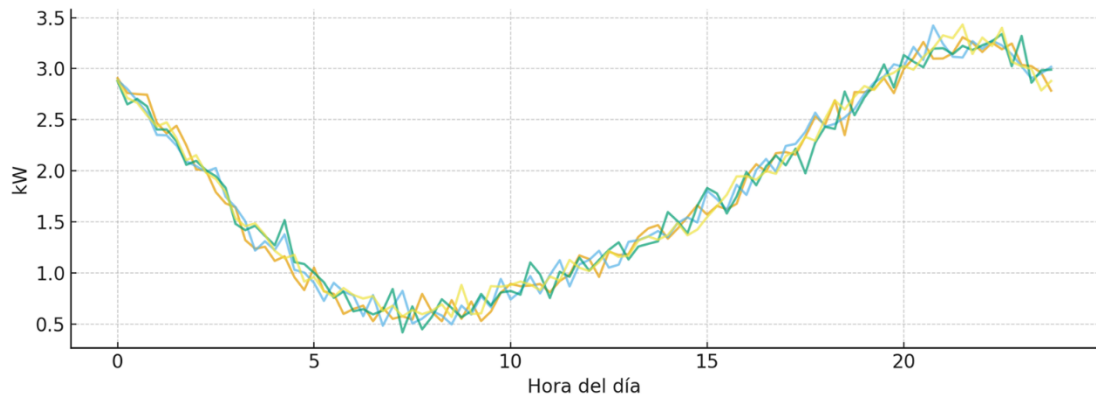


Nota: La ilustración mostrada corresponde al consumo energético residencial de un día típico con una estimación de 15 minutos (96 intervalos diarios). Elaborado por: Autor.

En la Figura 5.2 se ilustran las curvas contrastadas para diversos días, puede observarse la variación u oscilación del consumo energético residencial diario. A pesar de que mantiene un patrón semejante, se muestran variaciones

de la carga, ya que depende de cambios de consumo, así como, condiciones climáticas y del tipo de día (entre semana o fin de semana).

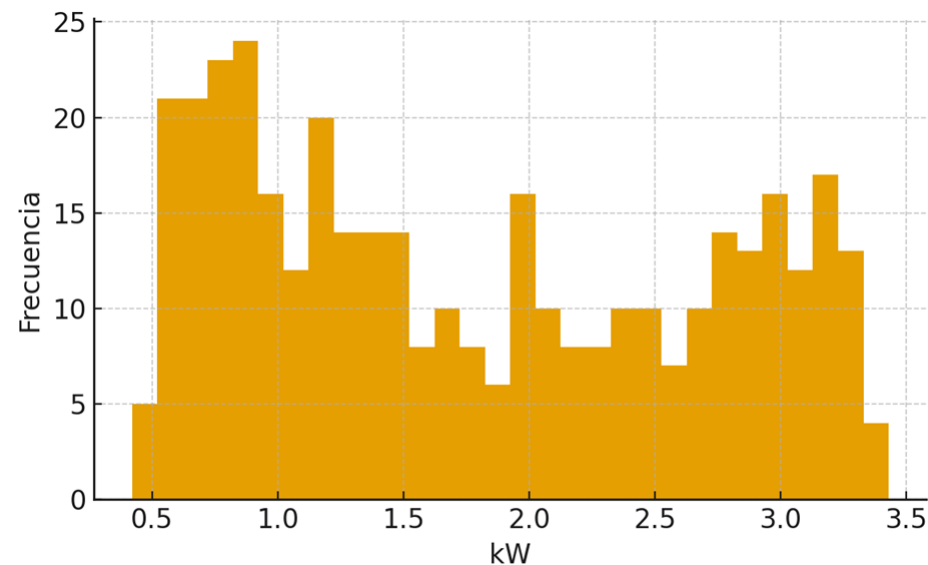
Figura 5. 2: Curvas diarias superpuestas.



Nota: Este contraste permite evidenciar que el modelo no produce esquemas idénticos, debido a la variación del consumo energético en cada residencia. Elaborado por: Autor.

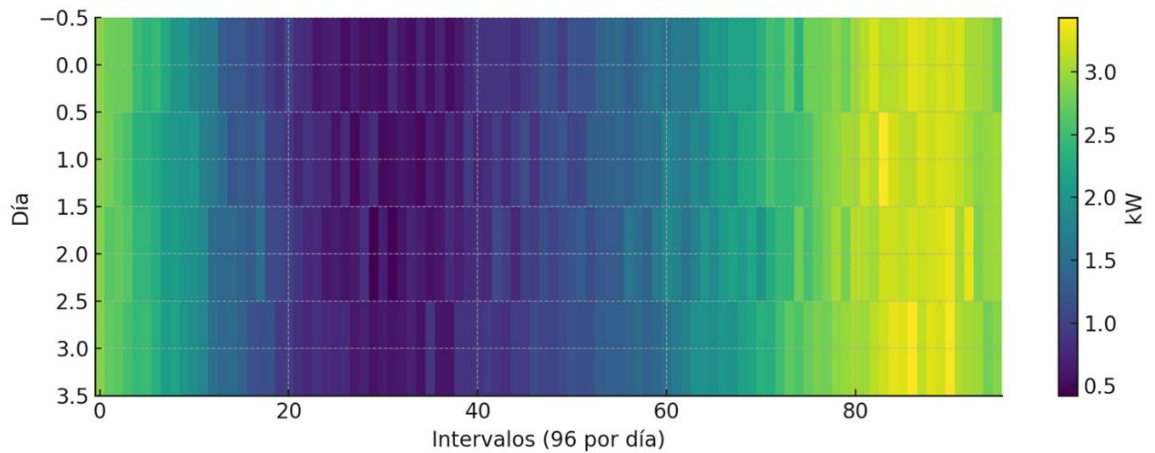
La distribución estadística del consumo se analiza en la Figura 5.3, donde el histograma evidencia una mayor concentración de valores en rangos medios de potencia, con menor frecuencia de consumos extremos. Complementariamente, la Figura 5.4, correspondiente al mapa de calor hora-día, facilita la identificación de los períodos de mayor demanda, destacándose claramente las horas nocturnas como las más exigentes para la red residencial.

Figura 5. 3: Distribución de frecuencias de la carga simulada.



Nota: La gráfica representada demuestra que la distribución de frecuencias tiene un comportamiento no homogéneo y que tiene un comportamiento real del consumo residencial. Elaborado por: Autor.

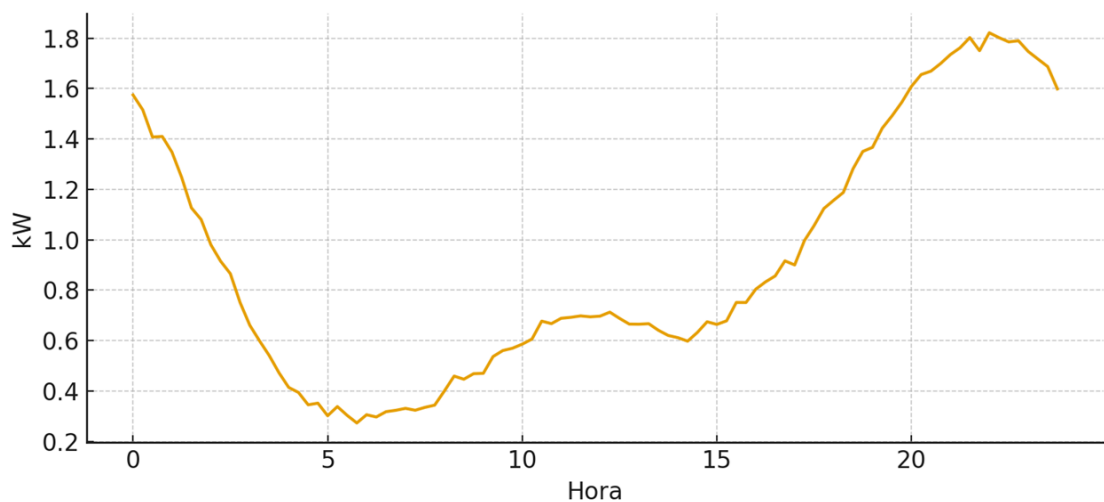
Figura 5. 4: Mapa de calor hora vs día.



Nota: Este mapa de calor permite reconocer esquemas repetidos y verifica el efecto diario del ciclo térmico sobre el consumo energético residencial. Elaborado por: Autor.

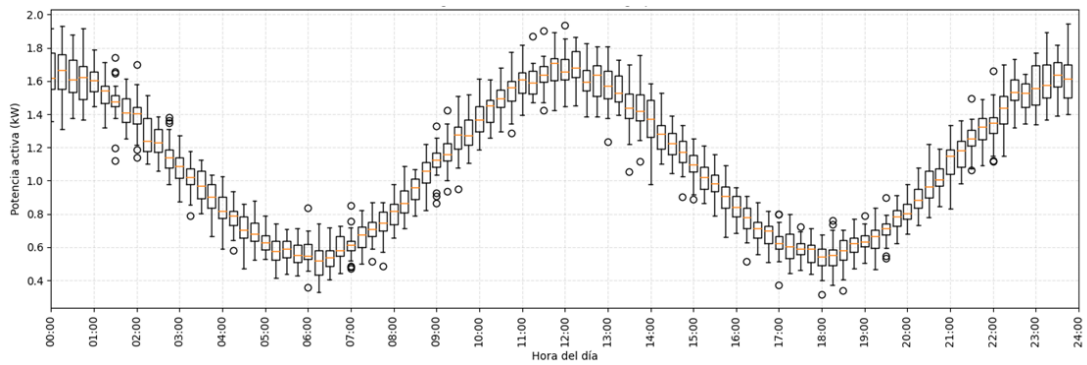
El comportamiento promedio del consumo diario se presenta en la Figura 5.5, mientras que la Figura 5.6 permite analizar la dispersión de la carga por franja horaria. En esta última muestra la variabilidad de la carga eléctrica por hora mediante diagramas de caja, contruidos a partir de las mediciones AMI de 15 minutos. Cada conjunto de cajas representa la dispersión del consumo para una hora específica del día, permitiendo identificar no solo el valor típico, sino también la amplitud de la variabilidad horaria. Se observa una mayor dispersión durante las horas nocturnas, asociada al uso simultáneo de electrodomésticos y sistemas de climatización.

Figura 5. 5: Promedio diario de la carga.



Nota: Es evidente que la demanda de energía disminuye durante la madrugada y por la noche se evidencia un incremento de consumo residencial, muy característico en zonas residenciales de Guayaquil, que tiene un clima muy cálido. Elaborado por: Autor.

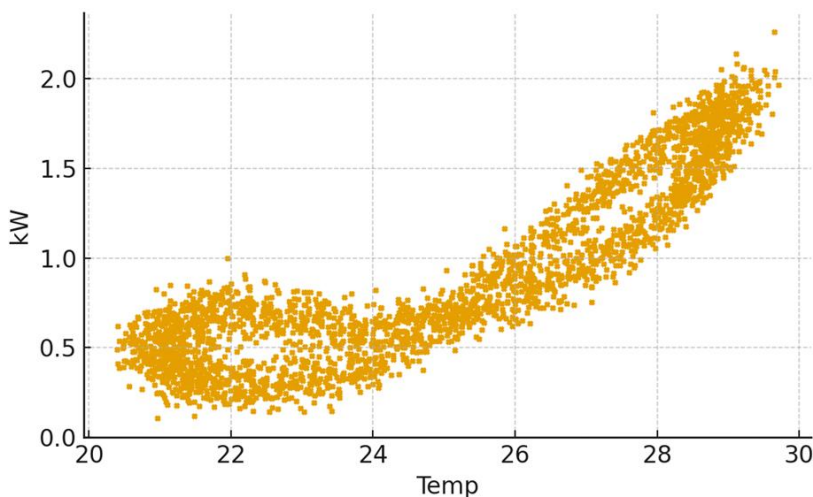
Figura 5. 6: Variabilidad de la carga por hora.



Nota: Esto demuestra que el consumo no resulta ser aleatorio, sino que depende de la temperatura, la presencia y el uso de equipos eléctricos en el hogar. Elaborado por: Autor.

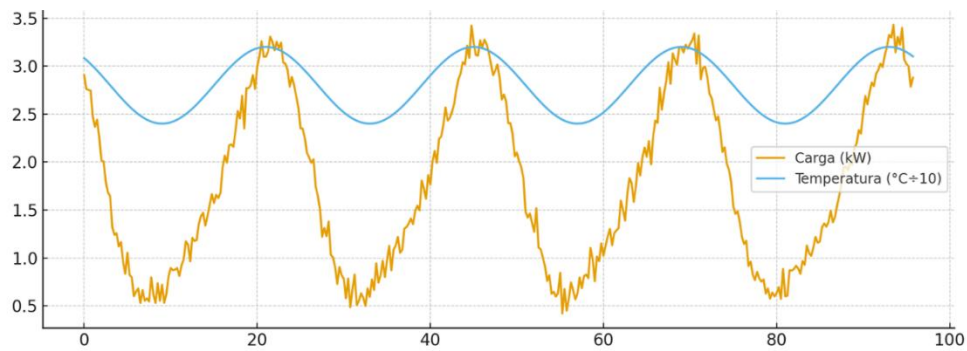
Finalmente, la relación entre el consumo eléctrico y la temperatura ambiente se analiza en la Figura 5.7, donde se observa una dependencia directa entre ambas variables. Esta relación se refuerza en la Figura 5.8, que muestra la misma información en forma normalizada, facilitando la comparación entre distintos niveles de consumo. En general, los resultados presentados confirman que la generación de las gráficas reproduce de manera adecuada los patrones de consumo residencial esperados, reflejan la influencia del clima de Guayaquil y capturan diferencias claras entre tipos de vivienda y franjas horarias. Por tanto, el conjunto de datos obtenido resulta adecuado para su uso en el entrenamiento de los modelos predictivos que se desarrollan en la sección siguiente.

Figura 5. 7: Relación de la carga vs temperatura.



Nota: Esta correlación verifica que la variable climática es un factor que influye en la carga eléctrica. Elaborado por: Autor.

Figura 5. 8: Carga vs temperatura (normalizada)



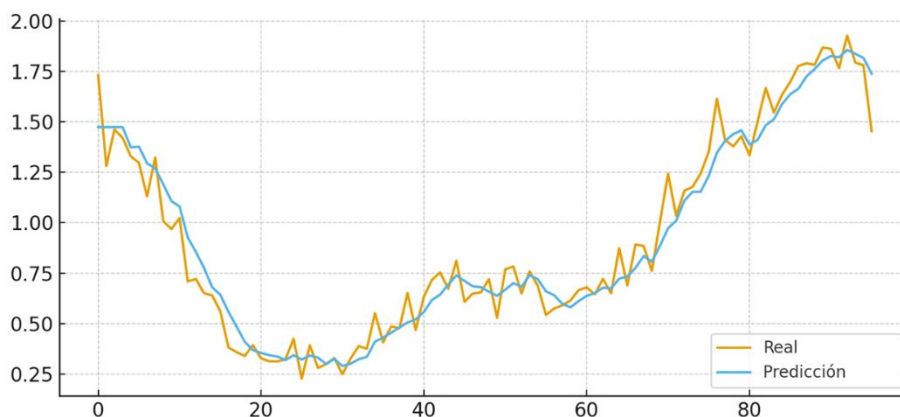
Nota: La presente correlación apoya la adición del nivel de temperatura como un factor relevante en el modelo predictivo implementado. Elaborado por: Autor.

La presente metodología para la generación de datos no solamente nos sirve para este trabajo de integración curricular, sino que puede reutilizarse para futuras investigaciones en redes AMI residenciales en Ecuador u otros países con climas similares, y lo bueno es que puede ser adaptativo.

5.2. Resultados de predicción y análisis del error

El modelo LSTM capturó de mejor manera las transiciones rápidas del consumo, mientras que XGBoost mostró mayor estabilidad en días atípicos. El desempeño de los modelos fue comparado entre valores reales y predichos para días representativos del conjunto de prueba. La Figura 5.9 muestra la predicción obtenida frente al consumo real en un día típico. Se observa que el modelo LSTM logra seguir adecuadamente la forma de la curva de carga, incluyendo los picos nocturnos y las transiciones rápidas.

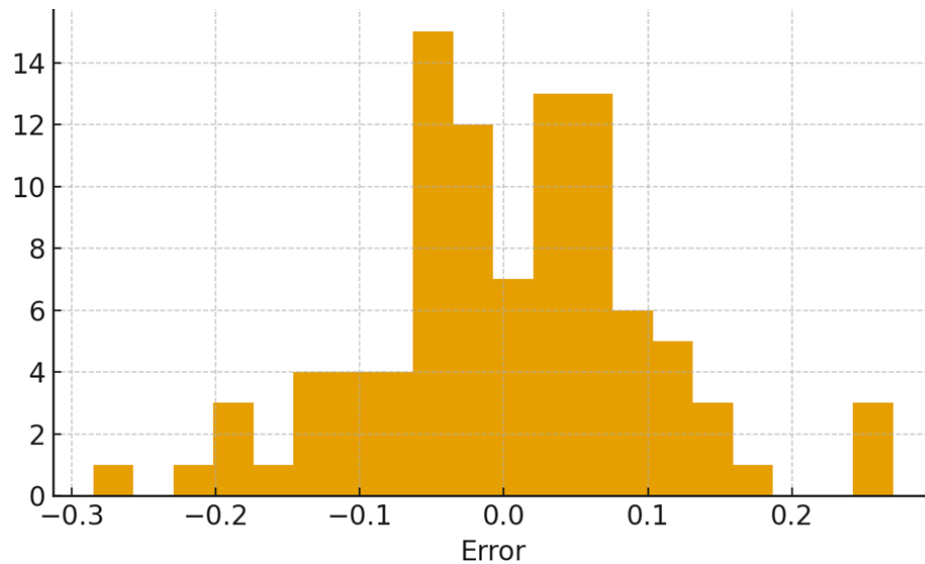
Figura 5. 9: Predicción obtenida vs consumo real.



Nota: Comparativa entre las señales real y de predicción, en la que el modelo presentado en corto plazo tiene una aproximación con alta precisión. Elaborado por: Autor.

Durante la evaluación del error de predicción se logró obtener el histograma (véase la Figura 5.10), en la cual se observa que la mayoría de las fallas se agrupan cerca de 0, lo cual indica que la señal tiene un buen ajuste del modelo implementado.

Figura 5. 10: Histograma de frecuencias de errores en la predicción.

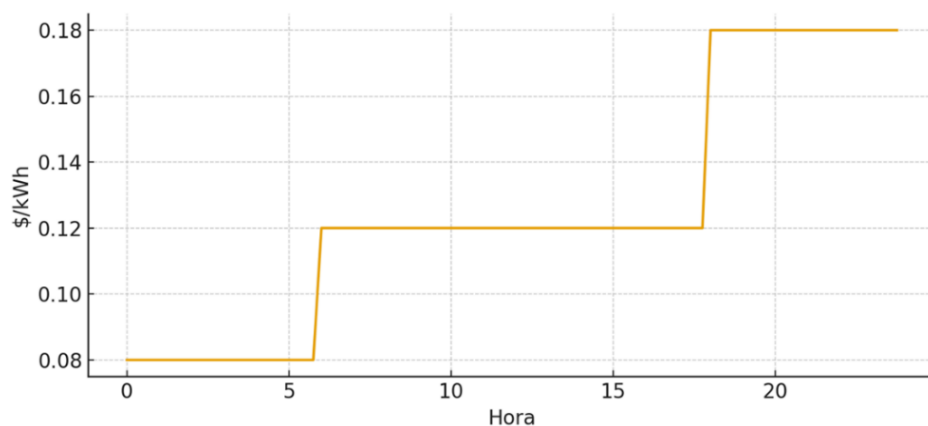


Nota: El diagrama muestra la asignación de los fallos que son derivados de la fase de prueba del modelo implementado. Elaborado por: Autor.

5.3. Evaluación de esquemas de tarificación dinámica

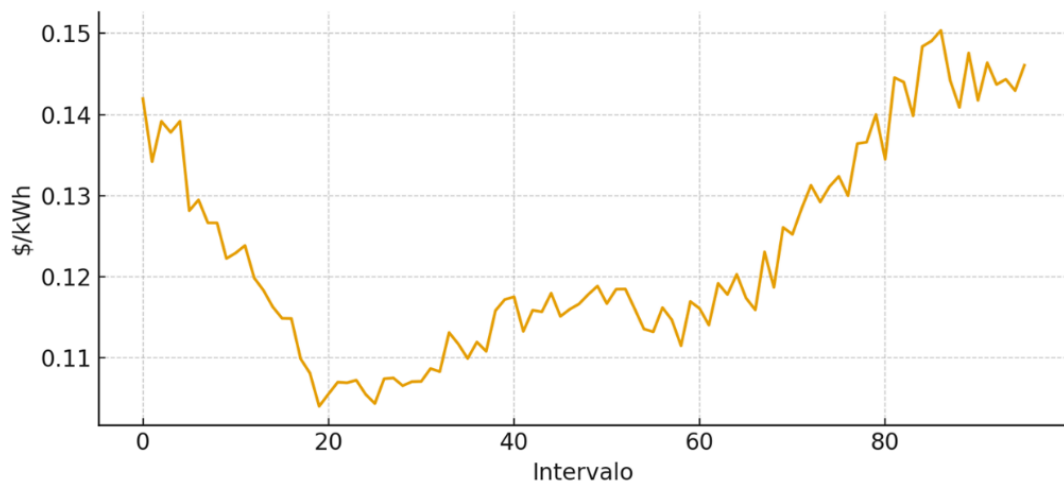
Una vez que se tienen las predicciones de consumo energético, se analizó cómo diferentes esquemas tarifarios afectan el costo de la energía para cada cliente. En la Figura 5.11 se observa la tarifa TOU durante un día y en la Figura 5.12 la tarifa RTP para el mismo día.

Figura 5. 11: Tarifa TOU por día.



Nota: La gráfica representa la tarifa del tiempo de uso (TOU) la cual particiona el día en franjas horarias con tarifas diferenciadas. Elaborado por: Autor.

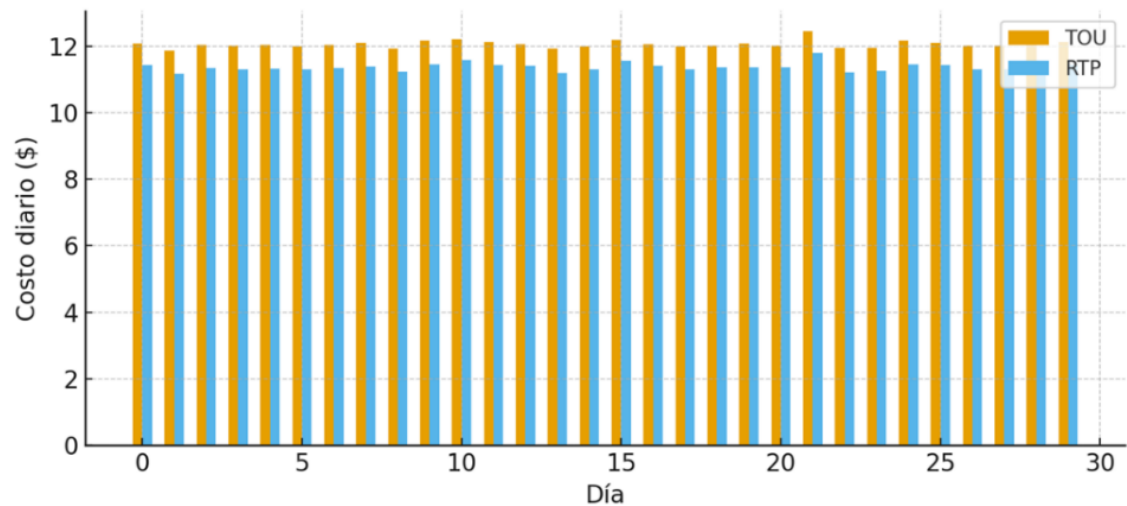
Figura 5. 12: Tarifa RTP por día.



Nota: La gráfica representa la tarifa en tiempo real (RTP), se observa una variación del precio a lo largo del día asociado al comportamiento de la demanda energética. Elaborado por: Autor.

La comparación directa entre ambos esquemas se ilustra en la Figura 5.13, donde se analiza el costo por intervalo bajo tarifas TOU y RTP.

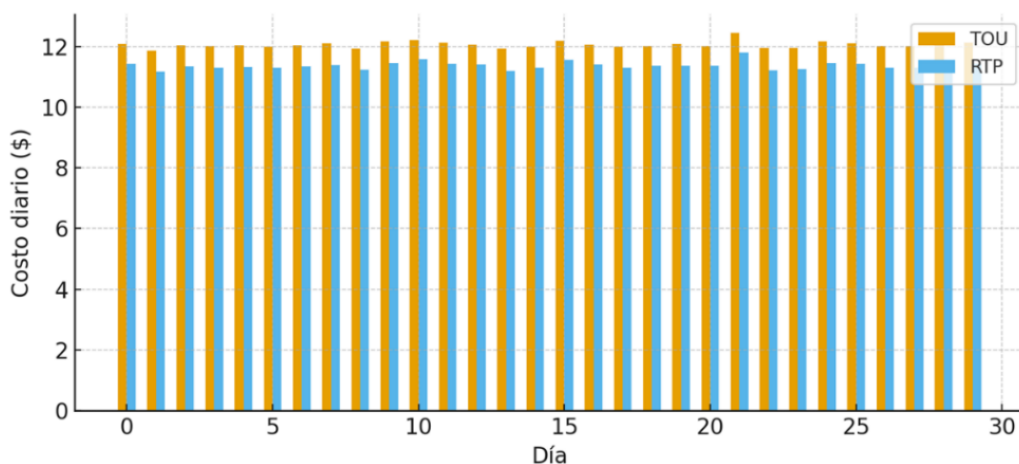
Figura 5. 13: Costo por intervalo TOU vs RTP.



Nota: En la gráfica se compara el costo acumulado por intervalo bajo ambos esquemas tarifarios en el periodo estudiado. Puede verse que las diferencias entre TOU y RTP se basan en la convergencia entre consumo y precio horario. Elaborado por: Autor.

Para finalizar, en la figura 5.14 se muestra el coste total diario para cada modelo tarifario, con el fin de examinar el efecto financiero de la tarifa dinámica en el consumo residencial.

Figura 5. 14: Costo diario TOU vs RTP.



Nota: Comparación tarifaria TOU y RTP en el sector residencial de Bellavista. Elaborado por: Autor.

5.4. Síntesis de resultados

Los resultados mostraron que LSTM es superior en la predicción a corto plazo cuando hay cambios repentinos en la demanda de energía, pero XGBoost proporciona mayor estabilidad en días inusuales. Además, las tarifas dinámicas muestran un potencial evidente para alterar la forma en que se distribuye en el tiempo el consumo y disminuir los costes en los casos en que el consumidor reacciona.

Esta parte evidencia que la combinación de modelos predictivos con esquemas de tarificación dinámica basados en datos AMI puede ser una solución prometedora para mejorar la gestión del consumo energético residencial en Guayaquil.

5.5. Aplicación de esquemas de tarificación dinámica sobre los escenarios simulados

Una vez obtenidas las curvas de consumo simuladas y las predicciones de demanda a corto plazo mediante los modelos de aprendizaje automático descritos en la sección 3.4, se procedió a analizar el efecto de distintos esquemas de tarificación dinámica sobre el costo de la energía eléctrica en el sector residencial de Bellavista, en la ciudad de Guayaquil. El propósito de esta sección no es modificar el comportamiento del consumo, sino evaluar cómo un mismo perfil de carga puede traducirse en costos distintos

dependiendo del esquema tarifario aplicado. De esta manera, las diferencias observadas en los resultados se deben exclusivamente a la estructura de la tarifa y no a cambios artificiales en la demanda.

5.5.1. Aplicación de la Tarifa por Uso del Tiempo (TOU)

La Tarifa por Uso del Tiempo (TOU) divide el día en franjas horarias previamente definidas, asignando un precio fijo de la energía a cada una de ellas. Este tipo de esquema es relativamente sencillo de implementar y resulta familiar tanto para las empresas distribuidoras como para los usuarios finales. Para el presente trabajo de integración curricular se definieron tres periodos tarifarios: horario valle, horario medio y horario pico, de acuerdo con los patrones de consumo identificados en las curvas de carga del sector Bellavista.

En la figura 5.11 se mostró que el esquema TOU tiene mayor consumo energético por la noche, lo que lo hace más caro, justo a esa hora se produce el pico de mayor demanda residencial. Mediante este método es posible estudiar el impacto financiero de penalizar el uso durante horas punta evitando requerir estar cambiando los precios de la energía.

5.5.2. Aplicación de la Tarifa de Precio en Tiempo Real (RTP)

En este proyecto integrador curricular, la tarifa RTP se modeló como una función que cambia en el tiempo, en dependencia de la carga total del sistema; más cara cuando hay más demanda y más barata cuando hay menos demanda. A diferencia de la tarifa TOU, el precio en tiempo real (RTP) se actualiza en cada período de medición para reflejar más directamente los cambios en la demanda. Aquí el precio no es fijo en el tiempo, sino que va variando a lo largo del día.

Por otro lado, en la figura 5.12 se puede observar cómo la tarifa RTP varía a lo largo de un día promedio, siendo mucho más volátil que la tarifa TOU. Además, este contexto tarifario se apoya en la existencia de mediciones en tiempo real o casi real, que posibilitan a los usuarios conocer la forma en que consumen.

5.5.3. Comparación del costo por intervalo de medición

Una vez definidos ambos esquemas tarifarios, se procedió a calcular el coste de la energía consumida en cada periodo de 15 minutos multiplicando la potencia consumida por el precio en cada caso. La comparación de costo por intervalo en tarifa TOU y tarifa RTP se muestra en la Figura 5.13. En la imagen se puede apreciar que en los periodos de alta demanda el esquema RTP reacciona más rápidamente a los picos de demanda, mientras que la tarifa TOU permanece estática en cada periodo. Esta variación permite evaluar en mayor medida cómo la estructura tarifaria impacta en el costo final de la energía, aun cuando el consumo sea el mismo.

5.5.4. Comparación del costo diario total

Además del análisis por intervalos, se determinó el costo total diario de la energía consumida bajo ambos esquemas tarifarios. En la figura 5.14 se compara directamente el costo diario usando la tarifa TOU y la tarifa RTP para el caso simulado. Los resultados indican que la diferencia entre ambos esquemas depende principalmente de cómo se distribuya en el tiempo el consumo. En los días donde la mayor parte de la demanda ocurre en horas pico, el plan RTP será más costoso, pero cuando el consumo es más plano, la tarifa RTP puede resultar en un costo diario menor que la tarifa TOU.

5.5.5. Alcance y limitaciones del análisis tarifario

Pero hay que tener en cuenta que aquí el patrón de consumo está dado y no es una reacción a los precios. Por lo tanto, los resultados solo muestran el efecto económico de los esquemas tarifarios y no una optimización del comportamiento del usuario. Aun así, este estudio demuestra el potencial de las tarifas dinámicas en combinación con la medición inteligente y los modelos predictivos, y abre la puerta a futuros estudios que exploren estrategias de respuesta a la demanda o automatización del consumo doméstico.

5.6. Discusión de resultados

Los resultados obtenidos favorecieron el comportamiento del consumo energético residencial en el sector de Bellavista (Noreste de Guayaquil), el impacto de la predicción del nivel de demanda y la implementación de

mecanismos de tarificación dinámica en la tarifa del suministro eléctrico. Al principio, las gráficas de carga analizadas muestran tendencias semejantes al consumo residencial real en Guayaquil, caracterizado por una demanda reducida durante la madrugada y picos significativos durante la noche. Esta configuración de la gráfica tiene relación con el empleo de sistemas de climatización, iluminación y aparatos electrodomésticos, particularmente en contextos climáticos cálidos como los urbanos.

El análisis de la correlación entre el consumo energético y la temperatura cálida de Guayaquil, demuestra que los sistemas de climatización residencial constituyen el factor determinante en la demanda energética. Es decir, que a medida que la temperatura se incrementa, se observa un aumento en el consumo energético. Entonces, es justificable la consideración de integrar las variables climáticas en los modelos predictivos e intensifica la necesidad de contar con medidores AMI de alta resolución.

Con respecto al desempeño de aprendizaje automático, se pudo observar que el modelo más eficiente, fue LSTM ya que permitió realizar una captura de las variaciones pequeñas que ocurren en el consumo energético, en especial en períodos de tiempo que se obtuvieron las variaciones abruptas en la demanda. Aunque, la mayor robustez se dio en el modelo XGBoost, pero en jornadas anómalas, lo que la hace una alternativa confiable para tiempos de predicción superiores. Por lo tanto, la elección del modelo está dada por las predicciones deseadas y el tiempo de evaluación establecido.

Los esquemas de tarificación implementados en Python, el contraste entre TOU y RTP se evidencia que la estructura tarifaria incide en el costo final del consumo energético, inclusive cuando el consumo se mantiene inalterable. Por ejemplo, se observó que TOU proporciona mayor predictibilidad al consumidor; mientras que RTP representa de manera más precisa las condiciones reales de la demanda en tiempo real, lo que puede derivar en costos incrementados o disminuidos en un día específico.

Conclusiones.

- La evaluación técnica y energética realizada en la zona residencial de Bellavista fue determinante para el desarrollo y validación del presente estudio. De esta manera, se estableció que la demanda energética está fuertemente condicionada, en gran medida, por las condiciones climáticas de Guayaquil, sobre todo por el uso intensivo de aire acondicionado casi todo el año. Asimismo, quedó demostrado, que el esquema tarifario residencial en Ecuador no contempla las variaciones horarias, con lo que se restringe la capacidad del cliente de modificar su comportamiento energético en función del precio. Por lo tanto, el despliegue de la infraestructura AMI se justifica para mejorar la accesibilidad de los datos y crear un modelo tarifario base.
- El modelo propuesto demostró que implementar una red AMI con algoritmos de aprendizaje automático en Python, se logra una predicción de demanda energética en tiempo real. Tanto XGBoost como LSTM lograron aprender patrones temporales y la influencia de variables climáticas, siendo LSTM con el mejor desempeño de predicción a corto plazo. Esto demuestra que la aplicación de los métodos de Machine Learning mejoran la predicción sobre la demanda energética y, por lo tanto, facilitar modelos de establecimiento de precios dinámicos.
- La simulación comparativa entre los esquemas TOU y RTP demostró que la estructura tarifaria impacta en el costo final que paga el usuario, aun cuando el perfil de consumo base sea el mismo. El esquema RTP fue más sensible a cambios horarios de demanda, pero el esquema TOU proporcionó mayor estabilidad y predictibilidad. Los resultados obtenidos permiten concluir que la combinación de predicción de demanda y señales tarifarias dinámicas puede convertirse en un mecanismo efectivo para incentivar una gestión más eficiente del consumo residencial, particularmente en contextos urbanos con alta variabilidad térmica como Guayaquil.

Recomendaciones.

- Incluir datos reales de los medidores inteligentes de CNEL EP en zonas residenciales de Guayaquil, siempre que la data se encuentre disponible. Con esto se lograría comprobar la hipótesis planteada en el levantamiento del trabajo de integración curricular, además los parámetros serán adaptables en este modelado bajo condiciones reales, y con esto se reforzaría la aplicación del sistema propuesto.
- Aplicar modelos híbridos que integren métodos estadísticos clásicos con aprendizaje automático, con esto se evaluarían arquitecturas complejas para lograr una predicción en tiempos más largos. Esto haría que el sistema propuesto sea más robusto ante cambios repentinos en el comportamiento de la demanda energética.
- Expandir el análisis para incluir respuestas activas de la demanda energética para que los clientes puedan ajustar el consumo con base al precio base recibidos a través de la red AMI. Con esto se lograría medir no solo el impacto económico del esquema tarifario, sino también el efecto en la reducción de picos de demanda y eficiencia del sistema eléctrico.

Bibliografía

- Abdullah, A. A., El-den, B. M., Abo-Al-Ez, K. M., & Hassan, T. M. (2023). Security Management for an Advanced Metering Infrastructure (AMI) System of Smart Electrical Grids. *Applied Sciences*, 13(15), 8990. <https://doi.org/10.3390/app13158990>
- Ajiboye, P. O., Agyekum, K. O.-B. O., & Frimpong, E. A. (2024). Privacy and security of advanced metering infrastructure (AMI) data and network: A comprehensive review. *Journal of Engineering and Applied Science*, 71(1), 91. <https://doi.org/10.1186/s44147-024-00422-w>
- Dey, A., Chakraborty, B., Dalai, S., & Bhattacharya, K. (2022). Insights and New Practices for Advanced Metering Infrastructure and Smart Energy Metering Framework in Smart Grid- A Case Study. *2022 IEEE Calcutta Conference (CALCON)*, 323–326. <https://doi.org/10.1109/CALCON56258.2022.10060514>
- Dincer, I., & Abu-Rayash, A. (2020). Energy sources. En *Energy Sustainability* (pp. 19–58). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-819556-7.00002-4>
- Donnelly, W., Keifer, P., Minor, R., Muthukumaran, U., Parolek, B., Tuck, B., Ibrahim, M. I., & Fouda, M. M. (2023). A Review of Privacy-preserving and Efficient Data Collection and Aggregation in Smart Grids. *2023 11th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, 326–332. <https://doi.org/10.1109/ICoICT58202.2023.10262531>
- Evans, A., Strezov, V., & Evans, T. J. (2024). Sustainability in Power Generation Technologies. En *Encyclopedia of Sustainable Technologies* (pp. 1–8). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-90386-8.00013-9>
- Guanoquiza C., S. N., & Ruíz M., M. G. (2024). Diseño de una red de comunicación para AMI basado en la optimización de radio enlaces.

Revista Ingenio global, 3(2), 138–156.
<https://doi.org/10.62943/rig.v3n2.2024.122>

Guo, H., Ding, Q., Song, Y., Tang, H., Wang, L., & Zhao, J. (2020). Predicting Temperature of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Deep Neural Network. *Energies*, 13(18), 4782.
<https://doi.org/10.3390/en13184782>

Huang, C., Sun, C.-C., Duan, N., Jiang, Y., Applegate, C., Barnes, P. D., & Stewart, E. (2022). Smart Meter Pinging and Reading Through AMI Two-Way Communication Networks to Monitor Grid Edge Devices and DERs. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 13(5), 4144–4153.
<https://doi.org/10.1109/TSG.2021.3133952>

Khare, C. J., Verma, H. K., & Khare, V. (2021). Optimal power generation and power flow control using artificial intelligence techniques. En *Renewable Energy Systems* (pp. 607–631). Elsevier.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820004-9.00028-0>

Lara, J., Samper, M., & Colomé, G. (2024). Predicción a corto plazo de sistemas de medición inteligentes mediante arquitecturas de aprendizaje profundo multivariable y multipaso. *Revista Técnica “energía”*, 21(1), 153–164.
<https://doi.org/10.37116/revistaenergia.v21.n1.2024.652>

Melo Cárdenas, R. S., Rodríguez Umaña, L. A., Martínez Baquero, J. E., & Baquero Álvarez, N. (2025). Prototipo de sistema automatizado para lectura y control de medidores de energía inteligentes. *REVISTA COLOMBIANA DE TECNOLOGIAS DE AVANZADA (RCTA)*, 1(45), 57–65. <https://doi.org/10.24054/rcta.v1i45.3091>

Merino, L., Leyva, M., Inga, E., & Díaz, J. (2022). Medición inteligente de energía eléctrica considerando agrupación de clientes según demanda de energía y mínimo costo en recursos de comunicación. *Revista Conectividad*, 3(1), 33–48.
<https://doi.org/10.37431/conectividad.v3i1.30>

- Merino Villegas, L., & Inga Ortega, E. M. (2022). Estudio de minimización de recursos para una infraestructura de medición inteligente de energía eléctrica. *Investigación Tecnológica IST Central Técnico*, 4(1). <https://doi.org/10.70998/itistct.v4i1.141>
- Mhlanga, D. (2023). Artificial Intelligence and Machine Learning for Energy Consumption and Production in Emerging Markets: A Review. *Energies*, 16(2), 745. <https://doi.org/10.3390/en16020745>
- Muñoz C., B. G., Trujillo R., D. F., & Morales T., Y. (2024). Estado del arte de Contadores Bidimensionales utilizados para la Implementación de Sistemas Fotovoltaicos conectados a la Red. *Bastcorp International Journal*, 3(2), 5–19. <https://doi.org/10.62943/bij.v3n2.2024.87>
- Muñoz Chinguercela, B. G., Trujillo Ronquillo, D. F., & Morales Tamayo, Y. (2024). Estado del arte de Contadores Bidimensionales utilizados para la Implementación de Sistemas Fotovoltaicos conectados a la Red. *Bastcorp International Journal*, 3(2), 5–19. <https://doi.org/10.62943/bij.v3n2.2024.87>
- Olivarría González, M. D. C., Gutiérrez Rochin, B., Llamas Domínguez, J. A., & Carrillo Colado, A. (2023). Redes eléctricas inteligentes en México. *Revista Digital de Tecnologías Informáticas y Sistemas*, 7(1), 145–152. <https://doi.org/10.61530/redtis.vol7.n1.2023.182.145-152>
- Otiniano A., E. E., Bazan D., L. S., & Uceda M., P. J. (2021). Optimization of electrical energy meter readings through a web system. *2021 IEEE XXVIII International Conference on Electronics, Electrical Engineering and Computing (INTERCON)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/INTERCON52678.2021.9532885>
- Pabon P., F., & Inga O., E. (2015). State of Art, Meter Data Management System using Compressed Sensing for AMI based on Wavelet. *IEEE Latin America Transactions*, 13(12), 3774–3780. <https://doi.org/10.1109/TLA.2015.7404907>

- Panchal, R. D. (2021). *Single Line Diagram of AC Power Transmission*.
<https://www.myelectrical2015.com/2021/02/ac-power-transmission-systems-single.html>
- Pettersen, J., Steeneveldt, R., Grainger, D., Scott, T., Holst, L., & Hamborg, E. S. (2022). Blue hydrogen must be done properly. *Energy Science & Engineering*, 10(9), 3220–3236. <https://doi.org/10.1002/ese3.1232>
- Prabhakar, G., & S, K. (2024). Secured IoT-Based Neighborhood Area Network for Real-Time Energy Data Management in Smart Grids. *2024 Second International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ICETITE)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ic-ETITE58242.2024.10493344>
- Rojas C., J., Otavo V., Y. E., & Felipe G., J. (2020). Estudio y diseño de módulo de transmisión autónoma de lectura de contadores de energía eléctrica integrado a IoT. *Revista Ontare*, 8, 125–149. <https://doi.org/10.21158/23823399.v8.n0.2020.2735>
- Rüstemli, S., Kocaman, Y., Kocaman, B., Şahin, G., & Van Sark, W. (2025). The effect of using automatic meter reading system in electricity distribution systems on reducing non-technical losses: The case of Bitlis province in Turkey. *Energy Strategy Reviews*, 58, 101674. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2025.101674>
- Selseleh J., M., & Romeral M., J. L. (2023). *Intelligent secondary control for energy management in a micro-grid by using multi-agent system* [Universitat Politècnica de Catalunya]. <https://doi.org/10.5821/dissertation-2117-402147>
- Serrano Guerrero, J. X. (2020). *Caracterización de la demanda de energía mediante patrones estocásticos en las Redes Eléctricas Inteligentes* [Universitat Politècnica de València]. <https://doi.org/10.4995/Thesis/10251/153810>
- Tapia Chica, C. S., Morales Jadán, D. X., & Sánchez Sarmiento, M. P. (2024). Análisis de vulnerabilidades en medidores inteligentes y

concentradores AMI: Implicaciones de ciberseguridad y estrategias de protección. *Religación*, 10(44), e2501311. <https://doi.org/10.46652/rgn.v10i44.1311>

Tipán Chinchero, C. A. (2024). *Desarrollo de una herramienta computacional para la determinación de la ubicación óptima de transformadores de distribución aplicando clustering y árbol de expansión mínima*. [masterThesis, Quito : EPN, 2024.]. <https://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/25282>

Valencia Bacilio, M. N., & García Gruezo, R. A. (2024). Impacto de la Tecnología de Medición entre Medidores Tradicionales e Inteligentes en el Sector urbano del cantón Esmeraldas. *Reincisol.*, 3(6), 427–544. [https://doi.org/10.59282/reincisol.V3\(6\)427-544](https://doi.org/10.59282/reincisol.V3(6)427-544)

Veloso, A. F. D. S., Júnior, J. V. R., Rabelo, R. D. A. L., & Silveira, J. D. (2021). HyDSMaaS: A Hybrid Communication Infrastructure with LoRaWAN and LoraMesh for the Demand Side Management as a Service. *Future Internet*, 13(11), 271. <https://doi.org/10.3390/fi13110271>

Vesterberg, M., Zhou, W., & Lundgren, T. (2021). Wind of change: Small-scale electricity production and distribution-grid efficiency in Sweden. *Utilities Policy*, 69, 101175. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2021.101175>

Voldsund, M., Reyes-Lúa, A., Fu, C., Ditaranto, M., Nekså, P., Mazzetti, M. J., Brekke, O., Bindingsbø, A. U., Grainger, D., & Pettersen, J. (2023). Low carbon power generation for offshore oil and gas production. *Energy Conversion and Management: X*, 17, 100347. <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2023.100347>

Zarco-Soto, Fco. J., Martínez-Ramos, J. L., & Zarco-Periñán, P. J. (2021). Voltage control in active distribution networks. En *Power Quality in Modern Power Systems* (pp. 193–217). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-823346-7.00003-7>



Presidencia
de la República
del Ecuador



Plan Nacional
de Ciencia, Tecnología,
Innovación y Saberes



SENESCYT
Secretaría Nacional de Educación Superior,
Ciencia, Tecnología e Innovación

DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Yo, **Espinoza Alvarado, Jhonny Javier** con C.C: # 092235480-3 autor del Trabajo de Titulación: **Análisis predictivo de consumo y tarificación dinámica de energía eléctrica mediante simulación de red AMI y Máquinas de Aprendizaje para el sector residencial** previo a la obtención del título de **INGENIERO EN ELECTRICIDAD** en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.

1.- Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las instituciones de educación superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de titulación para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.

2.- Autorizo a la SENESCYT a tener una copia del referido trabajo de titulación, con el propósito de generar un repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Guayaquil, 04 de marzo del 2026

f. Jhonny Espinoza

Nombre: Espinoza Alvarado, Jhonny Javier

C.C: 092235480-3



Presidencia
de la República
del Ecuador



Plan Nacional
de Ciencia, Tecnología,
Innovación y Saberes



SENESCYT
Secretaría Nacional de Educación Superior,
Ciencia, Tecnología e Innovación

REPOSITORIO NACIONAL EN CIENCIA Y TECNOLOGÍA

FICHA DE REGISTRO DE TESIS/TRABAJO DE TITULACIÓN

TÍTULO Y SUBTÍTULO:	Análisis predictivo de consumo y tarificación dinámica de energía eléctrica mediante simulación de red AMI y Máquinas de Aprendizaje para el sector residencial		
AUTOR(ES)	Espinoza Alvarado, Jhonny Javier		
REVISOR(ES)/TUTOR(ES)	Ms. C. Bohórquez Escobar, Celso Bayardo. Ph. D.		
INSTITUCIÓN:	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil		
FACULTAD:	Facultad de Educación Técnica para el Desarrollo		
CARRERA:	Ingeniería en Electricidad		
TITULO OBTENIDO:	Ingeniero en Electricidad		
FECHA DE PUBLICACIÓN:	04 de marzo del 2026	No. DE PÁGINAS:	86
ÁREAS TEMÁTICAS:	Sistemas Eléctricos de Potencia, Distribución Eléctrica y Sistemas de Medición Inteligente		
PALABRAS CLAVES/ KEYWORDS:	Predictivo, Tarificación, Máquinas de Aprendizaje, Generación Eléctrica, Sistemas de Medición Inteligente.		
RESUMEN/ABSTRACT (150-250 palabras):	<p>El presente documento se desarrolla el trabajo de integración curricular “Análisis predictivo de consumo y tarificación dinámica de energía eléctrica mediante simulación de red AMI y Máquinas de Aprendizaje para el sector residencial”. En el capítulo 1, se describen los antecedentes de la investigación, la definición del problema, el objetivo general, los objetivos específicos y la metodología de investigación utilizada. En el capítulo 2, se describieron los fundamentos teóricos de generación eléctrica, así como, los sistemas eléctricos de potencia, infraestructura de medición inteligente (AMI), aprendizaje automático, las herramientas de simulación disponibles en la ingeniería y el levantamiento del proyecto, incluyendo el análisis del consumo energético y del esquema tarifario. En el capítulo 4, se desarrolló el modelo de simulación del sistema sobre Python usando el IDE Visual Studio Code, en la se emuló una red AMI. En el capítulo 5, se presentaron los resultados obtenidos con su respectiva discusión de resultados de los modelos predictivos, en especial LSTM, que fue la estimación con el mejor valor de demanda. De esta manera, la comparativa entre los modelos tarifarios TOU y RTP demostró como influyen directamente en el costo del cliente. Finalmente, se presentan las conclusiones y recomendaciones.</p>		
ADJUNTO PDF:	<input checked="" type="checkbox"/> SI	<input type="checkbox"/> NO	
CONTACTO CON AUTOR/ES:	Teléfono: +593 99 341 31963	E-mail:	
CONTACTO CON LA INSTITUCIÓN: COORDINADOR DEL PROCESO DE UTE	Nombre: Ubilla González, Ricardo Xavier		
	Teléfono: +593 99 952 8515		
	E-mail: ricardo.ubilla@cu.ucsg.edu.ec		
SECCIÓN PARA USO DE BIBLIOTECA			
Nº. DE REGISTRO (en base a datos):			
Nº. DE CLASIFICACIÓN:			
DIRECCIÓN URL (tesis en la web):			