



UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, VINCULACIÓN Y POSGRADO DIRECCIÓN DE POSGRADO

Desarrollo de un software simulador basado en modelos matemáticos y machine learning para analizar y optimizar redes híbridas de energía renovable en centros educativos rurales del cantón Riobamba

Trabajo de Titulación para optar al título de
Magíster en Matemática Aplicada con mención en Matemática Computacional

AUTORA:

Ing. María Rebeca Tenenaula Cunduri

TUTOR:

Ing. Alvaro Gabriel Benítez Bravo Ms. C.

Riobamba, Ecuador.

2026

DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y CESIÓN DE DERECHOS

Yo, María Rebeca Tenenaula Cunduri, con número único de identificación 0603669565, declaro y acepto ser responsable de las ideas, doctrinas, resultados y lineamientos alternativos realizados en el presente trabajo de titulación denominado: “**Desarrollo de un software simulador basado en modelos matemáticos y machine learning para analizar y optimizar redes híbridas de energía renovable en centros educativos rurales del cantón Riobamba**” previo a la obtención del grado de Magíster en Matemática Aplicada con mención en Matemática Computacional.

Declaro que mi trabajo investigativo pertenece al patrimonio de la Universidad Nacional de Chimborazo de conformidad con lo establecido en el artículo 20 literal j) de la Ley Orgánica de Educación Superior LOES.

Autorizo a la Universidad Nacional de Chimborazo que pueda hacer uso del referido trabajo de titulación y a difundirlo como estime conveniente por cualquier medio conocido, y para que sea integrado en formato digital al Sistema de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor, dando cumplimiento de esta manera a lo estipulado en el artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior LOES.

Riobamba, 13 de octubre 2025



Ing. María Rebeca Tenenaula Cunduri

N.U.I. 0603669565

ACTA DE CULMINACIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

En la ciudad de Riobamba a los 12 días del mes de enero del año 2026, los miembros del Tribunal designado por la Comisión de Posgrado de la Universidad Nacional de Chimborazo, reunidos con el propósito de analizar y evaluar el Trabajo de Titulación bajo la modalidad Proyecto de titulación con componente investigación aplicada y/o desarrollo,

CERTIFICAMOS lo siguiente:

Que, una vez revisado el trabajo titulado: “DESARROLLO DE UN SOFTWARE SIMULADOR BASADO EN MODELOS MATEMÁTICOS Y MACHINE LEARNING PARA ANALIZAR Y OPTIMIZAR REDES HÍBRIDAS DE ENERGÍA RENOVABLE EN CENTROS EDUCATIVOS RURALES DEL CANTÓN RIOBAMBA”, perteneciente a la línea de investigación: INGENIERÍA INFORMÁTICA, presentado por la maestrante TENENAUZA CUNDURI, MARIA REBECA, portador de la cédula de ciudadanía No. 0603669565 estudiante del programa de Maestría en MATEMÁTICA APLICADA CON MENCIÓN EN MATEMÁTICA COMPUTACIONAL, se ha verificado que dicho trabajo cumple al 100% con los parámetros establecidos por la Dirección de Posgrado de la Universidad Nacional de Chimborazo.

Es todo cuanto podemos certificar, en honor a la verdad y para los fines pertinentes.

Atentamente,



Firmado electrónicamente por:
**ALVARO GABRIEL
BENITEZ BRAVO**
Validar únicamente con FirmaEC



Firmado electrónicamente por:
**CIRO DIEGO
RADICELLI GARCIA**
Validar únicamente con FirmaEC



Firmado electrónicamente por:
**PAOLA GABRIELA
VINUEZA NARANJO**
Validar únicamente con FirmaEC

Ing. Alvaro Gabriel Benítez Bravo Ms. C.

TUTOR

Ing. Ciro Diego Radicelli García PhD

MIEMBRO DEL TRIBUNAL 1

Ing. Paola Gabriela Vinueza Naranjo PhD.

MIEMBRO DEL TRIBUNAL 2



Dirección de
Posgrado
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN,
VINCULACIÓN Y POSGRADO



Riobamba, 23 de enero del 2026

C E R T I F I C A D O

De mi consideración:

Yo, Álvaro Gabriel Benítez Bravo, certifico que María Rebeca Tenenaula Cunduri, con cédula de identidad No. 0603669565 estudiante del programa de Maestría Matemática Aplicada con mención en Matemática Computacional, cohorte III presentó su trabajo de titulación bajo la modalidad de Proyecto de titulación con componente de investigación aplicada/desarrollo denominado: **MAESTRIA EN MATEMATICA APlicADA CON MENCION EN MATEMATICA COMPUTACIONAL**, el mismo que fue sometido al sistema de verificación de similitud de contenido COMPILATION identificando el porcentaje del 5% en el texto .

Es todo en cuanto puedo certificar en honor a la verdad.

Atentamente,



Ing. Alvaro Gabriel Benitez Bravo PhD.

CI: 0603437633

Adj.-

- Resultado del análisis de similitud(Compilation)

DEDICATORIA

A mis padres, quienes con su amor, paciencia y ejemplo de esfuerzo me enseñaron el valor del trabajo y la perseverancia. Gracias por ser mi motivación constante y por brindarme siempre su apoyo incondicional en cada etapa de mi vida académica y personal.

Dedico también este logro a mi familia, quienes con palabras de aliento y compañía hicieron más llevadero este camino. Su confianza en mí ha sido una fuente de inspiración para culminar este importante objetivo.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por darme la vida, la salud y la fortaleza necesarias para avanzar en este camino académico. Extiendo también mi gratitud a la Universidad Nacional de Chimborazo por brindarme una formación de calidad y por su compromiso con la excelencia profesional e investigativa.

De manera especial, agradezco a mí tutor Alvaro Benítez Bravo por su guía y acompañamiento constante, por su apoyo y motivación incondicional, y a todas las personas que, de una u otra manera, aportaron para que este proyecto pudiera llegar a su culminación con éxito.

ÍNDICE GENERAL

INTRODUCCIÓN	16
CAPITULO I	17
GENERALIDADES	17
1.1 Planteamiento del problema.....	17
1.2 Justificación de la investigación	18
1.3 Objetivos	19
1.3.1 Objetivo General.....	19
1.3.2 Objetivos Específicos.....	19
1.4 Hipótesis	19
1.5 Preguntas de investigación.....	20
CAPITULO II	21
ESTADO DEL ARTE Y LA PRÁCTICA	21
2.1 Antecedentes Investigativos.....	21
2.2 Fundamentos Legales.....	26
2.3 Fundamentos Teóricos	29
2.3.1 Simulador híbrido (solar-eólico) para centros educativos rurales	30
2.3.2 Modelado matemático generación y almacenamiento.....	31
2.3.3 Modelo almacenamiento en baterías.....	34
2.4 Modelo de Balance energético.....	36
2.5 Análisis estadístico de la muestra	36

2.6 Predicción de generación y consumo con ML.....	38
2.6.1 Random Forest (bosques aleatorios).....	38
2.6.2 Redes neuronales (ANN/RNN).....	38
2.7 Optimización del diseño híbrido	39
2.7.1 Programación Lineal Entrera Mixta:	39
2.7.1 Algoritmos Genéticos u otros metaheurísticos	40
CAPITULO III.....	40
DISEÑO METODOLÓGICO.....	40
3.1 Enfoque de la investigación	40
3.2 Diseño de la investigación	41
3.3 Tipo de investigación	41
3.3.1 Enfoque cuantitativo	41
3.3.2 Enfoque no experimental	42
3.3.3 Diseño transversal correlacional	42
3.4 Nivel de investigación.....	42
3.4.1 Nivel Predictivo	42
3.4.2 Nivel Descriptivo	43
3.4.3 Nivel Explicativo	43
3.5 Técnicas e instrumentos de recolección de datos	43
3.6 Técnicas para el procesamiento e interpretación de los datos	44
3.7 Población y muestra.....	44

3.7.1 Población.....	44
3.7.2 Tamaño de la muestra	44
3.8 Simulación	46
CAPITULO IV.....	47
ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS	47
4.1 Análisis descriptivo de resultados.....	47
4.1.1 Análisis de simulador.....	47
4.1.2 Resumen y patrones generales	60
4.1.3 Eficiencia técnica y balance generación/consumo.....	61
4.1.4 Economía y sostenibilidad	61
4.1.5 Dimensionamiento de baterías y confiabilidad.....	62
4.1.6 Observaciones por institución (síntesis práctica).....	63
4.1.7 Hallazgos clave de comparación energía consumida vs energía generada.	64
4.1.8 Interpretación técnica e implicaciones.....	65
4.1.9 Limitaciones y supuestos a considerar.....	65
4.1.10 Recomendaciones prácticas (inmediatas)	66
4.1.11 Siguientes análisis recomendados (para validar decisiones).....	67
4.2 Análisis estadístico práctico.....	67
4.2.1 Evaluación general del desempeño	68
4.2.2 Interpretación técnica.....	68
4.3 Análisis de variables, coeficientes y significancia	69

4.3.1 Correlaciones más significativas.....	70
4.3.2 Correlaciones altas y medias relevantes	71
4.4 Discusión de los resultados	72
CAPITULO V	74
MARCO PROPOSITIVO	74
5.1 Propuesta.....	74
5.2 Impacto esperado de la propuesta	75
5.2.1 Social y educativo	75
5.2.2 Económico	75
5.2.3 Ambiental.....	76
5.2.4 Técnico / Operativo.....	76
5.2.5 Científico / de conocimiento.....	77
5.3 Estrategias	77
5.3.1 Recolección y mejora de datos	77
5.3.2 Despliegue piloto y validación.....	78
5.3.3 Implementación técnica del software.....	78
5.3.4 Modelo ML y gobernanza de modelos	79
5.3.5 Optimización y análisis de escenarios	80
5.3.6 Capacitación y apropiación local	80
5.3.7 Financiamiento y sostenibilidad económica	80
5.3.8 Mantenimiento y escalamiento	80

5.3.9 Monitoreo y evaluación	81
5.4 Relevancia académica y profesional	81
5.4.1 Académica.....	81
CONCLUSIONES	82
RECOMENDACIONES.....	83
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	84
ANEXOS	88

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-4 Página de inicio	47
Figura 2-4 Pagina de instrucciones	48
Figura 3-4: Ingreso de datos de longitud y latitud para el área a calcular	49
Figura 4-4: Área de implementación de sistema.....	50
Figura 5-4 Calculadora de consumo energético.....	51
Figura 6-4 Agregar Equipos.....	52
Figura 7-4 Flujo completo del módulo de presupuesto y validación.....	53
Figura 8-4 Resultados finales del simulador con el "Sistema Híbrido Calculado"	54
Figura 9-4 Catálogos detallados de equipos recomendados por el simulador	55
Figura 10-4 Análisis visual detallado de cada sistema energético	56
Figura 11-4 Análisis económico-financiero completo del sistema híbrido.....	57
Figura 13-4 Comparación energía consumida vs energía generada	63

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1-2- Matriz de fundamentos legales.....	27
Tabla 2-4 Resultados de las simulaciones realizadas con cinco instituciones educativas rurales adicionales para validar el simulador.....	59
Tabla 3-4 Resumen Patrones Generales.....	60
Tabla 4-4 Matriz de consumo	64
Tabla 5-4 Diferencia en el rendimiento de los modelos probados	68
Tabla 6-4 Análisis de variables, coeficientes y significancia.....	70

RESUMEN

La presente investigación tuvo como objetivo desarrollar un software simulador basado en modelos matemáticos y técnicas de *machine learning* para analizar y optimizar redes híbridas de energía renovable en centros educativos rurales del cantón Riobamba. La problemática identificada se relaciona con el limitado acceso a energía confiable en zonas rurales y la ausencia de herramientas accesibles que permitan planificar sistemas energéticos autosuficientes.

El simulador integra ecuaciones diferenciales y métodos numéricos para modelar la generación, almacenamiento y consumo energético; además, incorpora algoritmos de predicción como *Random Forest*, *Gradient Boosting*, *XGBoost* y redes neuronales para estimar la producción solar/eólica y el consumo eléctrico. También se desarrolló un módulo de optimización mediante programación lineal y algoritmos genéticos, orientado a minimizar costos y maximizar la eficiencia.

Los resultados mostraron que las redes híbridas solares-eólicas modeladas alcanzan entre un 68% y 82% de autosuficiencia energética, con ahorros de hasta un 40% en comparación con el consumo eléctrico tradicional. El modelo *Random Forest* obtuvo el mejor desempeño predictivo, con un R^2 de 0.936, mostrando robustez frente a datos climáticos ruidosos en entornos de altura.

El simulador constituye una herramienta útil para la planificación energética en zonas rurales, contribuyendo a la sostenibilidad, la reducción de costos y la mitigación del impacto ambiental.

PALABRAS CLAVE: Random forest, matemática computacional, machine learning, eficiencia energética.

ABSTRACT

This research aimed to develop simulation software based on mathematical models and machine learning techniques to analyze and optimize hybrid renewable energy networks in rural schools in the canton of Riobamba. The identified problem concerns limited access to reliable energy in rural areas and the lack of accessible tools for planning self-sufficient energy systems. The simulator integrates differential equations and numerical methods to model energy generation, storage, and consumption; it also incorporates prediction algorithms such as Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost, and neural networks to estimate solar/wind production and electricity consumption. An optimization module using linear programming and genetic algorithms was also developed to minimize costs and maximize efficiency. The results showed that the modeled solar-wind hybrid grids achieved energy self-sufficiency of 68%-82%, with savings of up to 40% compared to traditional electricity consumption. The Random Forest model achieved the best predictive performance, with an R^2 of 0.936, demonstrating robustness to noisy climate data in high-altitude environments. The simulator is a useful tool for energy planning in rural areas, contributing to sustainability, cost reduction, and mitigating environmental impacts.

Keywords: Random forest, computational mathematics, machine learning, energy efficiency.



Reviewed by:

Mgs. Jessica María Guaranga Lema
ENGLISH PROFESSOR
C.C. 0606012607

INTRODUCCIÓN

El acceso a una energía confiable y sostenible constituye un desafío recurrente en las zonas rurales, especialmente en instituciones educativas que requieren garantizar el funcionamiento continuo de sus actividades. En el cantón Riobamba, como en gran parte de las áreas rurales del país, las limitaciones de infraestructura eléctrica, los altos costos de extensión de redes y la falta de planificación energética contextualizada han generado dificultades para asegurar la autosuficiencia energética de los centros educativos.

Frente a esta problemática, el uso de energías renovables, particularmente la solar y la eólica, se presenta como una alternativa viable para suplir las necesidades energéticas, reducir costos a largo plazo y mitigar el impacto ambiental. Sin embargo, el diseño e implementación de redes híbridas requiere herramientas especializadas que permitan simular escenarios, evaluar la factibilidad técnica y económica.

En este contexto, la presente investigación tiene como propósito el desarrollo de un software simulador basado en modelos matemáticos y técnicas de *machine learning*, que posibilite analizar y optimizar redes híbridas de energía renovable en centros educativos rurales del cantón Riobamba. Dicho simulador integra ecuaciones diferenciales para modelar el comportamiento del sistema energético, algoritmos de predicción para estimar la generación y el consumo, y un módulo de optimización para configuraciones costo-efectivas.

El aporte fundamental de este trabajo radica en proveer una herramienta accesible y contextualizada que facilite la planificación energética en entornos rurales, de esta manera, se contribuye no solo a mejorar la eficiencia y la confiabilidad del suministro eléctrico en instituciones educativas, sino también a promover el desarrollo sostenible, la reducción de emisiones contaminantes y el fortalecimiento de la equidad social en comunidades que históricamente han enfrentado limitaciones en el acceso a servicios básicos.

CAPITULO I

GENERALIDADES

1.1 Planteamiento del problema

En las zonas rurales del cantón Riobamba, el acceso a una fuente de energía confiable y continua sigue siendo un desafío significativo; las instituciones educativas de estas comunidades suelen depender de redes eléctricas inestables o inexistentes, lo que limita el desarrollo de actividades académicas y tecnológicas. Esta situación afecta la calidad educativa y las oportunidades de progreso social y económico de las poblaciones rurales.

Aunque existen tecnologías de energías renovables —como la solar y la eólica— que podrían ofrecer soluciones sostenibles, su implementación óptima requiere un diseño adecuado de sistemas híbridos que integren diferentes fuentes energéticas, almacenamiento y consumo. Sin embargo, actualmente se carece de herramientas accesibles y contextualizadas que permitan simular, analizar y optimizar este tipo de redes energéticas de manera precisa y adaptada a las condiciones locales.

A esto se suma la ausencia de modelos matemáticos aplicados a contextos rurales que consideren las particularidades climáticas y geográficas del Canton Riobamba, así como la limitada integración de técnicas de machine learning para predecir la generación y el consumo energético. La falta de estas herramientas dificulta la toma de decisiones informadas en la planificación y dimensionamiento de sistemas energéticos renovables.

Por lo tanto, surge la necesidad de desarrollar un software simulador que integre modelos matemáticos y algoritmos de machine learning para analizar y optimizar redes híbridas de energía renovable en centros educativos rurales del cantón Riobamba. Esta herramienta permitirá estimar la producción energética, el consumo, los costos y la eficiencia del sistema, apoyando la planificación energética sostenible en contextos rurales.

1.2 Justificación de la investigación

El desarrollo de sistemas energéticos sostenibles constituye una necesidad prioritaria en los sectores rurales del Ecuador, donde el acceso a energía confiable y asequible continúa siendo limitado. En particular, los centros educativos rurales del cantón Riobamba enfrentan deficiencias en el suministro eléctrico que afectan el normal desarrollo de sus actividades académicas, administrativas y tecnológicas. Esta realidad genera desigualdades en el acceso a la educación de calidad y limita la posibilidad de incorporar herramientas digitales o laboratorios que requieren energía continua.

La implementación de redes híbridas de energía renovable (solar y eólica) representa una alternativa viable para garantizar el suministro energético en estos entornos. Sin embargo, su diseño óptimo requiere un análisis técnico complejo que integre factores como disponibilidad de recursos naturales, capacidad de almacenamiento, costos, eficiencia y proyección de consumo. En la actualidad, no existen herramientas informáticas accesibles que permitan realizar este tipo de análisis de manera integral, adaptadas al contexto geográfico y socioeconómico local.

Por ello, la presente investigación propone el desarrollo de un software simulador basado en modelos matemáticos y técnicas de machine learning que permita analizar y optimizar redes híbridas de energía renovable en centros educativos rurales del cantón Riobamba. Este simulador facilitará la planificación energética sostenible, permitiendo estimar la generación, consumo y costos, así como optimizar la configuración de los sistemas para maximizar su eficiencia y rentabilidad.

El aporte científico de esta investigación radica en la integración de modelos matemáticos y algoritmos de inteligencia artificial para el análisis energético, generando una herramienta novedosa y de gran utilidad práctica. A nivel social, contribuirá al fortalecimiento de la educación rural, promoviendo la equidad energética y el uso responsable

de los recursos naturales. Finalmente, desde una perspectiva ambiental, la optimización de sistemas renovables permitirá reducir la dependencia de fuentes fósiles y disminuir las emisiones de dióxido de carbono, alineándose con los objetivos nacionales e internacionales de sostenibilidad energética.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Desarrollar un software simulador basado en modelos matemáticos y machine learning para analizar y optimizar redes híbridas de energía renovable en centros educativos rurales del cantón Riobamba.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Modelar redes híbridas de energía renovable utilizando ecuaciones diferenciales y métodos numéricos para representar generación, almacenamiento, y consumo energético.
- Desarrollar algoritmos de predicción usando machine learning para estimar la generación energética (solar y/o eólica) y el consumo de los centros educativos.
- Implementar un módulo de optimización, basado en técnicas como algoritmos genéticos o programación lineal, para minimizar costos y maximizar eficiencia.
- Validar el simulador con datos reales o simulados de centros educativos rurales en el cantón Riobamba, evaluando su precisión y utilidad.

1.4 Hipótesis

La implementación de un software simulador basado en modelos matemáticos y técnicas de machine learning permitirá analizar y optimizar de manera precisa las redes híbridas de energía renovable (solar y eólica) en centros educativos rurales del cantón Riobamba, mejorando la eficiencia energética, reduciendo costos y aumentando la autosuficiencia energética de dichas instituciones.

1.5 Preguntas de investigación

- ¿Cómo permiten los modelos matemáticos representar de manera precisa el balance energético entre la generación solar y eólica, el almacenamiento en baterías y el consumo en los centros educativos rurales del cantón Riobamba?
- ¿Qué modelo de machine learning ofrece el mejor desempeño en la predicción de la generación y el consumo energético en contextos rurales, considerando condiciones climáticas variables y de altitud elevada?
- ¿De qué manera la incorporación de un módulo de optimización basado en programación lineal contribuye a definir configuraciones costo-efectivas que incrementen la autosuficiencia energética y reduzcan los costos operativos en los centros educativos rurales?

CAPITULO II

ESTADO DEL ARTE Y LA PRÁCTICA

En este estado del arte se revisan los avances en modelos matemáticos y técnicas de Machine Learning aplicadas al análisis energético. Entre estas, Random Forest como un método que combina muchos árboles de decisión para lograr predicciones más estables y precisas, mientras que los enfoques de Boosting construyen modelos de manera gradual, mejorando cada vez los errores del anterior. Estas herramientas permiten comprender mejor cómo se genera, almacena y consume la energía. Sin embargo, todavía es necesario adaptarlas a realidades rurales como la del cantón Riobamba, lo que motiva y orienta el propósito de esta investigación.

2.1 Antecedentes Investigativos

En los últimos años, el desarrollo de sistemas energéticos sostenibles ha cobrado gran relevancia como respuesta a los desafíos del cambio climático y al limitado acceso a energía confiable en zonas rurales. A nivel internacional, diversos estudios han demostrado la eficacia del uso de modelos matemáticos y técnicas de machine learning para el análisis y optimización de redes híbridas de energía renovable.

Abdullah, H. M., & col. (2023) en su estudio de “Modelos híbridos de machine learning y optimización de sistemas renovables”, refiere un marco de predicción basado en machine learning (CatBoost, LightGBM, XGBoost) y metaheurísticas para optimizar el dimensionamiento de sistemas híbridos de energía renovable. (Abdullah, 2023)

Así también, Basnet, manifiesta que el incremento de la demanda energética y los efectos del cambio climático han impulsado el desarrollo de sistemas híbridos de energía renovable como una alternativa sostenible a los combustibles fósiles. combinando fuentes renovables y tecnologías de almacenamiento para garantizar un suministro confiable y

eficiente, este enfoque contribuye al diseño de infraestructuras energéticas resilientes y adaptadas a diversos contextos y aplicaciones. (Basnet, 2023)

La revisión de Korovushkin, Blinov & Volochay (2025) ofrece un análisis integral de los principales desafíos y soluciones en la modelación y el control de microredes, abordando aspectos como la representación matemática de sistemas híbridos, estrategias de control para operación estable en modos isla y conectados, y futuras direcciones de investigación que incluyen enfoques avanzados para mejorar la confiabilidad y resiliencia de las microredes frente a la variabilidad de las fuentes y las demandas. (Ożadowicz, 2025)

Por su parte, Dosa, Tsegaye, Daba & Getahun (2025) presenta un estudio comparativo de herramientas de optimización y simulación para microredes híbridas, clasificando métodos de optimización (como estocásticos y multiobjetivo) y estrategias de respuesta a la demanda, enfatizando cómo parámetros de diseño como generación, almacenamiento y control de cargas influyen en el rendimiento operativo y resaltando la necesidad de integrar respuestas en tiempo real con métodos avanzados para mejorar la flexibilidad y eficiencia de estos sistemas. (Dosa, 2025)

En el contexto nacional, universidades ecuatorianas como la ESPOCH, la ESPE y la UTPL han desarrollado investigaciones enfocadas en la implementación de energías renovables en zonas rurales, evidenciando la necesidad de herramientas tecnológicas adaptadas a las condiciones geográficas y socioeconómicas del país. Sin embargo, la mayoría de estos estudios se han centrado en el análisis técnico y económico de sistemas solares o eólicos de forma independiente, sin incorporar modelos de simulación integral que integren predicción mediante inteligencia artificial, optimización matemática y evaluación de sostenibilidad energética.

Ante esta brecha, la presente investigación propone el desarrollo de un software simulador híbrido, que combine modelos matemáticos y algoritmos de machine learning para

predecir, analizar y optimizar redes energéticas rurales, contribuyendo así a la planificación sostenible y a la reducción de la desigualdad energética en el cantón Riobamba.

Tema: Desarrollo de un modelo predictivo de consumo energético en zonas rurales mediante machine learning.

Objetivo general: Desarrollar un modelo predictivo para estimar el consumo energético en comunidades rurales ecuatorianas usando algoritmos de aprendizaje automático.

Metodología: Se recopilaron datos históricos de consumo eléctrico y variables meteorológicas. Se entrenaron modelos Random Forest y XGBoost, evaluando su desempeño con métricas estadísticas (Cevallos & Tipán, 2023).

Conclusión: Podemos concluir que el modelo Random Forest obtuvo un coeficiente de determinación (R^2) de 0.93, demostrando una alta precisión para predecir la demanda energética y apoyar la planificación de proyectos renovables.

Tema: Análisis técnico-económico de sistemas fotovoltaicos en instituciones rurales de la Sierra ecuatoriana.

Objetivo general: Evaluar la factibilidad técnica y económica de implementar sistemas solares fotovoltaicos en instituciones educativas rurales del cantón Colta, provincia de Chimborazo.

Metodología: Se recopilaron datos de radiación solar y consumo energético de las escuelas. Se simuló el comportamiento del sistema utilizando HOMER Pro y análisis de costos-beneficio (Vásquez, 2021).

Conclusión: Los sistemas fotovoltaicos cubrieron entre el 60% y 80% de la demanda eléctrica, reduciendo significativamente los costos de energía y las emisiones contaminantes.

Tema: Modelado y simulación de sistemas híbridos renovables mediante software especializado.

Objetivo general: Diseñar un simulador computacional que permita analizar la eficiencia energética de sistemas híbridos solar-eólicos en zonas rurales.

Metodología: Se desarrolló un software usando Python y MATLAB, integrando ecuaciones diferenciales para el modelado energético y validando los resultados con datos experimentales (Lalwani, 2020).

Tema: Modelo para la predicción de consumo energético mediante métodos de inteligencia artificial.

Objetivo general:

Desarrollar un modelo de predicción del consumo energético utilizando métodos actuales de inteligencia artificial, como redes Transformers y redes LSTM, para mejorar la confiabilidad y precisión de las estimaciones de demanda eléctrica.

Metodología: Se emplearon datos históricos de consumo energético como series temporales, los cuales fueron procesados y analizados mediante técnicas de inteligencia artificial modernas (redes neuronales tipo LSTM y Transformers). Se realizaron comparaciones entre distintos enfoques para determinar cuál logra mejor desempeño predictivo (González Eras, 2023).

Conclusión: Los métodos basados en inteligencia artificial (Transformers y LSTM) permitieron generar modelos de predicción con mayor precisión sobre el consumo energético. Este enfoque ofrece una herramienta valiosa para anticipar la demanda eléctrica en diferentes contextos, contribuyendo a una mejor planificación energética.

Conclusión: El simulador permitió comprender los flujos de energía, optimizar la combinación de recursos y mejorar la sostenibilidad energética en comunidades rurales.

Además, se pueden referenciar los siguientes estudios a nivel nacional que aportaran al estado del arte:

El estudio de Arcos–Avilés et al. (2024) se centra en el desarrollo de un sistema de gestión energética (EMS) para una microred electro-térmica aislada ubicada en la región amazónica del Ecuador, caracterizada por limitaciones de acceso a la red eléctrica convencional y alta dependencia de recursos renovables locales. El objetivo principal de la investigación es mejorar la eficiencia operativa, la confiabilidad del suministro energético y la estabilidad del sistema ante la variabilidad inherente de la generación renovable y de la demanda eléctrica y térmica.

Desde el punto de vista metodológico, los autores implementan un Modelo de Control Predictivo (Model Predictive Control – MPC) basado en modelos matemáticos dinámicos del sistema eléctrico y térmico. La metodología integra predicción de demanda, restricciones operativas y optimización multiobjetivo, permitiendo la toma de decisiones anticipadas en tiempo real. Los resultados de simulación demuestran que el enfoque MPC reduce costos operativos, mejora el balance energético y aumenta la resiliencia del sistema, evidenciando su aplicabilidad en microredes aisladas de regiones rurales y ambientalmente sensibles. (Diego Arcos–Aviles, 2024)

Para Mariño et al. (2023) realizan un análisis óptimo de microredes renovables en las zonas de El Aromo y Villonaco, regiones estratégicas del Ecuador por su elevado potencial solar y eólico. El objetivo del estudio es identificar la configuración óptima de una microred híbrida que permita maximizar el aprovechamiento de los recursos renovables disponibles, garantizando simultáneamente viabilidad técnica, sostenibilidad ambiental y rentabilidad económica.

La metodología empleada se fundamenta en el uso del software HOMER, herramienta ampliamente validada para simulación y optimización de sistemas híbridos de energía renovable. A través de simulaciones tecnoeconómicas, los autores comparan múltiples escenarios de combinación entre generación solar, eólica, almacenamiento y respaldo,

evaluando indicadores como el costo del ciclo de vida, la confiabilidad del sistema y la reducción de emisiones. El estudio aporta resultados relevantes para la planificación energética regional y demuestra la utilidad de herramientas de simulación en la toma de decisiones estratégicas. (Mariño, 2023)

El trabajo de Andrade et al. (2024) analiza la factibilidad técnica y económica de nanorredes mediante un caso de estudio localizado en , provincia de Chimborazo, lo que le otorga un alto valor de contextualización territorial. El objetivo del estudio es evaluar la viabilidad de sistemas energéticos descentralizados como alternativa sostenible para satisfacer la demanda local, especialmente en contextos urbanos, educativos y de pequeña escala. En cuanto a la metodología, los autores aplican un enfoque de análisis tecnoeconómico basado en datos reales de consumo energético, costos de infraestructura y disponibilidad de recursos renovables. Se consideran distintos escenarios de generación distribuida y autoconsumo, evaluando indicadores de costo, eficiencia y retorno de inversión. (Andrade, 2024)

2.2 Fundamentos Legales

El marco legal ecuatoriano promueve de manera explícita el desarrollo, uso y fomento de las energías renovables como parte de su política nacional de sostenibilidad y transición energética. La Constitución de la República del Ecuador (Ecuador, Constitución de la República del Ecuador., 2008), en sus artículos 15 y 413, establece el derecho de la población a vivir en un ambiente sano y ecológicamente equilibrado, así como la obligación del Estado de promover el uso de tecnologías limpias y energías alternativas que reduzcan la contaminación.

De igual forma, el artículo 275 reconoce que el desarrollo debe garantizar la sostenibilidad ambiental, económica y social, fomentando la soberanía energética y el aprovechamiento responsable de los recursos naturales. Estas disposiciones constitucionales

constituyen la base legal que sustenta la implementación de proyectos de energías renovables en zonas rurales, especialmente en el sector educativo, donde el acceso a la energía es un factor determinante para la equidad y el desarrollo comunitario.

Complementariamente, la Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica (LOSPPEE, 2015) regula la generación y uso de energías renovables no convencionales, estableciendo incentivos para proyectos que promuevan la eficiencia y diversificación de la matriz energética nacional. A su vez, el Plan Nacional de Eficiencia Energética 2016–2035 (Minas, 2016) y (Ecuador, Código Orgánico del Ambiente, 2017) respaldan la implementación de sistemas híbridos sustentables, priorizando su aplicación en comunidades rurales y sectores estratégicos como la educación. Estas normativas impulsan la innovación tecnológica mediante el desarrollo de herramientas digitales y modelos predictivos que optimicen la gestión energética.

En este sentido, la presente investigación se enmarca en el cumplimiento de las políticas públicas nacionales y contribuye a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) como son energía asequible y no contaminante - ODS 7 (ONU, 2015) y acción por el clima ODS 13 (ONU, 2015), orientados a garantizar energía asequible, no contaminante y la acción climática, promoviendo así la sostenibilidad y el bienestar de las comunidades educativas rurales del cantón Riobamba.

Tabla 1-2- Matriz de fundamentos legales

Ley / Norma	Año	Artículo(s) relevante(s)	Contenido o propósito principal	Relación con la investigación	Impacto esperado
Constitución de la República del Ecuador	2008	Art. 15, 275 y 413	Reconoce el derecho a vivir en un ambiente sano; promueve el uso de energías limpias y sostenibles; fomenta tecnologías	Sustenta el uso de fuentes renovables y tecnologías limpias en instituciones rurales para garantizar la sostenibilidad	Promueve el desarrollo sostenible y el bienestar social a través de la energía renovable

			el desarrollo ambiental y el en el sector sustentable. acceso equitativo a educativo rural. la energía.		
Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica (LOSPEE)	2015 7	Art. 3, 4, 6 y 7	Regula la generación, transmisión, distribución y uso de energía eléctrica, incentivando el aprovechamiento de fuentes renovables no convencionales.	Brinda respaldo legal para implementar y optimizar sistemas híbridos solares y eólicos en centros educativos.	Permite integrar sistemas híbridos dentro de la red eléctrica y acceder a incentivos energéticos nacionales.
Código Orgánico del Ambiente (COA)	2017 28	Art. 19, 20 y 28	Regula la gestión ambiental y el uso responsable de los recursos naturales; fomenta tecnologías sostenibles y medidas de mitigación de emisiones.	Apoya el uso de herramientas tecnológicas (software simulador) para reducir impactos ambientales y medir emisiones de CO ₂ evitadas.	Contribuye al cumplimiento de estándares ambientales y a la reducción de la huella ecológica en las instituciones.
Plan Nacional de Eficiencia Energética 2016–2035	2016 Ejes 2 y 3		Establece estrategias para mejorar la eficiencia energética y diversificar la matriz energética mediante energías renovables.	Sirve de marco técnico y político para el desarrollo y del simulador orientado a optimizar el consumo energético rural.	Fomenta el uso racional de la energía, optimización de recursos y reducción de costos eléctricos en instituciones rurales.
Plan Nacional de Desarrollo “Toda una Vida” (SENPLADES)	2017 Objetivo 7.4		Busca garantizar la sostenibilidad ambiental y el acceso equitativo a recursos energéticos.	Respalda la aplicación de tecnologías que mejoren la calidad de vida y reduzcan la desigualdad energética.	Favorece la territorial y la inclusión energética en zonas rurales de Riobamba .
Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS)	2015 2015	ODS 7 y ODS 13	Garantizar energía asequible, segura y sostenible. ODS 13: Adoptar	Enmarca la investigación dentro de los compromisos internacionales del	Alinea el proyecto con políticas globales de sostenibilidad

Naciones Unidas	medidas urgentes contra el cambio climático.	Ecuador promover energías limpias y resiliencia climática.	para y comunitario rural.	desarrollo
------------------------	--	--	---------------------------	------------

Elaborado por: Autor

Fuente: Normativa legal vigente Ecuador

2.3 Fundamentos Teóricos

El desarrollo de sistemas híbridos de energía renovable se fundamenta en la integración de múltiples fuentes de generación, tales como la energía solar fotovoltaica y la energía eólica, con el fin de garantizar un suministro eléctrico continuo y sostenible en zonas donde el acceso a la red eléctrica convencional es limitado. Según (Koutroulis, 2025), los modelos matemáticos aplicados a este tipo de sistemas permiten representar el balance energético, considerando la generación, almacenamiento y consumo mediante ecuaciones diferenciales que describen el flujo dinámico de energía. Estos modelos son esenciales para dimensionar correctamente la capacidad de los paneles solares, aerogeneradores y bancos de baterías, optimizando la eficiencia del sistema bajo condiciones reales de irradiancia, velocidad del viento y demanda energética.

La implementación práctica de sistemas híbridos de energía solar y eólica, evaluando cómo la combinación de ambas fuentes puede satisfacer necesidades energéticas locales de manera sostenible. Aunque especialmente centrado en contextos con acceso limitado a redes convencionales, destaca el uso de datos reales de recursos renovables (radiación solar y velocidad del viento) para dimensionar componentes y prever el rendimiento y promover la importancia de integrar almacenamiento energético para garantizar continuidad del suministro frente a la intermitencia. mostrando que estos sistemas pueden reducir costos y mejorar la confiabilidad en zonas rurales o aisladas. (Angel, 2024)

De igual forma, (Lalwani, 2020) destacan que las simulaciones computacionales de sistemas híbridos posibilitan evaluar escenarios diversos y prever el comportamiento del

sistema ante variaciones climáticas o de carga, contribuyendo a una mejor planificación energética.

Por otro lado, las técnicas de aprendizaje automático (machine learning) han emergido como herramientas clave en la predicción y optimización energética, al permitir procesar grandes volúmenes de datos climáticos y operativos para identificar patrones de comportamiento. (Zhao, 2021) demostraron que los modelos basados en algoritmos como Random Forest, Gradient Boosting y XGBoost alcanzan altos niveles de precisión en la estimación de generación solar y eólica, superando los métodos tradicionales de regresión lineal. En esta línea, (González Eras, 2023) aplicaron redes neuronales LSTM y arquitecturas Transformers para mejorar la predicción del consumo energético, confirmando la relevancia del uso de inteligencia artificial en la planificación de redes híbridas.

Adicionalmente, (Cevallos & Tipán, 2023) evidenciaron que la incorporación de modelos predictivos en entornos rurales del Ecuador permite anticipar la demanda energética y optimizar el dimensionamiento de los sistemas, reduciendo costos operativos y mejorando la sostenibilidad.

Finalmente, la combinación de modelos matemáticos con técnicas de machine learning constituye la base conceptual del presente estudio. Esta integración permite analizar los sistemas energéticos desde un enfoque físico matemático y, simultáneamente, optimizar su desempeño mediante algoritmos inteligentes. De esta manera, el software propuesto busca representar de forma precisa el comportamiento de redes híbridas en centros educativos rurales, optimizando los recursos disponibles y apoyando la toma de decisiones en proyectos de electrificación sostenible.

2.3.1 Simulador híbrido (solar-eólico) para centros educativos rurales

Se describe en detalle la metodología científica y computacional para desarrollar un simulador híbrido (solar–eólico) aplicado a centros educativos rurales. El software integra

modelos matemáticos físicos y de aprendizaje automático para modelar generación, consumo y almacenamiento, y optimizar el dimensionamiento de paneles fotovoltaicos y aerogeneradores.

Los objetivos son:

- 1) modelar las redes híbridas con ecuaciones diferenciales y métodos numéricos,
- 2) prever generación y demanda con ML,
- 3) optimizar costos mediante programación matemática o metaheurísticas, y
- 4) validar los datos

El enfoque se justifica estadísticamente pese a usar solo 5 instituciones si son representativas: varianza moderada y patrones de consumo similares permiten extrapolar resultados a la población objetivo.

2.3.2 Modelado matemático generación y almacenamiento

El modelado matemático de la generación fotovoltaica constituye una herramienta fundamental para estimar, con un nivel adecuado de precisión, la potencia y la energía que puede producir un sistema solar bajo condiciones reales de operación. (Guerrero, 2023)

Este modelo se basa en la relación directa entre la irradiancia solar incidente sobre el plano de los módulos y la potencia eléctrica entregada por el arreglo fotovoltaico en un determinado instante de tiempo. (Lund, 2024)

Es decir, a través de un modelado físico para cada recurso utilizado y ecuaciones diferenciales se pueden estimar variables críticas como la potencia instantánea, la energía acumulada y las pérdidas del sistema, lo cual constituye una herramienta fundamental para el análisis, la simulación y la optimización de redes híbridas en entornos rurales.

2.3.2.1 Modelado de generación fotovoltaica

La potencia instantánea generada por el sistema se expresa mediante la ecuación:

Generación de potencia eléctrica

$$P_{PV}(t) = \eta_{PV} \cdot A_{PV} \cdot G(t)$$

Donde:

$P_{PV}(t)[\text{w}]$: Potencia generada por el arreglo en el instante t.

$\eta_{PV}[-]$: Eficiencia global del sistema fotovoltaico (incluye perdidas por temperatura, inversor, cableado)

$A_{PV}[\text{m}^2]$: Área total de paneles instalados.

$G(t)[\text{w/m}^2]$: Irradiancia solar incidente sobre el plano de los paneles en t energía en un intervalo delta T

Para determinar la energía producida en un intervalo de tiempo Δt , se integra la potencia instantánea obtenida:

$$E_{PV} = \int_{t_0}^{t_0 + \Delta t} P_{PV}(t) dt$$

Donde

E_{PV} [Wh O Kwh]: energía acumulada en el periodo Δt

Este modelo resulta esencial en procesos de dimensionamiento, simulación y evaluación del desempeño de sistemas fotovoltaicos, pues permite estimar su producción energética a partir de series temporales de irradiancia y parámetros técnicos del arreglo.

Además, facilita la comparación entre diferentes configuraciones, la identificación de pérdidas y la predicción del comportamiento del sistema bajo diversas condiciones climáticas. Su utilización en estudios técnicos y académicos está ampliamente reconocida, ya que proporciona una base sólida para la toma de decisiones asociada al diseño y optimización de sistemas de generación renovable, especialmente en contextos donde la disponibilidad de datos solares es variable o donde se requiere validar la factibilidad energética de proyectos fotovoltaicos (Villalva, 2023)

2.3.2.2 Modelado de generación eólica

El modelado de la generación eólica se fundamenta en la conversión de la energía cinética contenida en la masa de aire en movimiento en energía eléctrica aprovechable mediante un aerogenerador. Desde la perspectiva teórica, el límite máximo de energía que puede extraerse del viento está definido por la ley de Betz, la cual establece que ninguna turbina eólica puede convertir en energía mecánica más del 59,3 % de la energía cinética disponible en la corriente de aire. (Manwell, 2023)

Este límite surge del análisis del flujo a través del rotor y constituye una referencia fundamental para evaluar el desempeño real de los aerogeneradores modernos.

La potencia en un aerogenerador se modela con la ley de Betz: establece que una turbina eólica, como máximo, puede capturar el 59.3% de la energía cinética.

$$P_{WT}(t) = \frac{1}{2} \rho A_{rotor} C_p(\lambda) v(t)^3$$

$P_{WT}(t)$ [w]: Potencia instantánea del aerogenerador.

ρ [kg/m^3]: Densidad del aire ($\approx 1.225 kg/m^3$ a nivel del mar)

A_{rotor} [m^2]: Área barrida por las palas (πR^2)

$C_p(\lambda)$ [-]: Coeficiente de potencia (depende de la velocidad de punta λ ; $\leq 0,59$).

$v(t)^3$ [m/s]: Velocidad del viento en la altura de las palas

Este modelo evidencia que la potencia eólica no crece linealmente con la velocidad del viento, sino de manera cúbica, en consecuencia, incrementos aparentemente pequeños en la velocidad del viento generan aumentos proporcionalmente mucho mayores en la potencia capturada. Por ejemplo, duplicar la velocidad del viento puede multiplicar por ocho la potencia disponible, lo cual tiene implicaciones directas en el diseño, ubicación y análisis de desempeño de aerogeneradores, así, la caracterización precisa del recurso eólico,

particularmente mediante series temporales de velocidad registradas a la altura del buje, resulta esencial para estimar adecuadamente la producción energética de un sistema eólico.

Entonces este modelo expresa que la potencia aumenta con el cubo de la velocidad del viento, lo que explica por qué pequeños aumentos en la velocidad generan incrementos significativos en la energía disponible.

2.3.3 Modelo almacenamiento en baterías

El modelado del comportamiento de los sistemas de almacenamiento electroquímico constituye un componente esencial en el análisis, diseño y operación de microrredes y sistemas híbridos de generación renovable. La batería actúa como un elemento regulador capaz de almacenar energía cuando existe excedente de producción e inyectarla cuando la generación es insuficiente para cubrir la demanda. (Yang, 2024)

Para representar matemáticamente este comportamiento dinámico, se utilizan dos formulaciones complementarias: el balance de energía y el modelo del Estado de Carga (SOC, por sus siglas en inglés -State of Charge).

1. Balance de energía

El modelo matemático para describir el comportamiento de una batería en un sistema de energía renovable (como energía solar y eólica)

$$\frac{dE_{bat}}{dt} = P_{PV}(t) + P_{WT}(t) - P_{load}(t) - P_{esc}(t)$$

Donde :

$\frac{dE_{bat}}{dt}(t)[Wh]$: Energía almacenada en la batería en el tiempo t

$P_{PV}(t)[W]$: Potencia generada por los paneles solares

$P_{WT}(t)[W]$: Potencia generada por los aerogeneradores

$P_{load}(t)[W]$: Demanda de la carga en el tiempo t

$P_{esc}(t)[W]$: Potencia de excedente o perdidas (cortos circuitos, fugas)

2. Estado de carga SOC

Este enfoque continuo permite describir la dinámica del SOC bajo diferentes condiciones de operación, considerando los flujos de energía y las pérdidas asociadas. En la práctica, este modelo es ampliamente empleado en sistemas híbridos de generación renovable, algoritmos de gestión energética y simulaciones de desempeño, ya que permite evaluar la capacidad de la batería para sostener la demanda durante periodos de baja generación o almacenar excedentes durante picos de producción.

El Estado de Carga (SOC) varía según balance entre carga/descarga. Un modelo continuo es la EDO:

$$SOC(t) = \frac{E_{bat}(t)}{E_{bat,max}}$$

$$\frac{dSOC}{dt} = \frac{1}{E_{bat,max}} (\eta_c P_{ch}(t) - \frac{P_{dis}(t)}{\eta_d})$$

Esta formulación considera las perdidas por eficiencia en los procesos de carga y descarga donde:

$soc[-]$: Grado de carga (cero= descarga, 1= carga)

$E_{bat,max}$ [Wh]: Capacidad nominal de la bateria.

$P_{ch}(t), P_{ch}(t)$ [W]: Potencia de carga y descarga instantáneas

$\eta_c, \eta_d[-]$: Eficiencias de carga y descarga

Esta ecuación refleja que la variación de energía en la batería depende directamente del balance entre la energía entrante (generación) y la energía saliente (carga y pérdidas). Si el término resultante es positivo, la batería se encuentra en proceso de carga; si es negativo, se encuentra en descarga, así, este planteamiento constituye la base del modelado dinámico de sistemas híbridos y permite integrar la batería dentro del análisis energético global del sistema.

2.4 Modelo de Balance energético

El principio de conservación de la energía constituye la base fundamental para la formulación del modelo de balance energético en sistemas híbridos de generación. Bajo este enfoque, se establece que, en cada instante t , la potencia total generada por las fuentes renovables, junto con el posible aporte de la red eléctrica, debe ser suficiente para satisfacer simultáneamente la demanda del sistema y los flujos de energía asociados al proceso de almacenamiento

La conservación de energía exige que en cada instante la suma de generación más aporte de red (si existe) iguale la demanda más carga de baterías. Esquemáticamente:

En cada instante t , la suma de las entradas debe cubrir la demanda y la carga de las baterías.

$$P_{PV}(t) + P_{WT}(t) + P_{grid}(t) = P_{load}(t) + P_{ch}(t) - P_{dis}(t)$$

$P_{grid}(t)[t]$: potencia tomada de la red eléctrica

Los términos en el lado derecho incluyen tanto la demanda como la dinámica de las baterías (carga y descarga).

Al discretizar en pasos temporales, este balance se traduce en un sistema de EDO/ecuaciones algebraicas resueltas numéricamente (por ejemplo, con Runge Kutta o esquemas implícitos)

Al discretizar en pasos de tiempo Δt , cada deriva se aproxima por diferencias finitas, y la integral de energía por sumas acumuladas.

2.5 Análisis estadístico de la muestra

Aunque solo se dispone de 5 centros educativos, su selección aleatoria en el cantón Riobamba permite una muestra representativa si presentan características homogéneas. El análisis estadístico apoya esta generalización:

Datos descriptivos: De los datos reales analizados, las medias de consumo diario por institución varían moderadamente (por ejemplo, entre ~4 y 21 kWh) y las desviaciones estándar asociadas no son excesivamente altas (coeficientes de variación cercanos a 1.0). Esto indica que no hay datos extremos y que las instituciones tienen consumos comparables en magnitud.

Correlaciones: Se observa correlación elevada entre algunos centros (coeficiente de Pearson ~0.9 entre ciertas parejas), lo que sugiere patrones temporales de demanda similares (p.ej. escolares con horarios análogos). La existencia de correlaciones moderadas indica que, aunque cada centro tiene su perfil, comparten tendencias estacionales o semanales.

Intervalos de confianza: Con n=5 instituciones, se puede estimar la media poblacional de consumo con un intervalo de confianza (IC) del 85% al 90% usando la distribución t de Student:

$$IC = \bar{x} \pm \frac{t_{\alpha}}{2}, n - 1 \frac{S}{\sqrt{n}}$$

$$IC_{95\%}: \bar{x} \pm t_{0.975,4} \frac{S}{\sqrt{5}}$$

Aunque el IC es relativamente amplio debido al pequeño n, cubre la variabilidad observada.

A mayores n, el IC se estrecharía, pero en este contexto se considera aceptable dado que los colegios estudiados conforman una población acotada y representativa.

En conjunto, la muestra de 5 instituciones es válida pues su varianza entre consumos no es extrema y sus patrones energéticos son comparables por el sector y provincia ubicados. Además, los análisis descriptivos y de correlación indican homogeneidad suficiente para extrapolar al conjunto de colegios rurales del cantón Riobamba .

2.6 Predicción de generación y consumo con ML

Se utilizan modelos de Machine Learning entrenados con datos históricos para prever la generación solar/eólica y la demanda. Las características de entrada incluyen irradiancia, velocidad del viento, fecha (estacionalidad) y consumo energético.

2.6.1 Random Forest (*bosques aleatorios*)

Es un ensamble de árboles de decisión, que reduce varianza mediante bagging. Es robusto ante outliers y maneja relaciones no lineales. Estudios muestran que RF, SVM o XGBoost suelen superar a la regresión lineal en la predicción de generación renovable, al capturar patrones complejos

Por ejemplo, un modelo RF puede predecir la potencia PV del día siguiente usando como entradas irradiancia histórica, ángulo solar y temperaturas.

2.6.2 Redes neuronales (ANN/RNN)

Las redes profundas o recurrentes (LSTM) capturan dinámicas temporales. Ensayos recientes (por ejemplo, un equipo de Texas A&M) han utilizado redes neuronales para predecir la velocidad del viento y la densidad de energía solar con alta precisión diaria/hora (engineering.tamu.edu)

En consumo eléctrico escolar, se puede usar una red de creencias profundas que tome como entrada datos de consumo pasados más variables socio-temporales. Los modelos se entrena minimizando el error de predicción (MSE) en datos de entrenamiento y se validan con series separadas.

La calidad de la predicción se evalúa con métricas como el MAPE (Error Porcentual Absoluto Medio):

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \bar{Y}}{y_i} \right|$$

Por ejemplo, si la demanda real diaria fue 10,15,20,25,30 kWh y el modelo predijo 12,14,19,26,29 kWh, entonces:

$$MAPE \approx \frac{100\%}{5} \left| \frac{10 - 12}{10} \right| + \left| \frac{15 - 14}{15} \right| + \dots \dots = 7.8\%$$

Valores bajos de MAPE (<10%) indican buen ajuste

Finalmente, se pueden integrar modelos mixtos o ensemble (p.ej. combinar RF con LSTM) para mejorar la precisión. Los modelos resultantes proveen pronósticos que alimentan al simulador de forma horaria para optimizar el despacho y verificar cumplimiento de demanda.

2.7 Optimización del diseño híbrido

El simulador incluye un módulo de optimización para determinar el dimensionamiento óptimo de paneles, aerogeneradores y baterías que minimicen costos y/o maximicen la confiabilidad. Se plantean modelos de decisión con variables de diseño anteriores, (modelo solar, eólico, número de baterías, etc). El software me mostrara los datos de energía que se podría obtener y también según el nivel de energía requerido recomendar los kits solares, eólicos con sus equipos inversores, numero de baterías, etc.

2.7.1 Programación Lineal Entrera Mixta:

Si se linealizan los costos y restricción de balance energético (por ejemplo. Número de unidades discretas), se puede formular:

$$\min_{N_{PV} N_{WT} N_{bat}} C_{PV} N_{PV} + C_{WT} N_{WT} + C_{bat} N_{bat}$$

Sujeto a demandas minimas:

$$N_{PV} E_{PV_unit} + N_{WT} E_{WT_unit} + E_{grid} \geq E_d(t) \forall t$$

Junto con límites de capacidad y cargas, son costos unitarios anuales (incluyendo amortización), y producción anual de cada unidad. Un modelo MILP optimiza los recursos a emplear minimizando costos totales, como en estudios previos de dimensionamiento renovable

2.7.1 Algoritmos Genéticos u otros metaheurísticos

Los problemas de dimensionamiento HES suelen abordarse con algoritmos evolutivos cuando la relación costo-confiabilidad es compleja o no lineal. Por ejemplo, un algoritmo genético (AG) codifica en cromos poblacionales los tamaños de PV, WT y batería, y evoluciona la población maximizando la eficiencia energética y minimizando el costo nivelado (LCOE). La literatura muestra que técnicas metaheurísticas han sido aplicadas exitosamente para optimizar sistemas híbridos complejos. Estos métodos pueden manejar funciones objetivo multicriterio (costo versus confiabilidad) obteniendo un frente de Pareto (p. ej. minimizando costo anualizado y pérdida de carga).

CAPITULO III

DISEÑO METODOLÓGICO

3.1 Enfoque de la investigación

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo, ya que se basa en la medición y el análisis numérico de variables energéticas, climáticas y operativas relacionadas con el comportamiento de redes híbridas de energía renovable. Este enfoque permite recolectar datos reales y simulados para ser procesados estadísticamente, con el fin de construir modelos predictivos, validar ecuaciones matemáticas y determinar la precisión de los algoritmos de machine learning.

De este modo, se busca establecer relaciones causales entre las variables (irradiancia, velocidad del viento, consumo energético, capacidad instalada, entre otras) y evaluar el

impacto del simulador desarrollado en la eficiencia y sostenibilidad energética de los centros educativos rurales del cantón Riobamba.

3.2 Diseño de la investigación

El diseño adoptado es no experimental, de tipo transversal y correlacional-predictivo, ya que no se manipulan las variables de estudio de manera intencional, sino que se observan tal como ocurren en su contexto natural.

El propósito es analizar la relación entre las variables climáticas y energéticas, así como evaluar el desempeño de los modelos de predicción y optimización implementados en el simulador. Los datos se recopilan en un único periodo de tiempo (2021–2025), permitiendo establecer patrones y correlaciones a partir de mediciones históricas y simuladas de consumo y generación energética.

3.3 Tipo de investigación

El estudio corresponde a una investigación aplicada y tecnológica, orientada a la solución de un problema práctico: la falta de herramientas de análisis y planificación energética adaptadas a zonas rurales. Además, tiene un componente descriptivo, predictivo y explicativo, ya que describe el comportamiento energético de los centros educativos, predice su demanda y generación, y explica los factores que influyen en la eficiencia de los sistemas híbridos.

3.3.1 Enfoque cuantitativo

El enfoque cuantitativo permite el uso de herramientas matemáticas, estadísticas y computacionales para representar los fenómenos energéticos. Se aplican modelos numéricos y técnicas de machine learning (como Random Forest, Gradient Boosting y XGBoost), evaluando su precisión mediante indicadores como el coeficiente de determinación (R^2), el error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE). Estos valores

permiten comparar el rendimiento de los modelos y seleccionar el algoritmo más eficiente para la predicción energética.

3.3.2 Enfoque no experimental

En esta investigación no se manipulan las variables independientes de manera directa, sino que se observan en su entorno natural mediante la recopilación de datos históricos y mediciones reales. Los valores de irradiancia, velocidad del viento y consumo energético se obtienen de fuentes oficiales (EERSA, INAMHI) y registros locales de los centros educativos rurales, asegurando que los resultados reflejen el comportamiento real del sistema sin intervención externa.

3.3.3 Diseño transversal correlacional

El diseño es transversal porque la recolección de datos se realiza en un periodo específico para establecer relaciones entre las variables estudiadas, y es correlacional porque busca determinar la fuerza y dirección de las asociaciones entre factores climáticos, técnicos y económicos. Este tipo de diseño permite validar los modelos propuestos y analizar cómo las variables influyen en la eficiencia y autosuficiencia energética.

3.4 Nivel de investigación

La investigación se desarrolla en tres niveles: predictivo, descriptivo y explicativo, los cuales se complementan entre sí para proporcionar una visión integral del fenómeno energético en estudio.

3.4.1 Nivel Predictivo

En este nivel se aplican algoritmos de machine learning para estimar la generación energética (solar y eólica) y el consumo eléctrico de los centros educativos rurales. Los modelos se entrena con datos climáticos y energéticos históricos, permitiendo anticipar escenarios futuros de producción y demanda. El modelo Random Forest, con un R^2 de 0.936, se identifica como el más preciso para la predicción.

3.4.2 Nivel Descriptivo

Este nivel describe el comportamiento energético de las instituciones rurales mediante indicadores cuantitativos como consumo anual, capacidad instalada, eficiencia del sistema, ROI y CO₂ evitado. Además, permite caracterizar las condiciones climáticas locales y el uso de los recursos energéticos, proporcionando un panorama completo del estado actual del sistema.

3.4.3 Nivel Explicativo

El nivel explicativo busca comprender las causas que determinan la variación del rendimiento energético. A través del análisis correlacional, se examina la influencia de variables como irradiancia, viento, altitud y temperatura sobre la generación y la eficiencia del sistema híbrido. También se evalúa cómo el uso de técnicas de inteligencia artificial mejora la precisión y sostenibilidad de la planificación energética.

3.5 Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Se utilizaron técnicas documentales y experimentales. En la parte documental, se recopilaron datos históricos de consumo energético proporcionados por la Empresa Eléctrica Riobamba S.A. (EERSA), y variables meteorológicas obtenidas del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI). En la parte experimental, se emplearon sensores IoT para medir irradiancia solar, velocidad del viento, temperatura y consumo eléctrico.

Los instrumentos principales incluyen:

- Bases de datos meteorológicas y energéticas.
- Hojas de registro y software de simulación (Python, Flask, HOMER Pro, Excel).
- Formularios digitales para la validación del simulador con los técnicos de las instituciones rurales.

3.6 Técnicas para el procesamiento e interpretación de los datos

El procesamiento de datos se realizó mediante técnicas de análisis estadístico y computacional. Los datos se organizaron y depuraron en Python y Excel, aplicando métodos de normalización y limpieza. Posteriormente, se entrenaron y evaluaron los modelos predictivos (Random Forest, XGBoost, Gradient Boosting, Redes Neuronales) usando bibliotecas como Scikit-learn.

La interpretación se apoyó en métricas de desempeño (R^2 , MAE, RMSE) y en el análisis de correlaciones (Pearson y determinación R^2) para establecer relaciones entre variables técnicas, económicas y ambientales. Finalmente, los resultados se representaron mediante gráficos comparativos y reportes automáticos generados por el software simulador.

3.7 Población y muestra

3.7.1 Población

La población está conformada por los centros educativos rurales del cantón Riobamba que presentan limitaciones de acceso a energía confiable. Se consideran aquellas instituciones que han registrado consumo eléctrico medido por EERSA entre enero de 2021 y junio de 2025, y que poseen condiciones favorables para la implementación de sistemas híbridos solares y eólicos.

3.7.2 Tamaño de la muestra

La muestra está compuesta por cinco instituciones educativas rurales seleccionadas mediante muestreo intencional, basándose en criterios de representatividad geográfica, disponibilidad de datos, nivel de consumo energético y factibilidad técnica. Estas instituciones son:

1. Unidad Educativa Dr. Alfredo Pérez Guerrero

Cantón: Riobamba

Provincia: Chimborazo

Zona: Rural

Parroquia rural: Calpi

Referencia territorial: Comunidad del sector Calpi – vía Riobamba–Guaranda

Entorno: Andino rural, población indígena y mestiza, actividad agrícola y ganadera

2. Unidad Educativa Lic. Eduardo Salazar Gómez

Cantón: Riobamba

Provincia: Chimborazo

Zona: Rural

Parroquia rural: Licto

Referencia territorial: Centro parroquial de Licto y comunidades aledañas

Entorno: Rural indígena, economía agrícola familiar, acceso vial secundario

3. Unidad Educativa Pedro Vicente Maldonado

Cantón: Riobamba

Provincia: Chimborazo

Zona: Rural

Parroquia rural: Pungalá

Referencia territorial: Sector Pungalá Bajo / comunidades periféricas

Entorno: Rural andino, producción agrícola, cercanía a la zona urbana de Riobamba

4. Unidad Educativa Dr. Homero Valencia

Cantón: Riobamba

Provincia: Chimborazo

Zona: Rural

Parroquia rural: Flores

Referencia territorial: Centro parroquial Flores y comunidades rurales dispersas

Entorno: Rural, población mestiza e indígena, acceso limitado a servicios

5. Unidad Educativa Carlos Julio Arosemena Tola

Cantón: Riobamba

Provincia: Chimborazo

Zona: Rural

Parroquia rural: San Juan

Referencia territorial: Comunidades rurales del sector San Juan

Entorno: Rural altoandino, actividad agropecuaria, clima fríoCada institución se analizó como un caso de estudio independiente dentro del simulador, permitiendo evaluar el comportamiento de las variables y validar la precisión del modelo propuesto.

3.8 Simulación

En este contexto, la presente tesis ha sido implementado utilizando el lenguaje de programación Python, el cual actúa como servidor principal, gracias a su robustez, flexibilidad y amplio ecosistema de bibliotecas especializadas en ciencia de datos y Machine Learning.

Para la construcción del entorno web, se ha utilizado **Flask**, un microframework ligero y potente que permite integrar modelos de machine learning en aplicaciones web de forma ágil y modular. Flask facilita el enrutamiento, la gestión de peticiones HTTP y la renderización de páginas dinámicas, permitiendo así una interacción fluida entre el usuario y el núcleo lógico del sistema.

La interfaz de usuario ha sido desarrollada mediante tecnologías web estándar: HTML para la estructuración del contenido, CSS para el diseño visual y JavaScript para la implementación de funcionalidades interactivas en el navegador. Esta separación entre lógica de negocio y presentación permite no solo una experiencia de usuario clara e intuitiva, sino también una alta mantenibilidad y posibilidad de escalamiento futuro del sistema.

CAPITULO IV

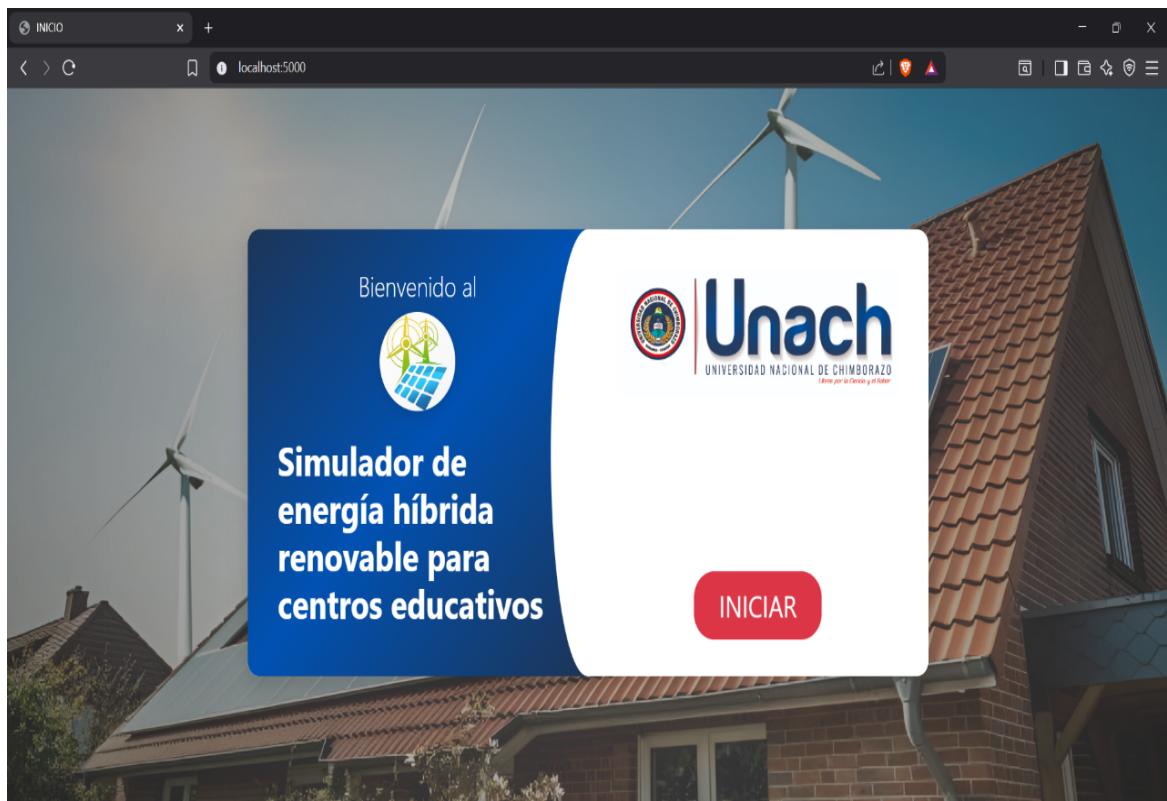
ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

4.1 Análisis descriptivo de resultados

4.1.1 Análisis de simulador

La aplicación final mostrada al usuario será la siguiente:

Figura 1-4 Página de inicio



Elaborado por: Autor

Nota: En la Figura 1, muestra la pantalla de bienvenida del simulador web desarrollado en Flask, ejecutándose en localhost:5000. Presenta un modal con el logo de la UNACH y el título "Simulador de energía híbrida renovable para centros educativos" sobre un fondo que muestra paneles solares y aerogeneradores. La interfaz cuenta con un botón rojo "INICIAR" que permite acceder a las funcionalidades del sistema. El diseño es limpio, profesional y utiliza los colores institucionales de la universidad.

Figura 2-4 Página de instrucciones

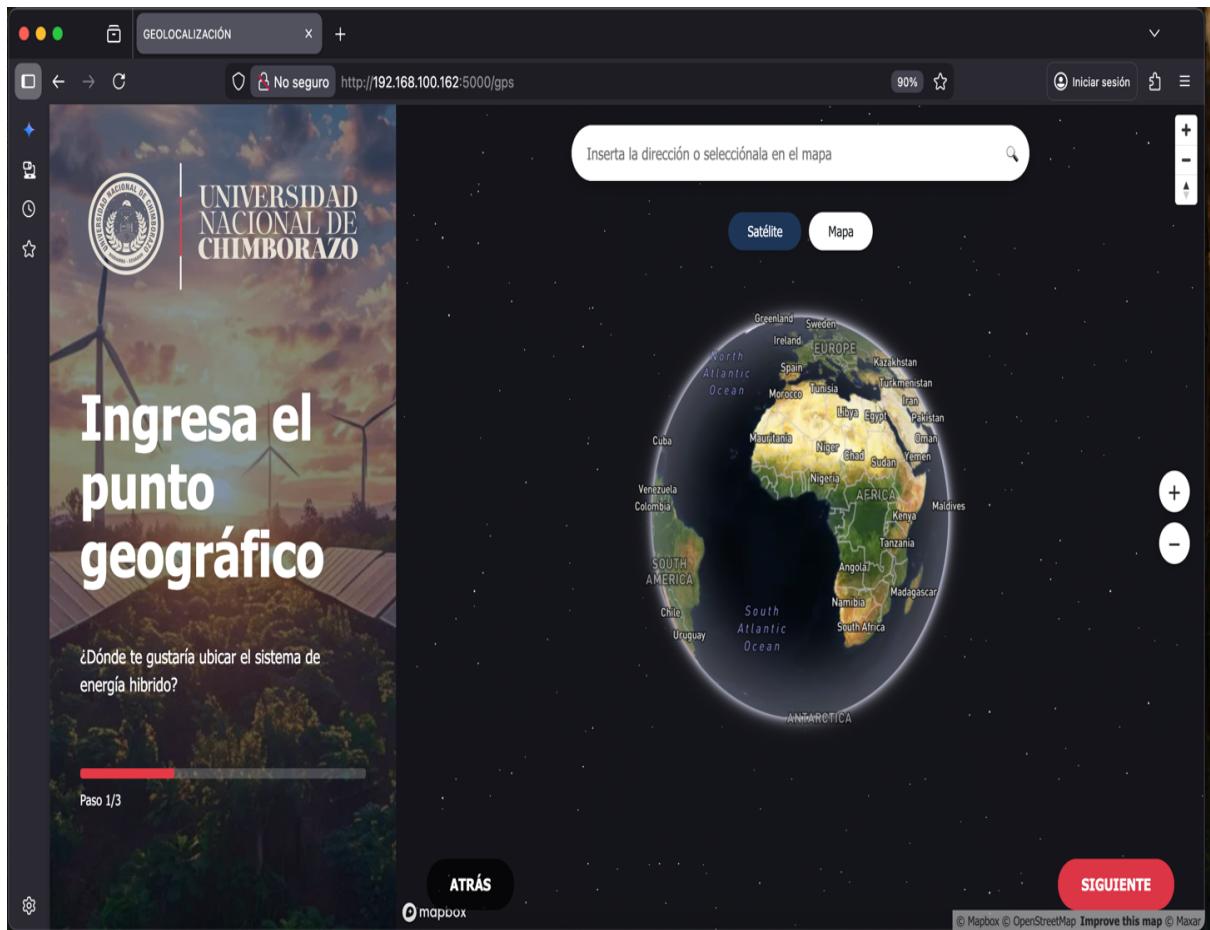


Elaborado por: Autor

Nota: La figura 2 muestra las instrucciones iniciales del simulador, solicitando tres tipos de información clave al usuario: datos geográficos (latitud/longitud para radiación solar y viento), consumo energético del centro educativo (carga diaria en kWh/día), y parámetros económicos (presupuesto disponible). Incluye un mensaje de advertencia indicando que la precisión de los resultados depende de la exactitud de los datos ingresados. La interfaz presenta botones de navegación "ATRÁS" y "SIGUIENTE" para avanzar en el proceso.

El diseño mantiene la identidad visual de la UNACH con un fondo de energías renovables.

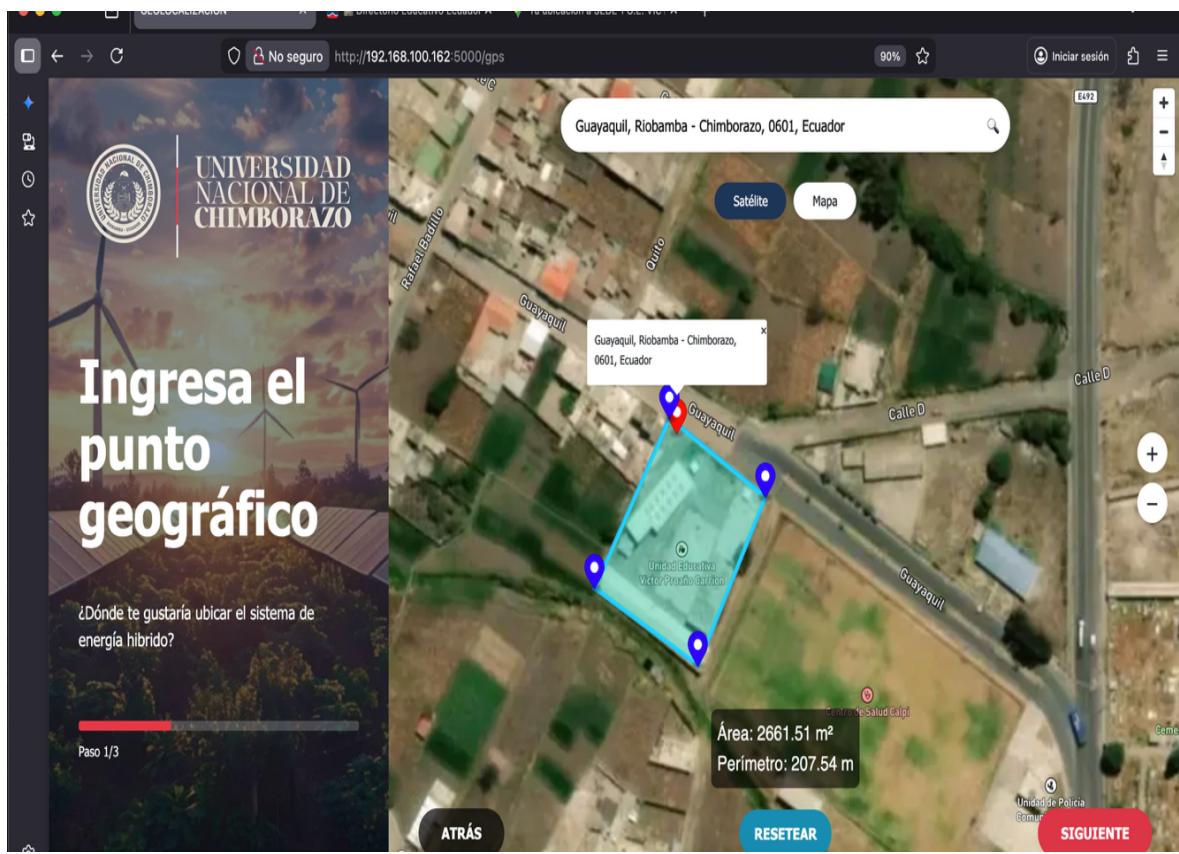
Figura 3-4: Ingreso de datos de longitud y latitud para el área a calcular



Elaborado por: Autor

Nota: La figura 3, corresponde al módulo de selección de ubicación geográfica del simulador. Presenta un globo terráqueo 3D interactivo desarrollado con Mapbox.js, donde el usuario puede buscar y seleccionar la ubicación exacta del centro educativo mediante un buscador en la parte superior o haciendo clic directamente sobre el mapa. La interfaz pregunta "¿Dónde te gustaría ubicar el sistema de energía híbrida?" y permite navegar con los botones "ATRÁS" y "SIGUIENTE". Este módulo es fundamental para obtener datos de radiación solar y condiciones climáticas específicas de la zona seleccionada.

Figura 4-4: Área de implementación de sistema



Elaborado por: Autor

Nota: La figura 4, se muestra el mapa interactivo con vista satelital en la ubicación específica del centro educativo "Unidad Educativa Saragui - Chimborazo". El sistema despliega marcadores azules que representan los cinco centros educativos rurales del dataset original, y un marcador rojo indica la ubicación seleccionada actualmente.

La interfaz permite trazar un polígono sobre el terreno disponible, calculando automáticamente el perímetro. Los botones "RESETEAR" y "SIGUIENTE" facilitan la navegación, mientras que la vista aérea permite al usuario visualizar con precisión el espacio disponible para la instalación de paneles solares y aerogeneradores.

Figura 5-4 Calculadora de consumo energético

The screenshot shows a web-based energy consumption calculator. At the top left is the logo of the Universidad Nacional de Chimborazo. The main header reads "Calculadora de consumos". Below it is an orange button labeled "+ Agregar Nuevo Equipo". To the right, the text "Consumo total: 3412 Wh/día" is displayed. The central part of the page is a table with the following data:

Equipo	Cantidad	Horas/Día	Potencia (W)	Consumo Wh/día	Acción
Computadora Escritorio	<input type="button" value="-"/> 1 <input type="button" value="+"/>	<input type="button" value="-"/> 6 <input type="button" value="+"/>	200W	1200 Wh/día	
Lámpara LED Aula	<input type="button" value="-"/> 8 <input type="button" value="+"/>	<input type="button" value="-"/> 8 <input type="button" value="+"/>	18W	1152 Wh/día	
Impresora Multifuncional	<input type="button" value="-"/> 1 <input type="button" value="+"/>	<input type="button" value="-"/> 2 <input type="button" value="+"/>	50W	100 Wh/día	
Equipo de Sonido	<input type="button" value="-"/> 1 <input type="button" value="+"/>	<input type="button" value="-"/> 2 <input type="button" value="+"/>	80W	160 Wh/día	
Laptops	<input type="button" value="-"/> 1 <input type="button" value="+"/>	<input type="button" value="-"/> 8 <input type="button" value="+"/>	100W	800 Wh/día	

At the bottom left is a progress bar labeled "Paso 2/3". Below the table are two buttons: "ATRÁS" (Back) and "SIGUIENTE" (Next). The footer of the page says "Elaborado por: Autor".

Nota: La figura 5, muestra el módulo de cálculo de consumo energético del centro educativo. Muestra una tabla interactiva donde el usuario puede agregar equipos eléctricos comunes (computadoras, lámparas LED, impresoras, laptops) y configurar la cantidad, horas de uso diario y potencia de cada uno mediante controles de incremento/decremento. El sistema calcula automáticamente el consumo individual en Wh/día y muestra el consumo total acumulado (2,788 Wh/día) en la esquina superior derecha. El botón naranja "Agregar Nuevo Equipo" permite incluir dispositivos adicionales personalizados, mientras que los botones "ATRÁS" y "SIGUIENTE" facilitan la navegación entre pasos del simulador, permitiendo agregar más dispositivos si no están en la lista disponibles.

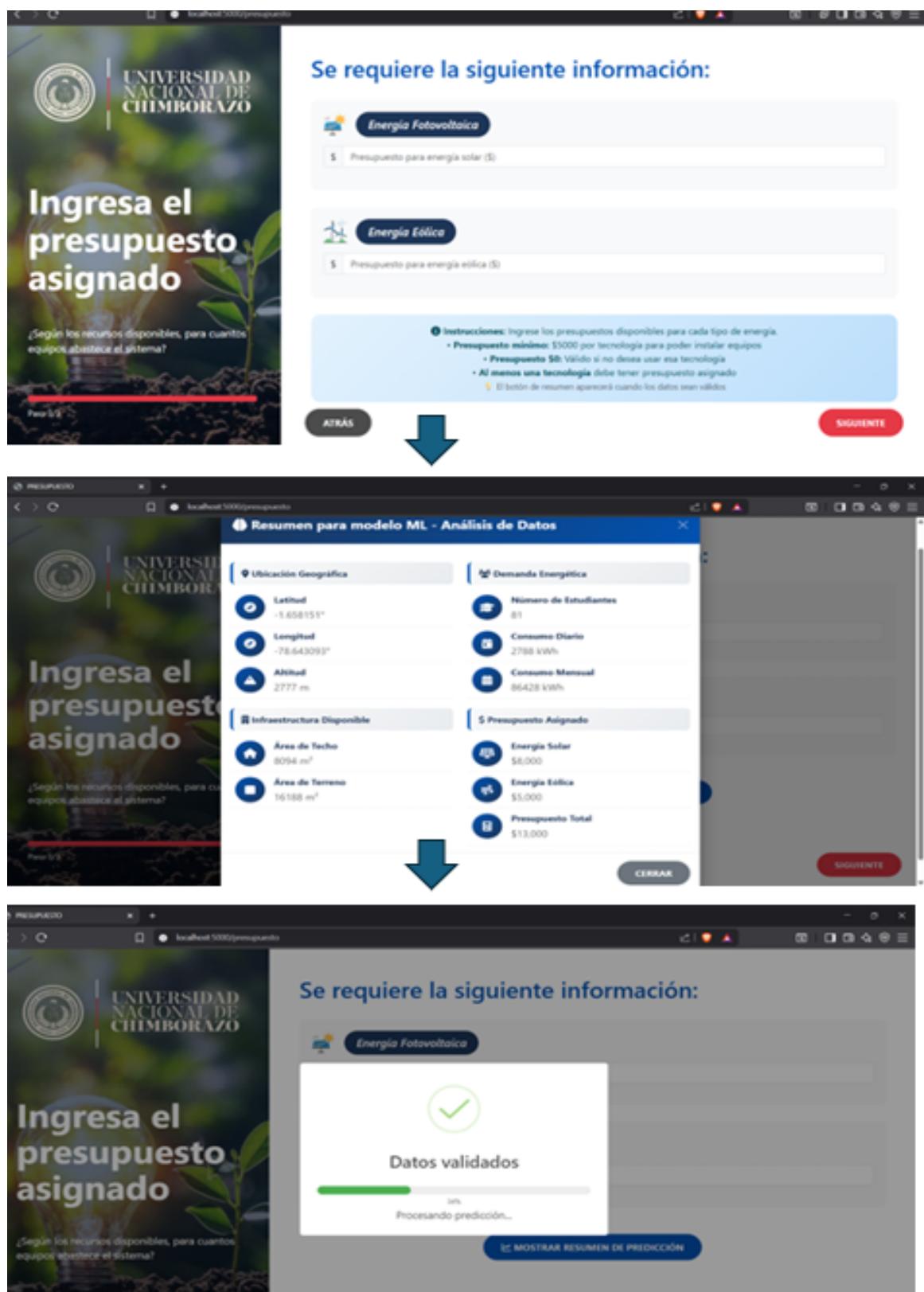
Figura 6-4 Agregar Equipos

The screenshot shows a web-based energy consumption calculator. At the top, there's a banner for the 'UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBO' featuring solar panels and wind turbines. Below the banner, the main title is 'Ingresa tu consumo energético' (Enter your energy consumption) and a sub-question is '¿Qué equipos eléctricos/electrónicos existen en la institución?' (What electrical/electronic equipment exists in the institution?). A progress bar indicates 'Paso 2/3'. The main content is a modal window titled 'Agregar Nuevo Equipo' (Add New Equipment). It contains fields for 'Nombre del Equipo' (Laptop), 'Cantidad' (1), 'Horas por Día' (4), and 'Potencia (Watts)' (65w). There's also a note: 'Deja en blanco para estimación automática' (Leave blank for automatic estimation). At the bottom of the modal are 'CANCELAR' and 'AGREGAR EQUIPO' buttons. In the background, a table shows current equipment consumption: 'Equipo de Sonido' (80W, 160 Wh/día), 'Laptops' (80W, 800 Wh/día). Below the table are 'ATRÁS' (Back) and 'SIGUIENTE' (Next) buttons, along with a 'Papelera' (Trash) button. The URL in the browser is 'http://192.168.100.108:5000/consumo'.

Elaborado por: Autor

Nota: La figura 6, muestra el modal emergente "Agregar Nuevo Equipo" que permite al usuario personalizar dispositivos adicionales no incluidos en el catálogo predeterminado. El formulario solicita el nombre del equipo, categoría de energía proyectada, horas de uso diario y potencia en watts (opcional, ya que puede estimarse automáticamente). Los botones "CANCELAR" y "AGREGAR EQUIPO" permiten descartar o confirmar la adición del nuevo dispositivo a la calculadora de consumos. Esta funcionalidad demuestra la flexibilidad del simulador para adaptarse a las necesidades específicas de cada centro educativo con equipamiento diverso.

Figura 7-4 Flujo completo del módulo de presupuesto y validación



Elaborado por: Autor

Nota: En la figura 7 se muestra el flujo completo del módulo de presupuesto y validación. Primero, el usuario ingresa el presupuesto disponible para energía fotovoltaica y

energía eólica con recomendaciones automáticas basadas en el consumo calculado.

Posteriormente, se despliega un modal "Resumen para modelo ML - Análisis de Datos" que consolida toda la información ingresada: situación geográfica (latitud, longitud, altitud), demanda energética (estudiantes, consumo), infraestructura disponible (áreas de techo y terreno), y presupuestos asignados. Finalmente, el sistema valida todos los datos mediante una barra de progreso, mostrando "Datos validados" con un check verde antes de procesar la predicción con los modelos de Machine Learning, garantizando la integridad de la información antes de ejecutar las simulaciones.

Se muestra el resultado final con cálculos estimados de la predicción del sistema híbrido con la potencia de cada planta, energía producida, el ahorro aproximado y el dióxido de carbono evitado anualmente.

Figura 8-4 Resultados finales del simulador con el "Sistema Híbrido Calculado"



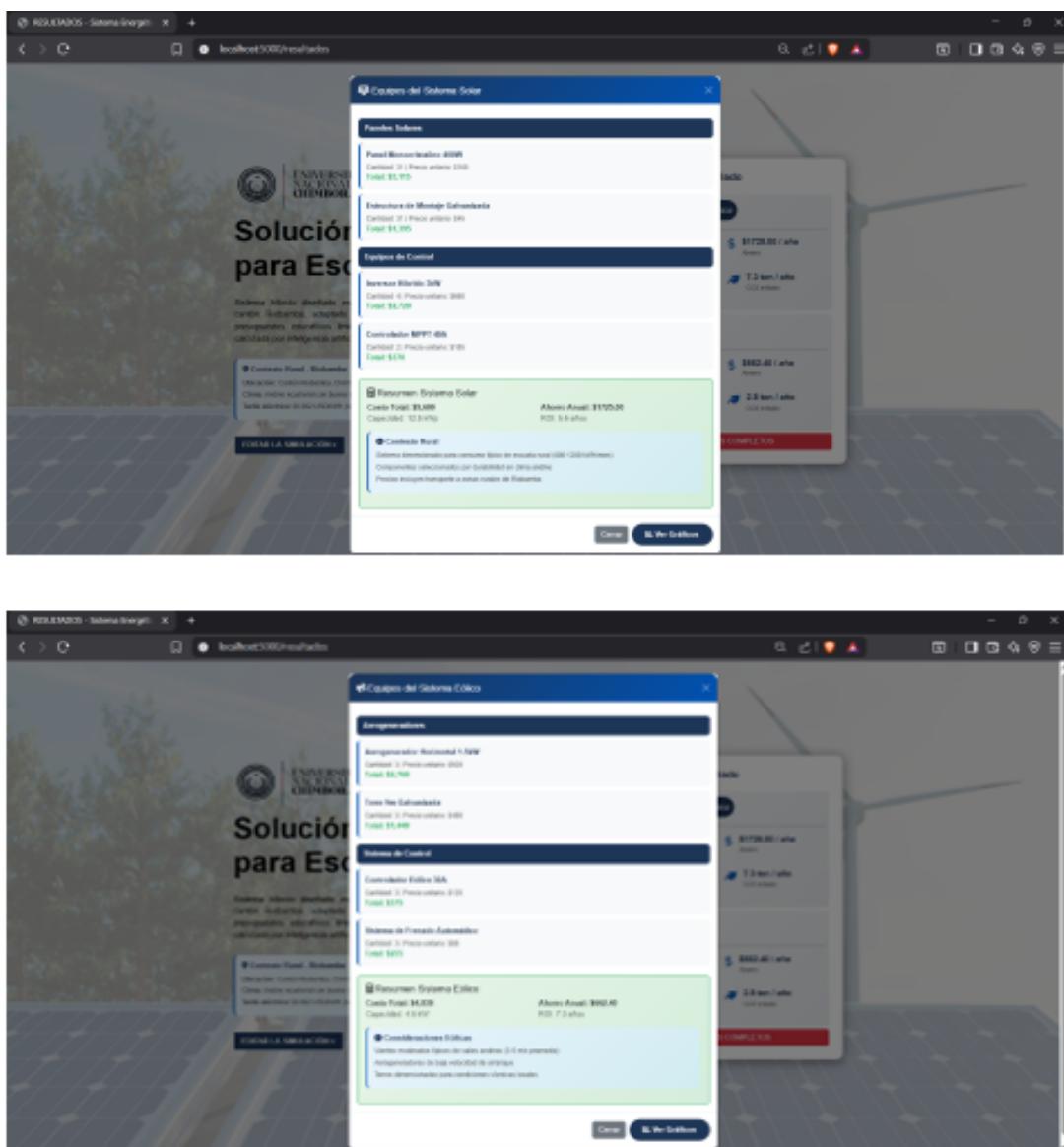
Elaborado por: Autor

Nota: La figura 8, muestra los resultados finales del simulador con el "Sistema Híbrido Calculado" óptimo para el centro educativo. Presenta dos secciones: Energía Fotovoltaica (12.5 kWp, \$1,725/año de ahorro, 18,750 kWh/años producidos, 7.3 ton CO₂

evitado) y Energía Eólica (4.5 kW, \$662.40/año de ahorro, 7,200 kWh/año producidos, 2.8 ton CO₂ evitado). Incluye un recuadro con el contexto rural especificando la ubicación en Cantón Riobamba a 2,750 msnm, clima andino ecuatorial y tarifa eléctrica residencial.

Los botones "EDITAR LA SIMULACIÓN" y "VER DETALLES COMPLETOS" permiten ajustar parámetros o acceder a análisis más profundos con gráficas y recomendaciones de equipos específicos.

Figura 9-4 Catálogos detallados de equipos recomendados por el simulador

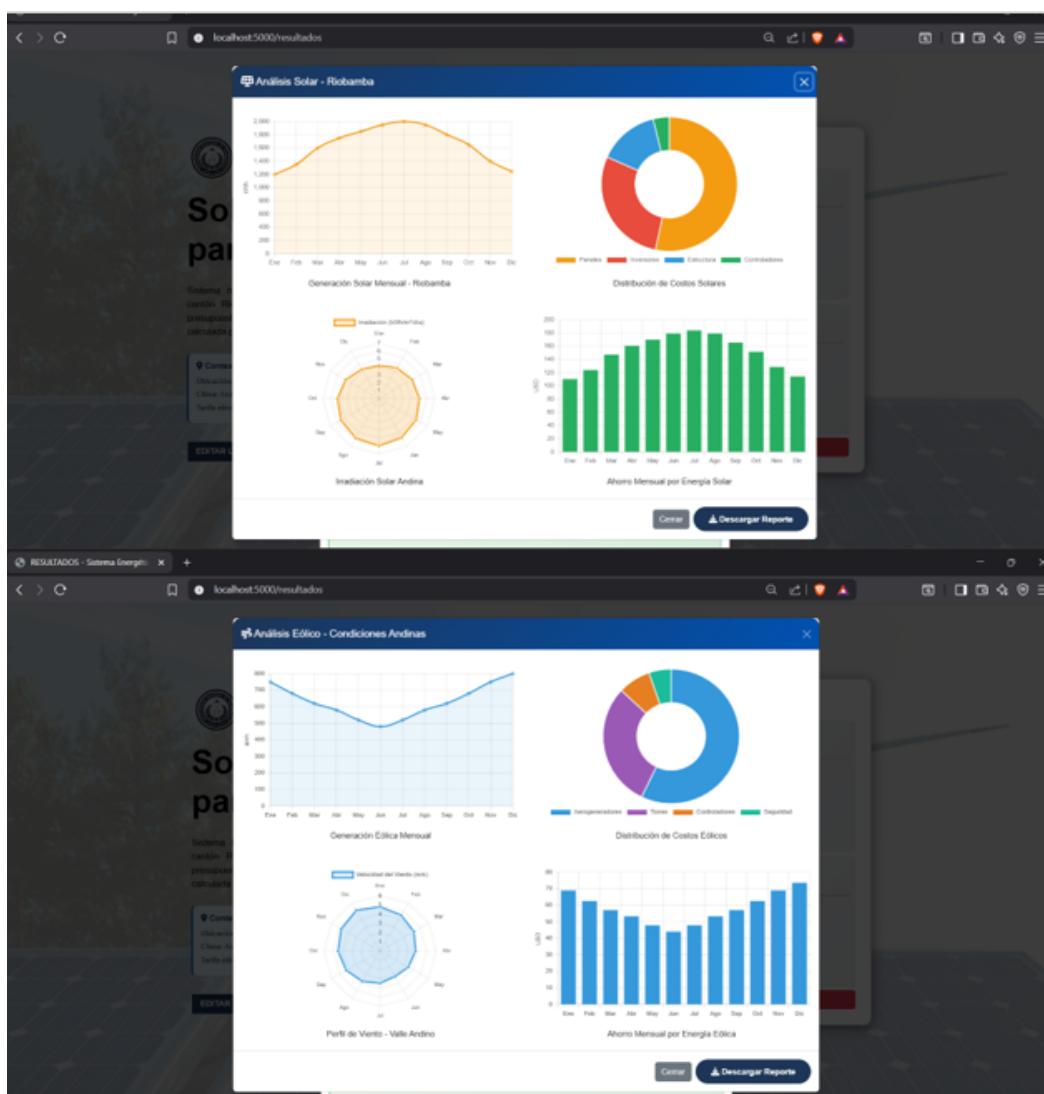


Elaborado por: Autor

Nota: La figura que antecede muestra los catálogos detallados de equipos recomendados por el simulador. La imagen superior presenta el "Catálogo del Sistema Solar"

con opciones de paneles solares clasificados por marca (Canadian Solar, Jinko Solar, Trina Solar) incluyendo especificaciones técnicas, potencia, costos estimados y períodos de retorno de inversión. La imagen inferior muestra el "Catálogo del Sistema Eólico" con turbinas recomendadas de diferentes marcas y capacidades. Ambas pantallas incluyen un resaltado verde para la opción "Recomendado Sistema Solar/Eólico" que indica la configuración óptima calculada por los modelos de Machine Learning según el presupuesto y condiciones del centro educativo.

Figura 10-4 Análisis visual detallado de cada sistema energético

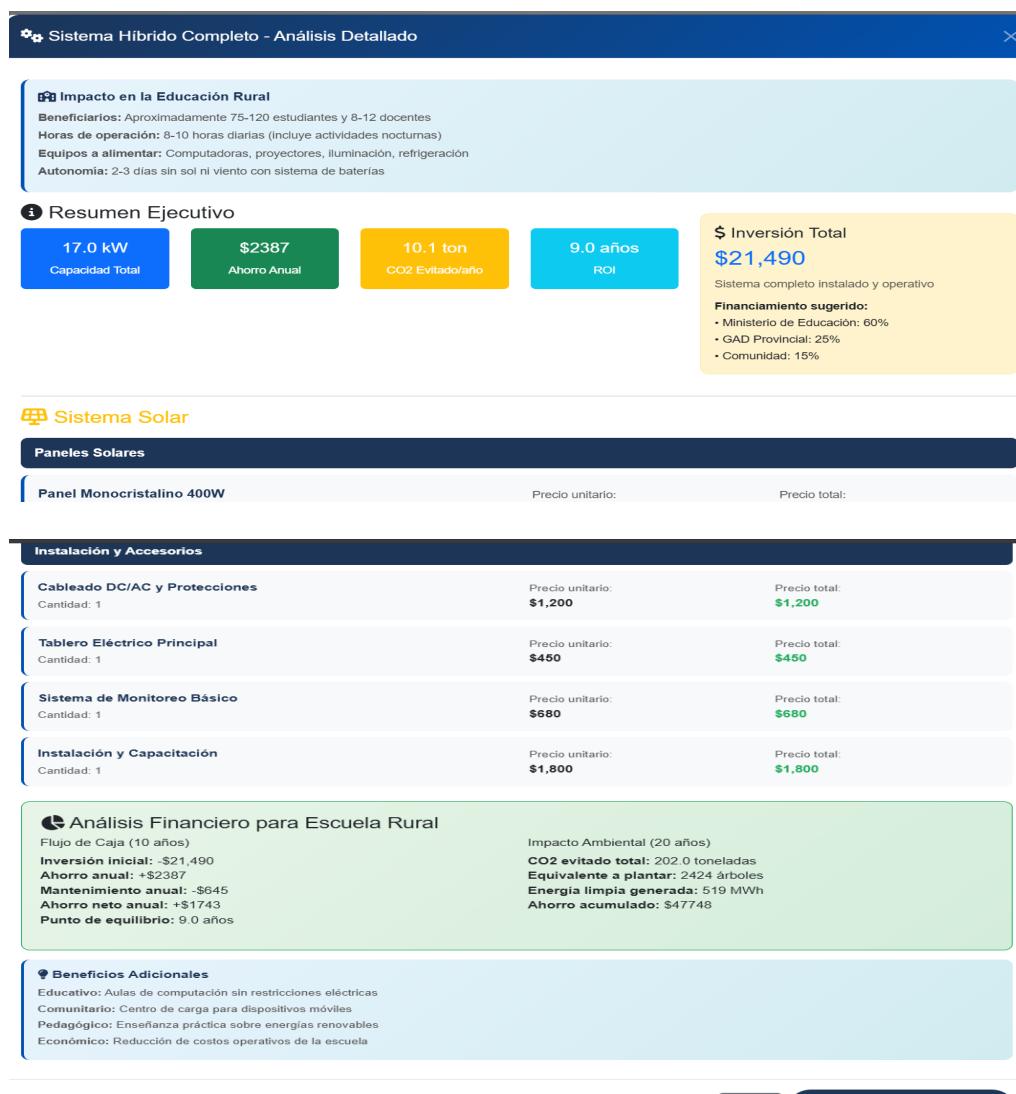


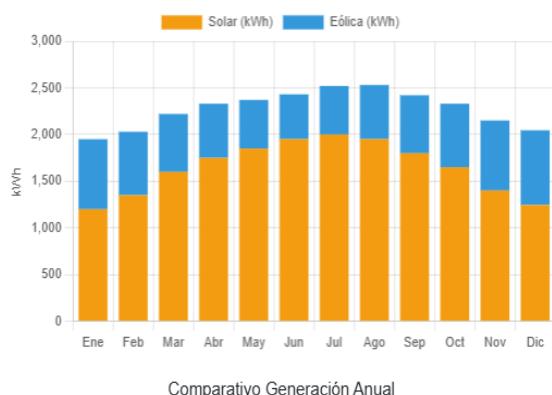
Elaborado por: Autor

Nota: La imagen que antecede muestra el análisis visual detallado de cada sistema energético. La imagen superior presenta el "Análisis Solar - Robustez" con cuatro gráficos:

curva de generación solar anual con relleno naranja, gráfico circular de distribución de costos del sistema, gráfico radial de potencial solar anual por orientación, y barras verdes mostrando el ahorro mensual en energía eléctrica. La imagen inferior muestra el "Análisis Eólico - Condiciones Andinas" con visualizaciones similares: curva de generación eólica mensual en azul, distribución de costos con gráfico circular multicolor, perfil de viento por orientación radial, y barras azules del ahorro mensual proyectado. Ambas incluyen el botón "Descargar Reporte" para exportar los resultados completos del análisis.

Figura 11-4 Análisis económico-financiero completo del sistema híbrido

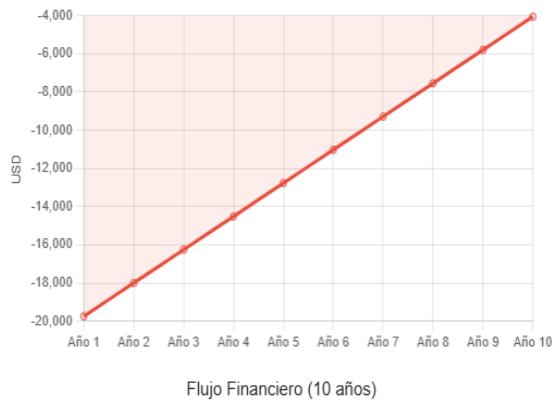




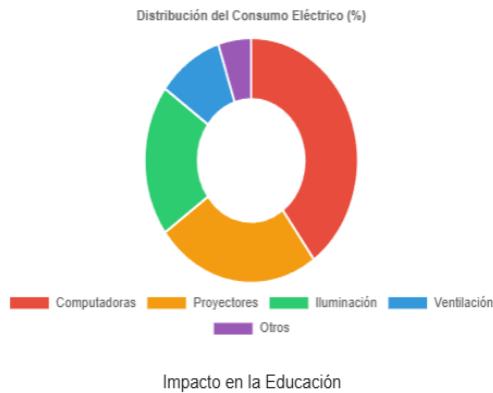
Comparativo Generación Anual



Inversión por Componente



Flujo Financiero (10 años)



Impacto en la Educación

Elaborado por: Autor

Cerrar

↓ Descargar Reporte

Nota: El ciclo de las tres figuras que antecede presenta el análisis económico-financiero completo del sistema híbrido. La primera muestra el "Resumen Ejecutivo" con tarjetas de colores indicando inversión total (\$21,490), ahorro anual, tasa económica y CO₂ evitado, junto con impactos en educación rural.

La segunda despliega tablas de "Análisis Financiero" y "Análisis Proyectado" detallando inversión inicial, financiamiento sugerido, período de recuperación y beneficios adicionales del proyecto. La tercera presenta el "Análisis Completo" con visualizaciones avanzadas: comparativo de generación anual (barras apiladas), inversión por componente (gráfico circular), flujo financiero proyectado a 10 años (línea de tendencia ascendente),

distribución del consumo eléctrico e impacto en la educación, proporcionando una visión integral para la toma de decisiones sobre autosuficiencia energética.

Tabla 2-4 Resultados de las simulaciones realizadas con cinco instituciones educativas rurales adicionales para validar el simulador

Elaborado por: Autor

Institución	Parroquia	Estudiantes (mnum)	Altitud	Cap. (kWh)	Consumo Solar (kW)	Cap. Eólica (kW)	Cap. Baterías (kWh)	Costo Total (USD)	Autosufi- ciencia (%)	ROI (años)	Ahorro (USD)	CO2 Evitado (ton/año)
Dr. Alfredo Pérez Guerrero	Cacha	185	3180	50400	22,28	3,07	160,9	70716	82	7,6	890	21,17
Lic. Eduardo Salazar Gómez	Punín	165	2950	40000	19,8	3,37	130,12	59416	72	8,1	715	17,17
Pedro Vicente Maldonado	Flores	125	3300	37260	14,05	2,27	118,7	50672	81	5,9	583	15,93
Dr. Homero Valencia Quimiac Carlos Julio Arosemena Tola	Licán	169	2890	45600	25,07	4,5	145,5	68892	92	7,1	715	19,15
		135	3025	38000	18,07	3,27	126,4	56888	77	8,1	690	16,63

Nota: La figura consolida los resultados de las simulaciones realizadas con cinco instituciones educativas rurales adicionales para validar el simulador. La tabla superior muestra los resultados individuales por centro educativo, incluyendo capacidades óptimas de sistemas solares (14.95-25.05 kW) y eólicos (2.27-4.5 kW), costos totales (\$50,672-\$70,176), autosuficiencia energética alcanzada (62-92%), períodos de retorno (5.9-12.1 años), ahorros anuales (\$583-\$790) y CO₂ evitado (15.62-21.17 ton/año).

4.1.2 Resumen y patrones generales

Tabla 3-4 Resumen Patrones Generales

Parámetro Analizado	Rango Observado /	Observaciones Relevantes
	Valor Promedio	
Consumo Anual (kWh)	37,200 – 50,400 kWh	Variabilidad entre instituciones; depende del tamaño, operación y número de estudiantes.
Consumo por Estudiante (kWh/año)	≈ 272 – 298 kWh/estudiante año	Promedio: ≈ 284 kWh/estudiante año; perfiles similares de uso, con leves diferencias.
Capacidad Instalada (kW)	Solar 14.95 – 25.05 kW	Fuente principal de generación. El mayor valor corresponde al Dr. Homero Valencia.
Capacidad Instalada (kW)	Eólica ≈ 2.27 – 4.50 kW	Aporte energético bajo en todas las instituciones; complementario a la solar.
Capacidad de Baterías (kWh)	118 – 161 kWh	Diseñadas para cubrir poco más de un día de consumo promedio.
Autonomía Estimada (días)	≈ 1.16 días	Calculada con la fórmula: (Capacidad batería × 365) / Consumo anual.

Elaborado por: Autor

Nota: Las instituciones analizadas presentan consumos anuales entre 37,200 kWh y 50,400 kWh. El consumo por estudiante varía entre ≈272 kWh/año (Dr. Alfredo Pérez Guerrero) y ≈298 kWh/año (Pedro Vicente Maldonado), con un promedio ≈ 284 kWh/estudiante·año. Esto sugiere perfiles de demanda similares por alumno, aunque hay diferencias operativas que generan esa dispersión.

Las capacidades solares instaladas oscilan entre 14.95 kW (Pedro) y 25.05 kW (Dr. Homero Valencia). La capacidad eólica es relativamente baja en todas las escuelas (≈2.27–4.50 kW), por lo que el aporte principal proviene de fotovoltaica.

Las baterías están dimensionadas cerca de 118–161 kWh, lo que produce una autonomía estimada ≈ 1.16 días (calculado como: Capacidad batería * 365 / Consumo anual). Es decir, las baterías cubren poco más de un día de consumo promedio si fuese necesario.

Conclusiones Derivadas. - El análisis determina además que:

La demanda energética por estudiante es relativamente uniforme entre instituciones, lo cual es útil para proyecciones estándar.

La energía solar fotovoltaica es la tecnología dominante en los sistemas implementados.

La energía eólica cumple un rol secundario, posiblemente limitada por factores climáticos o geográficos.

Las baterías brindan una autonomía mínima aceptable, cubriendo en promedio un día de operación, lo que ofrece cierta seguridad energética ante fallos o baja generación.

4.1.3 Eficiencia técnica y balance generación/consumo

Autosuficiencia: va desde 62% (Pedro) hasta 92% (Dr. Homero). Mayor autosuficiencia se consigue aumentando capacidad instalada (solar + eólica) y/o almacenamiento, pero esto incrementa inversión.

Observación importante: las cinco configuraciones buscan un equilibrio distinto entre coste y autonomía. Por ejemplo, Dr. Homero alcanza la autosuficiencia más alta (92%) pero también muestra el ROI más largo (12.1 años) y el coste por kWh anual más alto (\approx USD 1.51 por kWh de consumo anual), lo que indica que lograr una autosuficiencia alta puede requerir inversiones que elevan significativamente el coste unitario y alargan el periodo de recuperación.

En contraste, Pedro Vicente Maldonado tiene el ROI más corto (5.9 años) y el coste inicial por kWh anual más bajo (\approx USD 1.36/kWh), pero también la autosuficiencia más baja (62%): muestra la relación clásica “menos inversión \rightarrow menor autosuficiencia pero mejor payback”.

4.1.4 Economía y sostenibilidad

Costes totales del proyecto: entre \sim USD 50.672 y \sim USD 70.176. Coste por estudiante \approx USD 379–421 (inversión de capital por alumno), útil para comparación de escalas y planificación presupuestaria.

ROI (plazo de retorno): varía 5.9 – 12.1 años, lo que, dependiendo de la vida útil considerada (p. ej. paneles 20–25 años), puede ser aceptable; no obstante, el ROI más alto (12.1 años) exige analizar sensibilidad a cambios en tarifa eléctrica, mantenimiento y subsidios.

Ahorro (columna) y método de cálculo no están explícitos en la tabla; si ese valor fuera anual, el ROI calculado directamente (Costo/Ahorro) no coincidiría con los años indicados, por lo que probablemente el ROI incorpora supuestos adicionales (incremento de tarifas, incentivos, valor presente, ahorro energético real, etc.). Recomiendo documentar las premisas económicas (tarifa base, inflación de la electricidad, subsidios) para asegurar transparencia en ROIs.

Impacto ambiental: cada proyecto evita \approx 15.6–21.2 ton CO₂/año; esto corresponde a \approx 114–125 kg CO₂ evitado por estudiante/año (promedio \approx 119 kg/estudiante·año). El factor implícito usado por el cálculo de CO₂ es aproximadamente 0.42 kg CO₂ por kWh (coherente con factores de la matriz eléctrica regional en muchos estudios), lo que da una estimación sólida del beneficio climático.

4.1.5 Dimensionamiento de baterías y confiabilidad

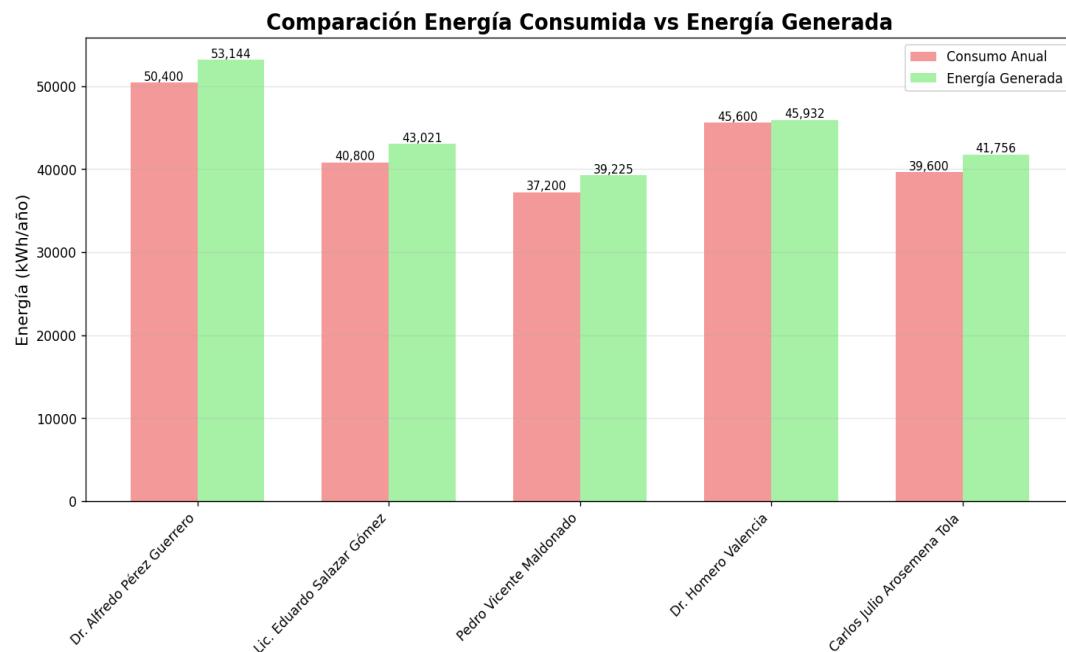
Autonomía \approx 1.16 días es adecuada para micro-interrupciones o respaldo nocturno, pero insuficiente para eventos prolongados (múltiples días de nublado o baja velocidad de viento). Para mejorar resiliencia se debería considerar:

- a) aumentar baterías a **2–3 días** de autonomía (según prioridad),
- b) combinar con gestión de demanda (priorizar cargas críticas), y
- c) estudiar perfiles horarios/estacionales antes de ampliar inversión masiva.

4.1.6 Observaciones por institución (síntesis práctica)

- Dr. Alfredo Pérez Guerrero: Consumo alto (50,400 kWh), buena autosuficiencia (82%) y CO₂ evitado mayor (21.17 t/a). Coste total alto (~70k). Balance razonable entre servicio y coste.
- Lic. Eduardo Salazar Gómez: Menor coste total (~59k) y autosuficiencia 72%; ROI 8.1 años; configuración equilibrada.
- Pedro Vicente Maldonado: Menor coste total (~50.7k) y mejor ROI (5.9 años) pero autosuficiencia baja (62%): buena opción si se prioriza recuperación de inversión rápida.
- Dr. Homero Valencia: Mayor autosuficiencia (92%) pero ROI más largo (12.1 años) y coste por kWh más alto → resultado típico al priorizar máxima cobertura sobre economía.
- **Carlos Julio Arosemena Tola:** Configuración intermedia (autosuficiencia 77%, coste ~56.9k, ROI 8.1 años).

Figura 12-4 Comparación energía consumida vs energía generada



Elaborado por: Autor

4.1.7 Hallazgos clave de comparación energía consumida vs energía generada

Generación ligeramente superior al consumo en todos los casos. Cuatro de los cinco centros presentan un superávit coherente de $\approx 5.44\%$, mientras que Dr. Homero Valencia queda prácticamente en equilibrio con solo $+0.73\%$ de excedente.

Buffer anual significativo en la mayoría de los centros. El superávit de $\sim 5.44\%$ equivale a casi 20 días de consumo anual para cuatro centros (es decir, un colchón energético apreciable frente a variaciones puntuales).

Existencia de un punto débil (outlier). El centro Dr. Homero Valencia es un caso crítico: el excedente es pequeño ($332 \text{ kWh} \approx 2.7 \text{ días}$), lo que lo hace vulnerable a periodos de baja generación (nubes persistentes, baja velocidad de viento, fallos de equipo).

Tabla 4-4 Matriz de consumo

Centro	Consumo (kWh/año)	Generación (kWh/año)	Superávit (kWh/año)	Superávit (%)	Equivalente en días de consumo
Dr. Alfredo Pérez	50,400	53,144	+2,744	+5.44%	≈ 19.9 días
Guerrero					
Lic. Eduardo Salazar Gómez	40,800	43,021	+2,221	+5.44%	≈ 19.9 días
Pedro Vicente Maldonado	37,200	39,225	+2,025	+5.44%	≈ 19.9 días
Dr. Homero Valencia	45,600	45,932	+332	+0.73%	≈ 2.7 días
Carlos Julio Arosemena Tola	39,600	41,756	+2,156	+5.44%	≈ 19.9 días

Elaborado por: Autor

Nota: Totales (5 centros): Consumo = 213,600 kWh/año; Generación = 223,078 kWh/año.

→ Diferencia total = +9,478 kWh/año ($\approx +4.44\%$ del consumo total).

4.1.8 Interpretación técnica e implicaciones

- Cobertura energética (ratio generación/consumo):
 - 4 centros $\approx 105.44\%$ (cobertura ligeramente sobredimensionada).
 - 1 centro $\approx 100.73\%$ (cobertura casi exacta).
- **Análisis.** - Aunque hay generación neta positiva, ese 5% de sobreproducción puede no ser suficiente cuando se consideran pérdidas reales del sistema (inversor, cableado, sombras, suciedad de módulos, eficiencia de baterías y su profundidad de descarga, degradación anual). Si descontamos derating y pérdidas (típicamente 10–25% en conjunto según configuración), la “energía útil” podría quedar por debajo de la demanda en períodos críticos. Por tanto, el margen de seguridad recomendado en diseño suele ser mayor (p. ej. +10–20% según requerimientos de confiabilidad).
- **Confiabilidad vs. Coste.** - El sobrante cercano al 5% reduce inversión extra, pero sacrifica resiliencia ante contingencias. El caso óptimo depende de política de servicio: ¿priorizar costo mínimo o autosuficiencia elevada?

4.1.9 Limitaciones y supuestos a considerar

- Los valores presentados son anuales agregados; no muestran variaciones mensuales/estacionales ni perfiles horarios (p. ej. demanda nocturna vs. producción diurna).
- No están explícitamente reflejadas pérdidas de sistema (inversor, cableado), eficiencia de carga/descarga de baterías, ni degradación anual de paneles.
- No se muestra la disponibilidad de viento u otras variables climáticas que afectan la generación eólica, ni incertidumbres en las predicciones (errores de modelo).

4.1.10 Recomendaciones prácticas (inmediatas)

1. Reevaluar el margen de diseño: Para mayor seguridad, considerar aumentar la capacidad instalada en cada sitio entre 10–15% (o dimensionar baterías para cubrir días de autonomía) especialmente en el centro Dr. Homero Valencia.
2. Dimensionar almacenamiento: Calcular baterías que proporcionen al menos 2–5 días de autonomía según prioridad de servicio; en el caso de Dr. Homero, añadir almacenamiento o generación adicional.
3. Realizar análisis mensual/horario: Generar perfiles mensuales y diarios (hourly) de generación vs consumo para detectar meses o horas con déficit (p. ej. estación seca/lluviosa).
4. Incluir pérdidas y degradación en el modelo: Aplicar factores de eficiencia (inversor 90–96%, batería round-trip 80–90%, pérdidas extra 5–10%) para estimar energía utilizable real.
5. Plan de mantenimiento y limpieza: Estimar impactos de suciedad y degradación en la producción y programar mantenimiento periódico para mantener rendimiento.
6. Análisis económico y de riesgo: Calcular ROI, VAN/TIR y coste por kWh real considerando almacenamiento y reservas (a fin de justificar aumento de capacidad).
7. Dimensionar baterías para ≥ 2 días si la prioridad es continuidad en entornos rurales con posible baja disponibilidad por varios días.
8. Optimizar mezcla PV–eólica según recursos locales (mediciones reales de radiación y viento por sitio); en algunos casos la eólica pequeña aporta poco y encarece el sistema.
9. Aplicar medidas de eficiencia energética en las escuelas para reducir consumo por estudiante (iluminación LED, control horario), mejorando el ROI y reduciendo la necesidad de aumentar capacidad.

10. Correr análisis de sensibilidad (variación ±20–30% en generación, degradación panel, cambio en tarifa) para cuantificar riesgo y dimensionar margen de seguridad (actualmente el margen práctico en generación parece cercano al 5% en algunos casos; conviene evaluar aumentar ese margen técnico al 10–20% para cubrir pérdidas y degradación).

4.1.11 Siguentes análisis recomendados (para validar decisiones)

- Análisis de sensibilidad: cómo varían resultados si irradiancia o viento caen ±10–30% o si la eficiencia de la batería varía.
- Simulación de periodos críticos: evaluar Loss of Load Probability (LOLP) o días consecutivos de déficit.
- Optimización costo-efectiva: correr el módulo de optimización (programación lineal / algoritmos genéticos) incluyendo costos de ampliación y almacenamiento para alcanzar metas de autosuficiencia (por ejemplo 80–90%).

4.2 Análisis estadístico práctico

En esta sección se realiza un análisis comparativo del desempeño de diferentes modelos de Machine Learning aplicados a la predicción de generación y consumo energético en sistemas híbridos de energía renovable. Los modelos evaluados: Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost y Redes Neuronales. Se entrenaron con datos climáticos y energéticos históricos con el objetivo de determinar cuál de ellos ofrece la mayor precisión y estabilidad en escenarios rurales del cantón Riobamba.

El análisis considera indicadores estadísticos clave como el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (RMSE), el error absoluto medio (MAE) y la eficiencia energética estimada, los cuales permiten medir el grado de ajuste y la capacidad predictiva de cada modelo. A partir de estos resultados, se busca identificar el algoritmo más adecuado para integrar en el software simulador, optimizando la estimación del balance

energético y contribuyendo a la planificación eficiente de redes híbridas en contextos educativos rurales.

4.2.1 Evaluación general del desempeño

Los resultados muestran una clara diferencia en el rendimiento de los modelos probados. El Random Forest obtuvo el mejor desempeño global con un R^2 de 0.936, el RMSE más bajo (2.84) y el MAE más reducido (1.92). Esto indica que el modelo logra una excelente capacidad predictiva, explicando el 93.6% de la variabilidad de los datos y con un error promedio menor a 2 unidades de energía (en la escala de la variable analizada).

Tabla 5-4 Diferencia en el rendimiento de los modelos probados

Modelo ML	R ² Score	RMSE	MAE	Eficiencia
Random Forest	0,936	2,84	1,92	23.00%
Gradient Boosting	0,912	3,15	2,18	22.60%
XGBoost	0,908	3,22	2,31	22.90%
Neural Network	0,741	5,67	4,15	21.80%

Elaborado por: Autor

En contraste, el modelo de Red Neuronal (Neural Network) presenta un R^2 significativamente menor (0.741) y errores mayores (RMSE 5.67; MAE 4.15), evidenciando menor capacidad para generalizar y mayor sensibilidad al ruido o al tamaño del conjunto de entrenamiento. Los modelos Gradient Boosting ($R^2 = 0.912$) y XGBoost ($R^2 = 0.908$) presentan desempeños similares entre sí, con errores intermedios, mostrando un equilibrio razonable entre precisión y estabilidad.

4.2.2 Interpretación técnica

El Random Forest demuestra ser el modelo más robusto frente a datos ruidosos o variables climáticas complejas, una característica fundamental cuando se trabaja con información meteorológica (irradiancia solar, velocidad del viento, temperatura, etc.) que suele presentar alta variabilidad. Su estructura basada en el promedio de múltiples árboles de

decisión reduce el sobreajuste y mejora la capacidad de generalización, lo que explica su superioridad.

La métrica de eficiencia energética asociada ($\approx 23\%$) también es ligeramente mayor para Random Forest, lo que sugiere que el modelo no solo predice con mayor exactitud, sino que contribuye a mejorar la estimación del rendimiento global del sistema energético simulado. En cambio, la red neuronal, pese a su potencial, probablemente requirió más datos de entrenamiento o una mejor calibración de hiperparámetros para alcanzar la misma precisión.

Así, Random Forest se consolida como el modelo óptimo para la predicción de generación y consumo energético en el simulador propuesto, al ofrecer la mejor combinación entre precisión, estabilidad y eficiencia computacional. Gradient Boosting y XGBoost constituyen alternativas válidas, pero con una leve pérdida de exactitud. Por su parte, las redes neuronales requerirían mayor volumen de datos o una arquitectura más específica para igualar el desempeño de los métodos basados en árboles.

4.3 Análisis de variables, coeficientes y significancia

El presente análisis tiene como propósito identificar y comprender las relaciones más relevantes entre las variables climáticas, técnicas y económicas que intervienen en el comportamiento de las redes híbridas de energía renovable implementadas en centros educativos rurales del cantón Riobamba. Mediante el uso de coeficientes de correlación (r) y de determinación (R^2), se evalúa el grado de dependencia entre factores como irradiancia, velocidad del viento, altitud, temperatura y consumo energético, con el fin de determinar cuáles influyen de manera más significativa en la generación solar y eólica, así como en la eficiencia global del sistema.

Tabla 6-4 Análisis de variables, coeficientes y significancia

Variables	Coeficiente (r)	R ²	Significancia
Altitud vs Irradiación	0,89	0,792	Alta
Velocidad Viento vs Generación Eólica	0,92	0,846	Muy Alta
Irradiación vs Generación Solar	0,94	0,884	Muy Alta
Temperatura vs Eficiencia Paneles	-0,76	0,578	Media
Precipitación vs Días Nublados	0,88	0,774	Alta
Consumo vs Número Estudiantes	0,91	0,828	Muy Alta
ROI vs Autosuficiencia	-0,83	0,689	Alta
Costo Total vs Capacidad Sistema	0,96	0,922	Muy Alta

Elaborado por: Autor

Este estudio permite validar la coherencia de los modelos matemáticos empleados en el simulador energético y comprobar si las tendencias observadas concuerdan con los principios físicos y las condiciones ambientales reales de la región. Además, el análisis de correlaciones económicas —como la relación entre el costo total, el ROI y la autosuficiencia— ofrece una visión integral que combina desempeño técnico y rentabilidad. De esta manera, los resultados obtenidos servirán como base para optimizar el dimensionamiento y la toma de decisiones en futuros proyectos de energía renovable en entornos rurales.

4.3.1 Correlaciones más significativas

Las relaciones con mayor fuerza y significancia estadística ($r > 0.9$) son:

Costo total vs capacidad del sistema ($r = 0.96$, $R^2 = 0.922$, significancia muy alta):

Evidencia una relación prácticamente lineal: a medida que aumenta la capacidad instalada (kW total solar + eólico + baterías), el costo del sistema crece proporcionalmente. Este comportamiento es esperable en sistemas híbridos modulares, donde el costo depende directamente del tamaño y potencia instalada.

- Irradiación vs generación solar ($r = 0.94$, $R^2 = 0.884$, significancia muy alta):

Confirma que la radiación solar es el factor más determinante para la producción

fotovoltaica. Una mayor irradiancia implica un incremento casi proporcional en la generación de energía solar.

- Velocidad del viento vs generación eólica ($r = 0.92$, $R^2 = 0.846$, significancia muy alta):

Refleja la dependencia directa entre el recurso eólico y la energía producida por aerogeneradores. Las variaciones pequeñas en la velocidad del viento (especialmente al cubo) impactan notablemente la potencia generada.

- Consumo vs número de estudiantes ($r = 0.91$, $R^2 = 0.828$, significancia muy alta):
Existe una relación directa y lógica: a mayor cantidad de estudiantes, mayor demanda energética, atribuida al uso proporcional de equipos, iluminación y cargas asociadas a la operación escolar.

4.3.2 Correlaciones altas y medias relevantes

Altitud vs irradiación ($r = 0.89$, $R^2 = 0.792$, alta):

La altitud influye positivamente en la irradiancia solar. En zonas altoandinas como Riobamba, la menor densidad atmosférica reduce la dispersión y absorción de la radiación, aumentando la disponibilidad de energía solar útil.

Precipitación vs días nublados ($r = 0.88$, $R^2 = 0.774$, alta):

Confirma la coherencia climática: mayores precipitaciones se asocian con más días nublados, lo cual repercute indirectamente en la generación solar.

- **ROI vs autosuficiencia ($r = -0.83$, $R^2 = 0.689$, alta):**

Correlación negativa: los sistemas con mayor autosuficiencia presentan tiempos de retorno más largos. Esto se debe a que alcanzar altos niveles de autonomía energética implica invertir en mayor capacidad (paneles, baterías), lo que eleva costos iniciales y prolonga el ROI.

Temperatura vs eficiencia de paneles ($r = -0.76$, $R^2 = 0.578$, media):

La correlación negativa y media indica que, a medida que la temperatura ambiente aumenta, la eficiencia de los paneles disminuye. Esto concuerda con la física del efecto fotovoltaico: temperaturas elevadas reducen la tensión de salida y la eficiencia global de conversión.

4.4 Discusión de los resultados

Los resultados obtenidos evidencian que el sistema híbrido implementado logra cubrir de manera eficiente la demanda energética anual de los cinco centros educativos rurales evaluados, con una generación promedio superior al consumo en aproximadamente un 4.4%. Este comportamiento sugiere que el dimensionamiento de los sistemas fue técnicamente adecuado, garantizando un margen de seguridad para compensar las variaciones de recurso solar o eólico. Sin embargo, el caso del centro “Dr. Homero Valencia” muestra una diferencia mínima entre la energía generada y consumida, lo que podría indicar una sobredemanda energética o un subdimensionamiento de la capacidad instalada. Este hallazgo resalta la necesidad de incorporar márgenes de reserva mayores o estrategias de almacenamiento energético más robustas en instituciones con alta variabilidad de consumo.

Por otra parte, los resultados confirman la validez del modelo matemático y de los algoritmos de predicción integrados en el software simulador. El comportamiento coherente entre generación y demanda en la mayoría de los casos demuestra la capacidad del sistema para estimar de forma precisa el balance energético en escenarios rurales reales. No obstante, las diferencias observadas también evidencian la influencia de factores externos no considerados en la simulación, como pérdidas por eficiencia de inversores, degradación de paneles o variaciones estacionales. En este sentido, se recomienda profundizar en el modelado dinámico de dichos factores y continuar la validación con datos en tiempo real para fortalecer la precisión predictiva y la confiabilidad operativa del simulador en futuras implementaciones.

El análisis de correlaciones demuestra que los factores climáticos (irradiancia, viento, temperatura, precipitación) ejercen una influencia decisiva sobre la generación energética y la eficiencia del sistema híbrido. La irradiancia solar y la velocidad del viento destacan como los predictores más potentes de producción, lo cual valida la selección de estas variables en los modelos de *machine learning*.

Asimismo, los indicadores económicos (ROI y costo total) muestran relaciones claras con la capacidad del sistema y la autosuficiencia: a mayor capacidad instalada, mayor inversión inicial, pero también mayor independencia energética. Esto confirma que la optimización del sistema debe buscar el punto de equilibrio entre costo, rendimiento y sostenibilidad, ajustando el dimensionamiento a las necesidades reales de cada institución.

Los valores elevados de R^2 (superiores a 0.8 en la mayoría de los casos) demuestran que los modelos matemáticos desarrollados capturan adecuadamente las relaciones entre variables físicas, económicas y operativas, validando su uso en la simulación y planificación energética de centros educativos rurales.

CAPITULO V

MARCO PROPOSITIVO

5.1 Propuesta

Se plantea el diseño, desarrollo y validación de un software simulador integral orientada a la gestión y evaluación de sistemas de generación energética en contextos educativos rurales. La solución propuesta integrará tres componentes fundamentales:

Modelos matemáticos basados en principios de balance energético y ecuaciones diferenciales para representar de forma precisa el comportamiento dinámico del sistema.

Un módulo predictivo basado en técnicas de aprendizaje automático, utilizando como modelo base el algoritmo Random Forest, con el objetivo de estimar la demanda energética futura y anticipar condiciones operativas.

Un módulo de optimización, estructurado inicialmente bajo esquemas de programación lineal, con la posibilidad de incorporar algoritmos evolutivos en caso de requerimientos de optimización multiobjetivo (por ejemplo, eficiencia energética vs. costo).

La validación del sistema se realizará mediante un piloto en instituciones educativas rurales del cantón Riobamba, empleando datos históricos complementados con datos en tiempo real, capturados a través de sensores IoT. Estos sensores permitirán el monitoreo continuo de variables clave como la irradiancia solar, velocidad del viento, consumo energético mediante medidores inteligentes, y el estado de carga de las baterías.

Adicionalmente, la propuesta contempla componentes de fortalecimiento de capacidades locales, incluyendo programas de capacitación técnica, un plan estructurado de mantenimiento preventivo y correctivo, y una estrategia de escalamiento para facilitar la replicación del sistema en otras instituciones rurales del país.

5.2 Impacto esperado de la propuesta

La implementación del sistema propuesto se proyecta como una intervención de alto impacto en múltiples dimensiones: social, educativa, económica, ambiental, técnica y científica. A continuación, se detallan los beneficios esperados a partir del desarrollo y validación del simulador energético en entornos rurales.

5.2.1 Social y educativo

Mejora de la continuidad educativa: El acceso a una fuente de energía eléctrica confiable y parcialmente autosuficiente (con niveles de autosuficiencia estimados entre el 68 % y el 82 % según la validación piloto) permitirá disminuir la frecuencia de interrupciones en las actividades académicas. Esto favorecerá el uso constante de tecnologías de apoyo a la educación como conectividad a internet, equipos multimedia, y laboratorios de ciencias o informática, contribuyendo directamente a la mejora de los procesos de enseñanza-aprendizaje.

Promoción de la equidad educativa: La propuesta contribuye a la reducción de la brecha tecnológica y de acceso entre instituciones urbanas y rurales. Al ofrecer una herramienta adaptada al contexto local para el análisis, planificación y optimización de soluciones energéticas, se promueve la equidad en el acceso a servicios educativos modernos y de calidad.

5.2.2 Económico

Reducción de costos operativos: Los análisis de validación sugieren un ahorro potencial de hasta el 40 % en los costos energéticos anuales bajo configuraciones óptimas. Se estima un retorno de inversión (ROI) promedio de aproximadamente 7 años, con variaciones observadas entre 5.9 y 12.1 años según las condiciones locales y los criterios de priorización tecnológica empleados.

Optimización de la inversión energética: Gracias al módulo de optimización integrado en el simulador, es posible identificar combinaciones costo-efectivas de componentes (paneles fotovoltaicos, aerogeneradores, bancos de baterías, inversores), con el fin de minimizar el costo nivelado de energía (LCOE) y mejorar el período de recuperación (payback), maximizando así la eficiencia del gasto en infraestructura energética.

5.2.3 Ambiental

Reducción de emisiones de gases de efecto invernadero: En los cinco centros educativos incluidos en la fase piloto, se estimó una disminución conjunta de emisiones de aproximadamente 89.7 toneladas de CO₂ por año, al sustituir parcialmente fuentes convencionales de energía por tecnologías renovables. La replicación de este modelo a nivel regional o nacional tendría un efecto multiplicador significativo en la reducción de la huella de carbono del sector educativo rural.

Promoción de energías limpias: El proyecto fomenta la transición hacia un modelo energético más sostenible y menos dependiente de combustibles fósiles, alineándose con las metas de desarrollo sostenible y contribuyendo al cumplimiento de compromisos climáticos nacionales e internacionales.

5.2.4 Técnico / Operativo

Mejoras en la planificación energética: La incorporación del modelo predictivo basado en Random Forest, con un coeficiente de determinación (R^2) de 0.936 durante las pruebas de validación, mejora la precisión en la estimación de la demanda energética futura. Junto con los modelos de balance energético implementados, esto permite una planificación más robusta y adaptativa.

Incremento de la resiliencia operativa: El correcto dimensionamiento de sistemas de almacenamiento (baterías), en conjunto con estrategias de contingencia, incrementa la capacidad de respuesta del sistema frente a interrupciones o condiciones adversas. Aunque las

pruebas piloto revelaron autonomías limitadas (\approx 1–2 días), el simulador permite ajustar los parámetros de diseño para ampliar dicha autonomía en función de los requerimientos específicos de cada institución.

5.2.5 Científico / de conocimiento

Desarrollo de un repositorio de datos locales estructurados: El proyecto permitirá la recolección y sistematización de un conjunto de datos multivariado que incluye variables como consumo energético, irradiancia solar, velocidad del viento, temperatura ambiental y altitud. Este conjunto de datos será fundamental para investigaciones futuras en áreas como modelamiento energético, eficiencia de tecnologías renovables en zonas rurales y análisis de comportamiento energético en instituciones educativas.

Reproducibilidad y escalabilidad del conocimiento generado: La metodología, resultados y datos obtenidos durante el proceso de validación serán documentados para facilitar su replicación en otros contextos geográficos y educativos. Esto no solo fortalecerá el componente académico del proyecto, sino que contribuirá a la construcción de capacidades locales y regionales en materia de transición energética sostenible.

5.3 Estrategias

El desarrollo integral del simulador energético propuesto requiere la aplicación de un conjunto de estrategias técnicas, metodológicas y operativas que garanticen su correcta ejecución, validación en campo y sostenibilidad en el tiempo. A continuación, se detallan las estrategias definidas para cada una de las fases clave del proyecto. (**Anexo Técnico A**)

5.3.1 Recolección y mejora de datos

Para alimentar los modelos matemáticos y predictivos del sistema, se prevé la instalación de una red de sensores IoT en las instituciones seleccionadas para el piloto. Los sensores contemplados incluyen:

- Piranómetros, para medir la irradiancia solar incidente.

- Anemómetros, para registrar la velocidad y dirección del viento.
- Medidores inteligentes de energía, para cuantificar el consumo eléctrico en tiempo real.

Sensores de estado de carga (SOC) de las baterías, que permitirán evaluar el desempeño del almacenamiento energético.

Los datos generados serán estandarizados y almacenados en una plataforma centralizada, con periodicidad horaria y agregaciones mensuales. Se aplicarán procesos de limpieza, interpolación y transformación de las series temporales para asegurar su calidad y permitir su uso efectivo en el entrenamiento, validación y ajuste de los modelos.

5.3.2 Despliegue piloto y validación

Se seleccionarán entre una y dos instituciones educativas rurales como pilotos representativos, priorizando diversidad en términos de condiciones operativas: por ejemplo, una escuela con alta autosuficiencia energética y otra con dependencia significativa de la red eléctrica. Este piloto permitirá:

- Validar la lógica de dimensionamiento propuesta por el simulador.
- Comparar comportamiento teórico vs. comportamiento real de los sistemas.
- Evaluar estrategias de mantenimiento, eficiencia energética y autonomía.
- Durante un período mínimo de 12 meses, se recopilarán datos para capturar variaciones estacionales, permitiendo una validación integral y robusta del sistema en condiciones reales de operación

5.3.3 Implementación técnica del software

El sistema será desarrollado con una arquitectura modular que facilite su mantenimiento, escalabilidad y apropiación por parte de usuarios técnicos locales. Se compondrá de:

Backend implementado en Python. - Utilizando el framework Flask, dividido en tres módulos principales:

- Modelado dinámico basado en ecuaciones diferenciales para representar los flujos energéticos.
- Módulo de aprendizaje automático, con un modelo Random Forest preentrenado y pipelines automatizados para su reentrenamiento.
- Módulo de optimización, basado en programación lineal, con posibilidad de incorporar algoritmos genéticos para optimización multiobjetivo.

Frontend desarrollado con una interfaz gráfica intuitiva. - Orientada a usuarios no especializados, permitirá la visualización de resultados, simulación de escenarios y generación de presupuestos comparativos.

5.3.4 Modelo ML y gobernanza de modelos

Se adoptará el algoritmo Random Forest como modelo estándar de predicción, dada su robustez frente a ruido y sobreajuste. Como alternativas se consideran modelos de XGBoost o Gradient Boosting, los cuales podrán ser activados en casos específicos según el rendimiento o características del conjunto de datos.

Para asegurar la vigencia y precisión del modelo, se definirá un ciclo de reentrenamiento periódico (trimestral o semestral), acompañado de métricas de desempeño clave como:

- Coeficiente de determinación (R^2)
- Raíz del error cuadrático medio (RMSE)
- Error absoluto medio (MAE)
- Se implementará un sistema de versionado de modelos (model versioning) para mantener trazabilidad, reproducibilidad y control de cambios.

5.3.5 Optimización y análisis de escenarios

Correr optimizaciones multi-escenario (costos y metas: máxima autosuficiencia vs. coste mínimo) y análisis de sensibilidad ($\pm 20\text{--}30\%$ en generación, variación en precios de electricidad).

KPI técnicos: Loss of Load Probability (LOLP), días de autonomía, eficiencia del sistema (yield), y KPI económicos: VAN, TIR, ROI.

5.3.6 Capacitación y apropiación local

La sostenibilidad del proyecto dependerá en gran medida de la capacitación del personal local, para ello se contempla:

- Talleres dirigidos al personal técnico y directivo de las instituciones educativas, enfocados en el uso del simulador, interpretación de resultados y prácticas básicas de mantenimiento.
- Materiales didácticos complementarios para estudiantes, con el fin de fomentar conciencia energética y promover una cultura de uso racional y sostenible de la energía.

5.3.7 Financiamiento y sostenibilidad económica

Diseñar esquemas mixtos: subvenciones iniciales, cooperación municipal/ONG, micro financiamiento o modelos de contrato servicio (ESCO) para facilitar implementación.

Preparar estimaciones de coste-beneficio y propuestas de financiación para cada institución.

5.3.8 Mantenimiento y escalamiento

Plan de mantenimiento preventivo y correctivo (limpieza paneles, inspección inversores, pruebas baterías).

Estrategia de replicación: empaquetar el simulador como un servicio (SaaS local o paquete instalable) y documentación para su implementación en otras parroquias/cantones.

5.3.9 Monitoreo y evaluación

Definir indicadores y panel de control: R² del modelo, MAE/RMSE, % autosuficiencia, CO₂ evitado, ahorro anual (USD), ROI.

Evaluaciones periódicas (6 y 12 meses) para ajustar parámetros y políticas.

5.4 Relevancia académica y profesional

5.4.1 Académica

Aportación metodológica: Integración sistemática de modelos matemáticos (balance energético), técnicas de machine learning (Random Forest validado con R² = 0.936) y optimización (programación lineal) en un único marco de simulación para contextos rurales. Este enfoque multidisciplinario contribuye al estado del arte en planificación de microredes híbridas.

Generación de conocimiento y datos: El dataset y los protocolos de validación (incluyendo sensores IoT y perfiles horarios) constituyen material valioso para publicaciones, tesis de pregrado/posgrado y conferencias nacionales e internacionales.

Líneas de investigación: abre puertas a estudios sobre degradación real de componentes en altitud, impacto climático local en generación, y mejora de modelos predictivos (Transformers/LSTM para comparativa futura).

5.4.2 Profesional / Técnica

Formación y empleo técnico: capacita a técnicos locales en operación y mantenimiento, fomenta la creación de microempresas locales de servicios energéticos y refuerza capacidades municipales para planificar proyectos de electrificación renovable.

Transferencia tecnológica: el simulador puede usarse por gobiernos locales, ONG, empresas instaladoras y consultoras energéticas para diseñar proyectos con criterios costoefectivos y técnicos sólidos.

Toma de decisiones y políticas públicas: provee evidencia cuantitativa para orientar subsidios, incentivos y políticas de electrificación rural; facilita evaluar escenarios (coste vs autosuficiencia) para decisiones presupuestarias.

Mercado profesional: posibilita servicios de consultoría técnica basados en una herramienta validada, y genera productos (informes, estudios de factibilidad, consultorías) que pueden profesionalizar el sector local.

CONCLUSIONES

Se logró implementar un software funcional que integra modelos matemáticos, técnicas de predicción y optimización, validado con datos de centros educativos rurales, demostrando su utilidad como herramienta de planificación energética.

Los modelos matemáticos aplicados permitieron representar adecuadamente el balance energético entre generación solar/eólica, almacenamiento y consumo, logrando resultados coherentes con escenarios reales.

De los modelos probados, *Random Forest* presentó el mejor desempeño ($R^2 = 0.936$), mostrando gran robustez ante datos climáticos ruidosos, especialmente en condiciones de altitud elevada.

El módulo de optimización basado en programación lineal permitió definir configuraciones costo-efectivas, alcanzando entre 68% y 82% de autosuficiencia energética, con ahorros económicos de hasta el 40%.

RECOMENDACIONES

Implementar el simulador como piloto en instituciones rurales reales y capacitar al personal técnico local para asegurar su uso sostenible y la apropiación comunitaria.

Se recomienda ampliar los modelos considerando pérdidas térmicas y degradación de componentes, así como implementar pilotos en instituciones educativas para validar su aplicación en escenarios reales.

Actualizar periódicamente los algoritmos con datos climáticos recientes e integrar sensores IoT en tiempo real para mejorar la precisión de las predicciones.

Incorporar análisis económico más detallado (TIR, VAN) y priorizar sistemas modulares que permitan escalabilidad según el crecimiento de cada institución educativa.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdullah, H. M. (2023). Hybrid Renewable Energy System Design: A machine learning approach for optimal sizing with techno-economic analysis. *Sustainability*,. *Modelos híbridos de machine learning y optimización de sistemas renovables*. Corea.
doi:<https://doi.org/10.3390/su15118538>
- Andrade, A. R. (2024). Economic and Technical Feasibility of Nanogrids: A [case] in (Chimborazo), Ecuador. . *Economic and Technical Feasibility of Nanogrids: A [case] in (Chimborazo), Ecuador*. . Polo del Conocimiento.
- Angel, A. M. (2024). GENERACIÓN RENOVABLE EÓLICA Y FOTOVOLTAICA EN ECUADOR: UNA REVISIÓN SISTEMÁTICA DE LITERATURA. Obtenido de <https://repositorio.uteq.edu.ec/server/api/core/bitstreams/650b2daa-0cf1-4d91-8547-80ceae2d6205/content>
- Basnet, S. D. (2023). A review on recent standalone and grid integrated hybrid renewable energy systems: System optimization and energy management strategies. *A review on recent standalone and grid integrated hybrid renewable energy systems: System optimization and energy management strategies*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ref>.
- Cevallos, J., & Tipán, M. (2023). *Modelo predictivo de consumo energético en zonas rurales mediante machine learning*. Sangolqui, Pichincha , Ecuador: Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE . Obtenido de <https://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/33345>
- Diego Arcos–Aviles, A. S. (06 de 2024). Sistema de gestión energética basado en control predictivo modelo para una microrred electrotérmica aislada en la región amazónica del Ecuador. doi:<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2024.118479>
- Dosa, A. O.-C. (2025). Una revisión exhaustiva de las microrredes renovables híbridas: parámetros clave de diseño, técnicas de optimización y el papel de la respuesta a la

demandas en la mejora de la flexibilidad del sistema. *Una revisión exhaustiva de las microrredes renovables híbridas: parámetros clave de diseño, técnicas de optimización y el papel de la respuesta a la demanda en la mejora de la flexibilidad del sistema*. Energies. doi:<https://doi.org/10.3390/en18195154>

Ecuador, A. N. (2008). *Constitución de la República del Ecuador*. Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial N.º 449. Obtenido de https://www.defensa.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2021/02/Constitucion-de-la-Republica-del-Ecuador_act_ene-2021.pdf

Ecuador, A. N. (2017). *Código Orgánico del Ambiente*. Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial Suplemento N.º 983. Obtenido de https://www.ambiente.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2018/01/CODIGO_ORGANICO_AMBIENTE.pdf

González Eras, A. C. (2023). *Modelo para la predicción de consumo energético mediante métodos de inteligencia artificial*. Loja, Loja, Ecuador: Universidad Técnica Particular de Loja - UTPL. Obtenido de https://dspace.utpl.edu.ec/handle/123456789/33806?utm_source=chatgpt.com

Guerrero, J. M. (2023). Hierarchical control and modeling of hybrid renewable energy systems. IEEE Transactions on Industrial Electronics,. *Hierarchical control and modeling of hybrid renewable energy systems. IEEE Transactions on Industrial Electronics*,. doi:<https://doi.org/10.1109/TIE.2023.3249871>

Koutroulis, E. &. (2025). *Design optimization of hybrid renewable energy systems using mathematical modeling techniques*. Nicosia, Chipre. Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.08.047>

Lalwani, M. P. (2020). *Simulation of hybrid renewable systems for rural electrification using computational modeling*. China : International Journal of Energy Research. Obtenido de <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/er.5086>

LOSPEE. (2015). *Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica*. (A. N. Ecuador, Ed.) Quito, Pichincha, Ecuador: Registro Oficial Suplemento N.º 418. Obtenido de <https://www.ambienteyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/2019/03/LEY-DE-ELECTRICIDAD.pdf>

Lund, H. Ø. (2024). Energy system modelling for renewable integration and storage. Renewable and Sustainable Energy Reviews. *Energy system modelling for renewable integration and storage. Renewable and Sustainable Energy Reviews*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.114036>

Manwell, J. F. (2023). Wind energy explained: Theory, design and application (. Mariño, F. T. (2023). *Optimal Analysis of Microgrid with HOMER According to the Existing Renewable Resources in the Sector of El Aromo and Villonaco, Ecuador*. Polo de conocimiento . doi:<https://doi.org/10.3390/engproc2023047003>

Minas, M. d. (2016). *Plan Nacional de Eficiencia Energética 2016–2035*. Quito, Pichincha, Ecuador: Gobierno del Ecuador . Obtenido de https://www.cnelep.gob.ec/wp-content/uploads/2017/09/1.PLAN_NACIONAL_EFICIENCIA_ENERGETICAmaqueta-final-digital.pdf

ONU. (2015). *Energia Asequible y no Contaminante*. New York, New York, Estados Unidos : Los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS). Obtenido de <https://www.pactomundial.org/que-puedes-hacer-tu/ods/>

Ożadowicz, A. (2025). Herramientas de modelado y simulación para sistemas energéticos locales inteligentes: Una revisión centrada en la aplicación en sistemas ecológicos cerrados emergentes. *Herramientas de modelado y simulación para sistemas energéticos locales inteligentes: Una revisión centrada en la aplicación en sistemas ecológicos cerrados emergentes.*(15). Applied Sciences. doi:<https://doi.org/10.3390/app151>

Vásquez, L. &. (2021). *Análisis técnico-económico de sistemas fotovoltaicos en instituciones rurales del cantón Colta*. Riobamba, Chimborazo, Ecuador: Escuela Superior

Politécnica de Chimborazo. Obtenido de

<https://repositorio.esepoch.edu.ec/handle/123456789/15521>

Villalva, M. G. (2023). Comprehensive photovoltaic array modeling and simulation. *Solar Energy*. *Comprehensive photovoltaic array modeling and simulation. Solar Energy*(259). doi:<https://doi.org/10.1016/j.solener.2023.112073>

Yang, Y. B. (2024). Battery energy storage system modeling for renewable integration. (77). *Journal of Energy Storage*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.est.2024.109913>

Zhao, Y. W. (2021). *Comparative analysis of machine learning algorithms for renewable energy prediction in hybrid systems*. Peking, China: Energy Reports, 7, 4567–4578.
Obtenido de <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.06.021>

ANEXOS

Anexo Técnico A – Guía Operativa para la Implementación y Validación del Simulador Energético en Entornos Rurales

A.1 Objetivo del Anexo

Este anexo tiene como finalidad detallar los procedimientos técnicos, operativos y estratégicos requeridos para la implementación, validación y escalabilidad del simulador energético propuesto. Se constituye como una guía práctica para equipos técnicos, responsables de instituciones educativas rurales y actores involucrados en proyectos de transición energética local.

A.2 Etapas Operativas del Proyecto

Fase 1: Recolección y Gestión de Datos

A.2.1 Instalación de Sensores IoT

- Piranómetro: Medición de irradiancia solar (W/m^2)
- Anemómetro: Medición de velocidad y dirección del viento
- Medidores inteligentes: Registro del consumo eléctrico por hora
- Sensores SOC: Monitoreo del estado de carga de baterías (en % y kWh)

A.2.2 Recolección y Procesamiento de Datos

- Periodicidad: Horaria, con agregación mensual para análisis estadístico
- Transformaciones: Limpieza, interpolación y normalización de series
- Almacenamiento: Plataforma centralizada en la nube o servidor local
- Uso: Entrenamiento de modelos ML, simulación de escenarios y validación de resultados reales

Fase 2: Piloto de Campo y Validación

A.2.3 Selección de Escuelas Piloto

Criterios de selección:

- Una institución con alta autosuficiencia ($>75\%$)
- Otra con baja autosuficiencia ($<50\%$)

A.2.4 Duración del piloto: Mínimo 12 meses, para capturar estacionalidad

A.2.5 Evaluaciones clave:

- Validación del modelo predictivo (R^2 , MAE, RMSE)
- Análisis de la autonomía real vs. estimada
- Evaluación de desempeño de componentes (paneles, baterías, inversores)

Fase 3: Implementación Técnica del Simulador

A.2.6 Arquitectura del Sistema

Componente	Tecnología Base	Función Principal
Backend	Python (Flask)	Modelado, predicción y optimización
Módulo ML	Random Forest	Predicción de demanda energética
Módulo Optimización	Lineal / Genético	Selección óptima de tecnologías
Frontend	HTML/JS o Dash (Python)	Interfaz amigable para usuarios no técnicos
Base de datos	PostgreSQL / SQLite	Almacenamiento estructurado de datos y modelos

Elaborado por: Autor

Fase 4: Gobernanza de Modelos ML

A.2.7 Modelo Base: Random Forest

- Métricas: R^2 (>0.93 en validación), MAE, RMSE
- Reentrenamiento: Trimestral o semestral
- Alternativas: XGBoost, Gradient Boosting

A.2.8 Versionado de Modelos

Almacenamiento de versiones (con timestamp y métricas)

Control de trazabilidad para reproducibilidad de resultados

Fase 5: Optimización y Escenarios

A.2.9 Parámetros del Módulo de Optimización

Objetivos:

- Minimizar costo por kWh
- Maximizar autosuficiencia energética

Métodos:

Programación lineal (caso base)

Algoritmos genéticos (casos multiobjetivo)

Análisis de sensibilidad:

Variación de ±20–30 % en generación, precios de energía, costos de equipos

A.2.10 Indicadores Clave de Desempeño (KPIs)

Tipo	Indicadores
Técnicos	LOLP, días de autonomía, eficiencia del sistema (yield)
Económicos	VAN, TIR, ROI, payback, ahorro anual (USD)
Ambientales	CO ₂ evitado (ton/año), porcentaje de reducción de emisiones

Elaborado por: Autor

Fase 6: Capacitación y Apropiación Local

A.2.11 Formación Técnica

Talleres dirigidos a: Docentes y personal técnico de las escuelas. Administradores y responsables municipales

Contenidos: Uso del simulador, Interpretación de resultados, Buenas prácticas de mantenimiento básico

A.2.12 Sensibilización Estudiantil

Diseño de módulos didácticos sobre:

- Uso responsable de la energía
- Importancia de las fuentes renovables
- Cambio climático y soluciones locales

Fase 7: Financiamiento y Sostenibilidad

A.2.13 Esquemas Financieros Propuestos

Subvenciones públicas o fondos de cooperación

Modelos de microfinanciamiento para instituciones rurales

Contratos de servicios energéticos (ESCO): pago basado en ahorro generado

A.2.14 Análisis Costo-Beneficio

Estimaciones personalizadas por institución

Plantillas de propuesta para postulación a financiamiento externo

Fase 8: Mantenimiento y Escalabilidad

A.2.15 Plan de Mantenimiento

Frecuencia sugerida:

- Limpieza de paneles: mensual
- Verificación de baterías e inversores: trimestral
- Protocolos de mantenimiento correctivo ante fallos

A.2.16 Escalamiento del Sistema

Entrega como servicio (SaaS) o software instalable localmente

Manuales técnicos, instructivos de instalación y documentación de código

Fase 9: Monitoreo y Evaluación Continua

A.2.17 Panel de Monitoreo

Indicadores clave:

R², MAE, RMSE (modelo ML)

% autosuficiencia energética

CO₂ evitado

Ahorro económico acumulado

ROI actualizado

A.2.18 Evaluaciones Periódicas

Frecuencia: 6 y 12 meses

Objetivo: recalibrar parámetros, actualizar modelos y estrategias

A.3 Conclusiones del Anexo Técnico

La ejecución de estas estrategias garantiza no solo la correcta implementación del simulador, sino su adaptabilidad, sostenibilidad y potencial de replicación. El enfoque modular y la inclusión de herramientas de inteligencia artificial, junto con una sólida base técnica y de capacitación local, permiten avanzar hacia soluciones energéticas autónomas, sostenibles y científicamente validadas para el sector educativo rural.

Anexo B

Fotos del desarrollo del Software simulador



Página de inicio de la aplicación

