

**Horizonte 2050: sistema web de análisis predictivo del consumo eléctrico per cápita global
mediante modelos de regresión lineal**

Joan Ricardo Roa Mora

Asesora:

María Bernarda Pino Julio

Universidad Nacional Abierta y a Distancia - UNAD

Escuela de Ciencias Básicas, Tecnología e Ingeniería - ECBTI

Tecnología en Desarrollo de Software

2025

Agradecimientos

A Dios, columna de nube de día y de fuego de noche (Éxodo 13:21), que guio al pueblo en el desierto, así también ha guiado mi caminar en cada etapa de este proyecto. Ha sido presencia constante, luz en el abismo y fuerza en la fatiga.

A quienes, con su luz o con su sombra, moldearon el camino que me trajo hasta este umbral cumplido.

A mis padres, raíz firme de mis días, por el amor incondicional que siempre florece, incluso en las estaciones más difíciles.

A Agustín, mi hijo, por ser el fuego en las calderas de este buque; por recordarme, incluso en los días más densos, que hay destinos luminosos que sólo se alcanzan navegando con el corazón encendido.

A Jeison, mi hermano, por ser inspiración constante, un ejemplo que honra con su andar el noble oficio de la ingeniería y en cuya estela he aprendido a edificar sueños.

A Lina, por su paciencia inquebrantable y su fe inagotable; por sostener el timón cuando los vientos se oponían, por creer incluso cuando la niebla parecía infinita.

A mis maestros, faros intelectuales que sembraron más preguntas que respuestas, y con ello, la semilla de este viaje.

A la Ingeniera Maria Bernarda Pino, mentora de mirada crítica y palabra justa, por ser brújula, viento y timón en esta travesía.

A mis compañeros de senda, los otros Ricardos, con quienes compartí noches de código y días de incertidumbre; por su complicidad, entusiasmo y fuerza colectiva.

A quienes aportaron un dato, una idea, un consejo, una sonrisa, un silencio. A todos los que, sin saberlo, han dejado una huella en este proyecto, y en mí.

A lo que fue, a lo que es y a lo que será.

Gracias.

Resumen

Este trabajo presenta el diseño y desarrollo de una aplicación web predictiva, denominada *Horizonte 2050*, cuyo propósito es estimar el consumo energético per cápita global hasta el año 2050, utilizando técnicas de regresión lineal. La herramienta fue construida sobre una arquitectura ligera basada en Flask y Python, e integra una interfaz intuitiva que permite la selección de país y año para realizar predicciones personalizadas.

Mediante la carga de datos históricos en formato CSV, el sistema ejecuta un preprocesamiento automatizado, que incluye la imputación de valores faltantes por media. A partir de estos datos, se generaron gráficos de tendencia que combinan información histórica con proyecciones futuras.

El modelo central se apoya en la clase *LinearRegression* de la biblioteca *scikit-learn*, garantizando resultados ajustados al comportamiento de los datos. La aplicación busca apoyar la toma de decisiones estratégicas en planificación energética, siendo útil tanto para gobiernos como para instituciones académicas o investigadores independientes. Además, el diseño modular facilita futuras extensiones, como nuevos métodos de aprendizaje automático, filtros interactivos o integraciones con APIs de datos en tiempo real.

Palabras clave: consumo energético, regresión lineal, aplicación web, predicción energética, machine learning, energía per cápita.

Abstract

This project presents the design and development of a predictive web application called *Horizonte 2050*, aimed at estimating global per capita energy consumption up to the year 2050 using linear regression techniques. The tool is built on a lightweight architecture using Flask and Python, and it features an intuitive interface that allows users to select a country and a target year for customized projections.

Historical consumption data in CSV format is uploaded through the interface, then automatically preprocessed, including missing value imputation by row mean. The application generates trend graphs that combine historical data with future predictions. The core model uses the *LinearRegression* class from the *scikit-learn* library, ensuring accurate adjustments to data patterns.

This system serves as a strategic decision-making aid for energy planning, benefiting governments, academic institutions, and independent researchers alike. Its modular design supports future enhancements such as additional machine learning methods, interactive filtering, and real-time data integration via APIs.

Keywords: energy consumption, linear regression, web application, prediction, machine learning, per capita energy.

Tabla de Contenido

Introducción	11
Justificación del Problema	13
Planteamiento del Problema	15
Objetivos.....	17
Objetivo General.....	17
Objetivos Específicos.....	17
Contexto Ambiental y Energético Global.....	18
Alcance y Limitaciones del Proyecto	20
Marco Teórico.....	23
Consumo Energético per Cápita	24
Modelos Predictivos en Energía	25
Regresión Lineal: Fundamentos y Aplicación.....	26
Supuestos Matemáticos.....	26
Aprendizaje Automático Aplicado a Series Temporales	28
Inteligencia Artificial en Energía.....	29
Herramientas y Tecnologías Utilizadas	29
Estado del Arte.....	30
Proyectos Similares y Herramientas Actuales	31
Comparativa de Tecnologías y Modelos.....	33
Metodología	36
Enfoque Metodológico y Ciclo de Vida del Desarrollo.....	36
Descripción General de la Arquitectura del Sistema	39

Backend del Sistema Horizonte 2050: Procesamiento, Predicción y Lógica de Negocio	42
Frontend del Sistema Horizonte 2050: Interfaz de Usuario y Experiencia	44
Dataset: Origen, Estructura, Preprocesamiento	45
Modelado Predictivo: Diseño del Modelo y Validación.....	48
Librerías y Herramientas Utilizadas	50
Análisis y Diseño del Sistema.....	53
Requisitos Funcionales	53
Requisitos No Funcionales	54
Casos de Uso del Sistema	55
Diseño de Interfaz Gráfica de Usuario (GUI).....	58
Diagramas de Arquitectura y Flujo.....	64
Resultados	70
Ejecución del Sistema	70
Proyecciones Generadas	72
Gráficas de Consumo Histórico y Futuro	74
Validación del Modelo Predictivo	76
Análisis de Errores y Limitaciones	80
Conclusiones	83
Recomendaciones	85
Referencias Bibliográficas	87

Lista de Tablas

Tabla 1 <i>Tecnologías Aplicadas en Predicción Energética</i>	32
--	----

Lista de Figuras

Figura 1	<i>Diagrama de la Arquitectura Cliente-Servidor con Módulos ML.....</i>	<i>39</i>
Figura 2	<i>Caso de Uso 1, Descarga, Preprocesamiento y Preparación de los Datos.....</i>	<i>53</i>
Figura 3	<i>Caso de Uso 2, Selección País y Año Objetivo.....</i>	<i>53</i>
Figura 4	<i>Caso de Uso 3, Visualización e Interpretación de Resultados.....</i>	<i>54</i>
Figura 5	<i>Visualización de la Modularidad de la Interfaz Mediante Inspección HTML.....</i>	<i>56</i>
Figura 6	<i>Retroalimentación Asíncrona del Sistema Tras el Preprocesamiento.....</i>	<i>58</i>
Figura 7	<i>Visualización Integrada de Predicciones en la Interfaz del Sistema.....</i>	<i>59</i>
Figura 8	<i>Adaptabilidad de la Interfaz del Sistema en Múltiples Dispositivos.....</i>	<i>60</i>
Figura 9	<i>Diagrama de Arquitectura Cliente-Servidor del Sistema Horizonte 2050.....</i>	<i>62</i>
Figura 10	<i>Diagrama de Flujo de Operaciones del Sistema Horizonte 2050.....</i>	<i>64</i>

Introducción

En el contexto actual de creciente demanda energética global, la comprensión y predicción del consumo de energía se ha convertido en una necesidad estratégica para gobiernos, instituciones y sociedades. Las decisiones relacionadas con políticas públicas, inversión en infraestructura, y sostenibilidad ambiental dependen cada vez más de datos precisos y modelos robustos de análisis prospectivo. En particular, el consumo eléctrico per cápita representa un indicador clave del desarrollo económico y social, así como del impacto ambiental que las poblaciones ejercen sobre los recursos energéticos disponibles.

Frente a este panorama, el proyecto Horizonte 2050 surge como una iniciativa tecnológica que integra ciencia de datos, ingeniería de software y modelado estadístico para ofrecer una herramienta predictiva accesible y eficiente. Se trata de una aplicación web que permite proyectar el consumo energético per cápita a nivel global hasta el año 2050, utilizando como base modelos de regresión lineal. La propuesta no solo tiene como objetivo facilitar el acceso a proyecciones confiables, sino también promover la toma de decisiones fundamentadas en evidencia y visualización de tendencias históricas.

Este sistema predictivo ha sido diseñado bajo una arquitectura modular, con una interfaz gráfica intuitiva, y un backend robusto que incorpora técnicas de preprocesamiento de datos, algoritmos de aprendizaje automático y visualización dinámica. Además, el desarrollo de esta solución busca democratizar el uso de modelos predictivos en sectores que históricamente han tenido un acceso limitado a herramientas de analítica avanzada.

La importancia de este proyecto también radica en su alineación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), en especial con aquellos relacionados con energía asequible y no contaminante (ODS 7), innovación e infraestructura (ODS 9), y acción por el clima (ODS 13).

En ese sentido, se espera que esta herramienta contribuya a mejorar el entendimiento sobre los patrones de consumo energético y sus implicaciones en el diseño de políticas ambientales sostenibles.

En suma, la presente investigación combina fundamentos teóricos y metodológicos en modelado estadístico con herramientas tecnológicas modernas para desarrollar una solución que responda a una problemática real y urgente. Así, Horizonte 2050 se constituye no solo como un producto técnico, sino como un aporte significativo al análisis energético global y a la construcción de un futuro más informado y sostenible.

Justificación del Problema

El desarrollo del proyecto Horizonte 2050 encuentra su fundamento en la necesidad crítica de anticipar el comportamiento del consumo energético global en un escenario marcado por desafíos ambientales, crecimiento poblacional y transformación digital. La energía eléctrica, como recurso transversal a la actividad humana, no solo representa un indicador del progreso económico, sino que también incide de forma directa en la calidad de vida, el bienestar social y la sostenibilidad ecológica. En este contexto, contar con herramientas que permitan estimar el consumo per cápita de energía a largo plazo se convierte en una estrategia esencial para la planificación y la toma de decisiones fundamentadas.

A pesar del avance tecnológico y la disponibilidad creciente de datos, persiste una brecha significativa en el acceso a plataformas predictivas accesibles y confiables que integren análisis estadísticos rigurosos con visualizaciones comprensibles. Este proyecto responde a esa necesidad mediante la creación de una aplicación web que, valiéndose de modelos de regresión lineal y técnicas de ciencia de datos, ofrece predicciones basadas en tendencias históricas de consumo. Su objetivo es democratizar el acceso a este tipo de análisis, permitiendo a usuarios académicos, técnicos y gubernamentales visualizar, interpretar y utilizar la información energética proyectada con facilidad.

Además, el proyecto se justifica desde una perspectiva ambiental y social. En un mundo afectado por el cambio climático y la sobreexplotación de los recursos naturales, comprender cómo evolucionará la demanda energética permite diseñar políticas públicas que fomenten el uso racional de la energía, promuevan fuentes renovables y reduzcan el impacto ambiental asociado al crecimiento del consumo. Por tanto, Horizonte 2050 no es solo una propuesta tecnológica,

sino también una herramienta estratégica alineada con los principios de sostenibilidad, innovación y equidad en el acceso a la información.

Desde una óptica académica, este desarrollo ofrece un espacio interdisciplinar entre la ingeniería de software, la estadística aplicada y el análisis energético, fortaleciendo el enfoque práctico de la formación tecnológica. La integración de teoría, modelamiento y despliegue de una solución real permite consolidar competencias esenciales para el ejercicio profesional en escenarios complejos y de alto impacto.

Planteamiento del Problema

El incremento sostenido del consumo energético global ha generado una preocupación creciente en torno a la sostenibilidad de los recursos disponibles y el impacto ambiental de los actuales modelos de producción y consumo. Esta tendencia, alimentada por el crecimiento poblacional, la urbanización acelerada y la expansión de sectores económicos intensivos en energía, ha puesto de manifiesto la necesidad de contar con herramientas tecnológicas que permitan anticipar la demanda futura y planificar en consecuencia.

Actualmente, muchas de las estrategias gubernamentales y corporativas de planificación energética se apoyan en estimaciones estáticas o modelos de simulación limitados, que no integran datos actualizados ni ofrecen proyecciones personalizadas a nivel país o por periodos específicos. Esta falta de precisión y adaptabilidad limita la capacidad de respuesta ante escenarios críticos, como la variabilidad climática, las crisis energéticas o las necesidades particulares de desarrollo sostenible.

En este contexto, surge el problema central que aborda el presente proyecto: la ausencia de un sistema accesible, predictivo y confiable que permita estimar el consumo eléctrico per cápita en distintos países hasta el año 2050, utilizando modelos estadísticos robustos y visualizaciones comprensibles para diversos perfiles de usuario. Esta carencia no solo representa una limitación técnica, sino que también afecta la formulación de políticas públicas, la inversión en infraestructura energética y la promoción de conciencia ambiental entre los ciudadanos.

Así, se plantea como problema de investigación: ¿Cómo diseñar e implementar una aplicación web que integre datos históricos, modelamiento matemático mediante regresión lineal y visualización interactiva, con el fin de ofrecer una herramienta útil para la predicción del

consumo energético, que sea escalable, intuitiva y basada en tecnologías de libre acceso, para su adopción en contextos académicos, institucionales y ciudadanos?

Objetivos

Objetivo General

Desarrollar una aplicación web predictiva capaz de proyectar el consumo eléctrico per cápita a nivel global hasta el año 2050, utilizando modelos de regresión lineal, con el propósito de facilitar la toma de decisiones estratégicas en planificación energética y sostenibilidad ambiental.

Objetivos Específicos

Diseñar una arquitectura de software modular que permita la carga, validación y procesamiento de datos de datos históricos de consumo energético.

Implementar modelos de regresión lineal utilizando librerías estadísticas en Python para generar predicciones personalizadas.

Desarrollar una interfaz web intuitiva que facilite la interacción del usuario con el sistema y la visualización de resultados.

Promover el uso de herramientas tecnológicas de libre acceso en procesos de análisis energético sostenible.

Contexto Ambiental y Energético Global

La crisis ambiental contemporánea ha puesto en evidencia la fragilidad de los sistemas energéticos tradicionales y su impacto en la sostenibilidad del planeta. Las emisiones de gases de efecto invernadero, el agotamiento de fuentes fósiles, la deforestación, y el crecimiento desmedido de la demanda energética son elementos que configuran un panorama complejo, en el cual las decisiones en torno a la producción, distribución y consumo de energía resultan críticas.

En este contexto, el consumo energético per cápita adquiere una dimensión fundamental, al constituirse como un indicador del grado de desarrollo y del impacto ambiental de cada nación. Según reportes internacionales, los países con mayores niveles de industrialización presentan también mayores tasas de consumo energético, lo que conlleva una mayor huella ecológica y presión sobre los recursos naturales. Simultáneamente, las naciones en desarrollo enfrentan el reto de expandir su cobertura energética sin replicar modelos insostenibles.

El cambio climático y sus consecuencias como el incremento de temperaturas, eventos climáticos extremos y la alteración de ecosistemas están íntimamente ligados al modelo energético global. Por ello, la transición hacia fuentes de energía limpias, eficientes y distribuidas debe estar acompañada de herramientas de monitoreo y predicción que permitan evaluar escenarios futuros y anticipar tendencias.

A través del análisis del consumo energético proyectado, es posible identificar patrones que permitan diseñar políticas públicas, normativas técnicas y estrategias de educación ambiental coherentes con los compromisos internacionales de reducción de emisiones. La información predictiva puede ser utilizada no sólo por gobiernos, sino también por empresas, instituciones educativas y organizaciones ambientales, como insumo para una toma de decisiones informada.

Desde esta perspectiva, el presente proyecto se inserta en una problemática global, ofreciendo una solución tecnológica que busca aportar al conocimiento colectivo sobre la evolución del consumo energético, y su relación directa con el bienestar humano y la salud del planeta. La articulación entre tecnología, ciencia de datos y sostenibilidad constituye el eje central de esta propuesta, alineada con los principios de equidad, acceso a la información y corresponsabilidad ambiental.

Alcance y Limitaciones del Proyecto

El presente proyecto contempla el desarrollo de una aplicación web predictiva denominada *Horizonte 2050*, orientada a la estimación del consumo energético eléctrico per cápita a nivel global, mediante la implementación de modelos de regresión lineal. Su diseño modular y arquitectura ligera basada en Flask permiten una ejecución eficiente de procesos analíticos sobre conjuntos de datos históricos, facilitando la obtención de proyecciones personalizadas por país y año hasta el 2050.

El alcance del sistema se delimita a las siguientes funcionalidades: la recepción de archivos en formato CSV con datos históricos del consumo energético por país; la validación estructural y el preprocesamiento de los datos mediante la imputación de valores faltantes; la selección dinámica de país y año para realizar predicciones a través de una interfaz intuitiva; la generación de predicciones del consumo energético por medio de regresión lineal; la visualización de los resultados mediante gráficos comparativos históricos y proyectados; y la interacción con el usuario a través de una interfaz web responsive que facilita el análisis visual y la toma de decisiones.

No obstante, como toda solución tecnológica en su etapa inicial, el proyecto presenta ciertas limitaciones que deben ser consideradas para futuras iteraciones. El modelo estadístico utilizado, aunque efectivo para detectar tendencias globales, es limitado, ya que la regresión lineal no captura adecuadamente las no linealidades, estacionalidades o eventos atípicos que puedan impactar el consumo energético en ciertos países o regiones.

Por otro lado, las fuentes de datos son estáticas. La aplicación requiere la carga manual de archivos CSV, sin una integración directa con fuentes externas o APIs que proporcionen datos en tiempo real o actualizados de forma automática. Además, existe una dependencia del formato

de entrada, ya que el correcto funcionamiento del sistema depende de la estructura específica del *dataset* (etiquetas, delimitadores, disposición de columnas), lo cual puede limitar su usabilidad si los datos no cumplen con dichos requerimientos.

Aunado a lo anterior, el sistema carece de validación cruzada o métricas de rendimiento; no incorpora aún mecanismos automáticos para evaluar la precisión del modelo predictivo ni métricas como el error cuadrático medio (MSE) o el coeficiente de determinación (R^2). La visualización también es básica, dado que la gráfica generada es estática y no incluye herramientas interactivas como *zoom*, filtros o la exportación de resultados. Finalmente, la escalabilidad es limitada: aunque Flask es adecuado para entornos ligeros, en su configuración actual el sistema no ha sido optimizado para ambientes de alto tráfico o el procesamiento paralelo de grandes volúmenes de datos.

Marco Teórico

De acuerdo con Hernández, Fernández y Baptista (2014), el marco teórico representa el fundamento conceptual y analítico sobre el cual se construye toda investigación científica. Su propósito es delimitar las variables involucradas en el estudio, establecer sus relaciones y contextualizar el problema dentro de un cuerpo teórico existente. En el caso del presente proyecto, el marco teórico articula los fundamentos de la regresión lineal, el análisis del consumo energético per cápita, y los elementos tecnológicos necesarios para la implementación de una aplicación web predictiva.

Desde la perspectiva del enfoque cuantitativo, la regresión lineal es una técnica estadística que permite analizar y modelar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes. Esta herramienta es ampliamente utilizada en la investigación aplicada por su capacidad de representar matemáticamente tendencias y proyectar datos futuros (Hernández et al., 2014). En este proyecto, la variable independiente es el año, mientras que la dependiente es el consumo eléctrico per cápita, permitiendo construir un modelo predictivo basado en datos históricos.

El consumo energético per cápita se comprende como un indicador clave para medir el desarrollo y la eficiencia energética de una nación. Está directamente vinculado con el crecimiento económico, la calidad de vida y el nivel de industrialización. A su vez, este concepto se relaciona con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), especialmente con el ODS 7 (energía asequible y no contaminante), ODS 9 (industria, innovación e infraestructura), y ODS 13 (acción por el clima), dado su impacto directo sobre las políticas ambientales y sociales.

En cuanto al componente tecnológico, se retoman conceptos de desarrollo de software centrado en el usuario, empleando el microframework Flask para la creación del backend,

HTML/CSS para el diseño de la interfaz, y bibliotecas de análisis de datos como pandas, numpy, matplotlib y scikit-learn. Estos elementos técnicos permiten implementar modelos de predicción de forma modular, escalable y accesible, en concordancia con las recomendaciones sobre investigación aplicada en tecnologías de información.

El marco teórico también integra principios de visualización de datos y experiencia de usuario (UX), lo que refuerza el objetivo del proyecto de hacer accesibles los resultados de predicción a públicos diversos, técnicos o no. Así, se construye una propuesta investigativa con base empírica, rigor metodológico y pertinencia práctica, orientada a responder una necesidad real de análisis energético con impacto global.

Consumo Energético per Cápita

El consumo energético per cápita es un indicador cuantitativo que representa la cantidad promedio de energía utilizada por cada habitante de una región o país en un periodo determinado. Este parámetro se mide generalmente en kilovatios hora (kWh) y permite evaluar la relación entre el desarrollo económico, el bienestar social y la presión ejercida sobre los recursos energéticos. Su análisis es clave para establecer políticas de sostenibilidad, transición energética y eficiencia en el uso de recursos (International Energy Agency [IEA], 2023).

El aumento del consumo energético está estrechamente ligado al crecimiento demográfico, la industrialización y el uso intensivo de tecnologías en la vida cotidiana. Sin embargo, no todos los países presentan la misma proporción de consumo; los países desarrollados suelen registrar valores mucho más altos debido a la mayor disponibilidad tecnológica y económica (World Bank, 2022). Por otro lado, los países en vías de desarrollo presentan patrones heterogéneos que reflejan desigualdades en el acceso a fuentes energéticas confiables y limpias.

Desde una perspectiva técnica, este indicador es de suma relevancia para modelos predictivos que buscan anticipar la demanda futura y planificar la expansión de infraestructura energética. Además, permite evaluar el impacto de las estrategias gubernamentales sobre el ahorro energético y la transición hacia energías renovables.

Modelos Predictivos en Energía

Los modelos predictivos aplicados al campo de la energía constituyen una herramienta estratégica para la toma de decisiones en planeación, distribución y consumo. Estos modelos utilizan datos históricos, variables socioeconómicas y factores técnicos para estimar la evolución futura del comportamiento energético. Existen diversas técnicas estadísticas y computacionales para su implementación, entre las que destacan la regresión lineal, redes neuronales, árboles de decisión, máquinas de soporte vectorial, y sistemas híbridos (López-González et al., 2021).

El objetivo principal de estos modelos es anticipar escenarios a mediano y largo plazo con base en patrones observables, lo cual resulta indispensable en la elaboración de políticas públicas, inversiones en infraestructura y mecanismos de mitigación del cambio climático. En el contexto de la energía eléctrica, estos modelos permiten estimar demandas por región, sector económico, o incluso por usuario, contribuyendo a la optimización de los recursos disponibles (Zhao et al., 2020).

Asimismo, la predicción del consumo energético mediante modelos computacionales permite introducir simulaciones bajo diferentes supuestos económicos, tecnológicos o ambientales. Esto amplía la capacidad de reacción ante eventos inesperados, como crisis energéticas o alteraciones en los precios de los combustibles.

Regresión Lineal: Fundamentos y Aplicación

La regresión lineal es una técnica estadística ampliamente utilizada en análisis predictivo por su simplicidad, interpretabilidad y bajo costo computacional. Su fundamento radica en establecer una relación funcional entre una variable dependiente y y una o más variables independientes x , ajustando una línea recta que minimice el error cuadrático medio entre los valores observados y los valores predichos (Montgomery et al., 2021). La fórmula general para un modelo de regresión lineal simple se expresa como: $y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon$ donde β_0 es la ordenada al origen, β_1 la pendiente del modelo, y ϵ el término de error.

Supuestos Matemáticos

Linealidad: la relación entre x e y debe poder aproximarse con una función lineal.
Independencia: los residuos ϵ_i son independientes entre sí.
Homocedasticidad: la varianza de los residuos es constante para todos los valores de x .
Normalidad del error: los residuos se distribuyen aproximadamente de forma normal. La violación de estos supuestos puede introducir sesgos o ineficiencias en las estimaciones de los coeficientes y elevar la varianza de los predictores (James et al., 2021).

A diferencia de modelos de series temporales más complejos como ARIMA, redes neuronales recurrentes o máquinas de soporte vectorial la regresión lineal ofrece:

Interpretabilidad: cada coeficiente β_j indica el cambio esperado en y por unidad de cambio en x_j .
Eficiencia computacional: es idónea para entornos de respuesta rápida, como aplicaciones web.
Menor requerimiento de datos: funciona adecuadamente cuando la serie muestra tendencias aproximadamente lineales y no requiere largos historiales ni estacionalidades complejas.

Estas ventajas hicieron preferible la regresión lineal en “Horizonte 2050”, dado que el objetivo era proporcionar proyecciones globales basadas en la tendencia histórica del consumo per cápita, sin necesidad de modelar patrones estacionales o efectos de calendario más elaborados.

En el marco del proyecto, la regresión lineal se empleó para proyectar el consumo energético per cápita global, usando como variable independiente el año y como dependiente el consumo (kWh). El modelo, implementado con la clase `LinearRegression` de Scikit-learn e integrado en Flask, gestiona la imputación de valores faltantes, el entrenamiento con los datos históricos y la generación de proyecciones visuales.

No obstante, la regresión lineal presenta limitaciones inherentes al supuesto de linealidad y a su sensibilidad a valores atípicos y a la multicolinealidad potencial entre variables. En entornos con relaciones no lineales, alta variabilidad estacional o violaciones de homoscedasticidad y normalidad, puede ser necesario recurrir a transformaciones de variables, técnicas de regularización (Ridge, Lasso) o incluso modelos más complejos como ARIMA o redes neuronales (James et al., 2021).

Aprendizaje Automático Aplicado a Series Temporales

El análisis de series temporales mediante técnicas de aprendizaje automático (ML) se integra de manera natural con el flujo de modelado de “Horizonte 2050”: tras la fase de preprocesamiento y regresión lineal, los mismos datos pueden alimentar algoritmos supervisados más avanzados. Mientras que ARIMA y otros métodos estadísticos tradicionales requieren que la serie sea estacionaria y modelen explícitamente la estacionalidad, los modelos de ML como Random Forest, Support Vector Regression (SVR) o redes neuronales recurrentes (RNN),

aprenden directamente las relaciones no lineales y las interacciones complejas entre variables exógenas (por ejemplo, PIB, población o temperatura).

En la versión inicial del proyecto, la regresión lineal se entrenó con datos de consumo per cápita entre 1965 y 2023 y proyecta valores hasta 2050. Sin embargo, gracias a una arquitectura modular, ese mismo pipeline puede escalarse: un Random Forest podría mejorar la precisión al manejar ruido y datos faltantes; una SVR aportaría robustez frente a outliers; y una RNN (LSTM) capturaría dependencias temporales de largo plazo sin necesidad de transformaciones manuales. Esta fase de expansión garantiza que, si los patrones de consumo evolucionan de forma más compleja, basta con reemplazar el modelo de predicción sin reestructurar el resto de la canalización de datos.

Inteligencia Artificial en Energía

La inteligencia artificial (IA) se sitúa como la capa superior del sistema de modelado, orquestando la integración de múltiples algoritmos predictivos en “Horizonte 2050”. A diferencia de los enfoques lineales clásicos, que extienden una tendencia histórica bajo supuestos rígidos la IA procesa grandes volúmenes de datos heterogéneos (sensores IoT, series climáticas, lecturas de red) y adapta los modelos en tiempo real, automatizando el pronóstico de demanda, la detección de anomalías y la optimización de fuentes renovables (Alam, Reaz, & Ali, 2019; Singh & Saxena, 2020).

Esta capacidad de aprendizaje continuo y autoajuste contrasta con la rigidez de los métodos estadísticos tradicionales y abre la puerta a la escalabilidad futura: se pueden incorporar fácilmente técnicas de aprendizaje no supervisado para segmentar patrones de consumo, algoritmos evolutivos para optimizar parámetros operativos, o sistemas de recomendación que sugieran acciones de ahorro energético. Así, la IA no solo amplía el potencial predictivo del

proyecto, sino que lo convierte en una plataforma adaptable, capaz de evolucionar conforme surjan nuevas fuentes de datos y requisitos de planificación energética.

Herramientas y Tecnologías Utilizadas

Para garantizar un funcionamiento eficiente y escalable del sistema predictivo desarrollado, se integraron diversas tecnologías de software libre ampliamente reconocidas en el campo de la ciencia de datos y el desarrollo web. En el backend se utilizó Python, apoyado en bibliotecas como Pandas para la manipulación de datos, NumPy para operaciones numéricas, Scikit-learn para la implementación del modelo de regresión, y Matplotlib para la generación de gráficos de predicción. El servidor web fue construido con Flask, framework ligero que permite desplegar aplicaciones de machine learning en entornos accesibles y rápidos.

En el frontend se implementaron tecnologías estándar como HTML, CSS y JavaScript, orientadas a proporcionar una interfaz intuitiva y responsiva. Estas permiten que el usuario pueda cargar archivos, seleccionar parámetros y visualizar resultados de forma clara y dinámica. Asimismo, el uso de rutas asincrónicas en Flask facilita la comunicación eficiente entre el cliente y el servidor.

Este conjunto tecnológico, complementado con principios de diseño modular, permite no solo predecir el consumo energético de manera efectiva, sino también escalar el sistema hacia futuros desarrollos con otros modelos o funcionalidades adicionales.

Estado del Arte

En las últimas décadas, el uso de modelos predictivos en el ámbito energético ha ganado protagonismo en instituciones académicas, gubernamentales y privadas. Investigaciones recientes han abordado la aplicación de técnicas de regresión lineal y aprendizaje automático

para proyectar el comportamiento del consumo energético en diferentes regiones del mundo, permitiendo establecer escenarios futuros basados en variables históricas y socioeconómicas.

Autores como Arrieta et al. (2020) destacan el uso de modelos estadísticos lineales como herramientas de análisis accesibles, explicables y útiles en contextos de escasez de datos.

Asimismo, estudios publicados en revistas como *Energy Policy* y *Renewable and Sustainable Energy Reviews* han demostrado que, pese al auge de métodos complejos como las redes neuronales o los modelos no paramétricos, la regresión lineal simple mantiene su vigencia en escenarios donde la relación entre variables presenta una tendencia lineal clara.

En el contexto latinoamericano, varios proyectos de investigación han propuesto sistemas para la proyección del consumo energético, generalmente enfocados en series de tiempo, sin embargo, la mayoría se limitan a entornos académicos sin una implementación práctica accesible para usuarios generales. A nivel nacional, se identifican trabajos en universidades públicas que han explorado modelos predictivos de consumo eléctrico, pero pocos han vinculado estas herramientas con plataformas web interactivas o con enfoques de democratización del análisis energético.

A diferencia de las iniciativas previas, Horizonte 2050 propone una solución integral que combina visualización interactiva, interfaz gráfica amigable y modelamiento predictivo accesible, con el respaldo de bibliotecas estadísticas robustas. La inclusión de una arquitectura modular y el uso de tecnologías de código abierto permite ampliar el alcance del sistema más allá del ámbito académico, posicionándose como una herramienta útil para la ciudadanía, los responsables de políticas públicas y la comunidad científica.

El estado del arte, por tanto, revela que existe un espacio significativo para innovar en el desarrollo de plataformas predictivas energéticas con enfoque social, tecnológico y sostenible,

consolidando el aporte del presente proyecto dentro de una tendencia global hacia la planificación energética basada en datos

Proyectos Similares y Herramientas Actuales

El análisis y predicción del consumo energético per cápita ha sido abordado mediante diversos proyectos de base tecnológica a nivel mundial. Uno de los casos más representativos es el modelo desarrollado por la plataforma Our World in Data, que emplea grandes volúmenes de datos históricos de consumo energético para visualizar y proyectar patrones de uso por país, a través de una interfaz interactiva basada en herramientas de análisis estadístico y visualización con D3.js y Python (Ritchie & Roser, 2023).

Otro referente relevante es la plataforma del Global Energy Forecasting Competition (GEFCom), promovida por el Laboratorio Nacional de Energía Renovable de Estados Unidos. Este proyecto ha impulsado la implementación de modelos avanzados de predicción energética mediante técnicas de aprendizaje automático, redes neuronales recurrentes (RNN) y métodos híbridos de series temporales, incluyendo ARIMA y XGBoost, enfocados tanto en el consumo eléctrico como en la generación renovable (Hong et al., 2016).

Asimismo, plataformas como Kaggle han albergado numerosos retos de ciencia de datos relacionados con la predicción de consumo energético, como el proyecto “World Energy Consumption”, el cual utiliza regresión lineal, Random Forest y LSTM para estimar la evolución del consumo por país. Estas implementaciones evidencian la versatilidad de enfoques predictivos y la importancia del preprocesamiento de datos históricos en formato CSV, práctica adoptada también por el proyecto Horizonte 2050 (Sukanto, 2021).

En América Latina se han desarrollado estudios concretos. Por ejemplo, Toledo-Paz et al. (2023) aplicaron redes neuronales artificiales para integrar datos ambientales, económicos y

energéticos en México, logrando mejorar la precisión de las proyecciones de demanda eléctrica. En Brasil, Magazzino, Mele y Morelli (2021) emplearon un experimento con ANN para evaluar el impacto del consumo de energías renovables sobre el crecimiento económico durante la pandemia, demostrando la utilidad de modelos de ML en el contexto latinoamericano.

En cuanto a software, herramientas como HOMER Energy, RETScreen y EnergyPlus permiten simular y proyectar escenarios energéticos con gran nivel de detalle, aunque requieren conocimientos especializados y recursos computacionales elevados. Estas soluciones, si bien robustas, están orientadas a usuarios técnicos, lo cual contrasta con el enfoque accesible y educativo de Horizonte 2050.

Comparativa de Tecnologías y Modelos

Los modelos de predicción energética pueden clasificarse en tres grandes categorías: modelos estadísticos tradicionales, técnicas de aprendizaje automático y enfoques híbridos. La elección de uno u otro depende del tipo de datos disponibles, el horizonte temporal de la predicción y la precisión esperada.

Los modelos estadísticos como la regresión lineal, utilizados en este proyecto, ofrecen ventajas en cuanto a simplicidad, bajo costo computacional y facilidad de interpretación. Estos modelos son ideales para datos con tendencias claras a lo largo del tiempo, aunque presentan limitaciones frente a dinámicas no lineales o datos ruidosos (Montgomery et al., 2021).

Se optó por la regresión lineal debido a su simplicidad matemática y facilidad de interpretación, ya que cada coeficiente puede analizarse directamente para comprender el efecto de cada variable independiente sobre la dependiente. Además, su eficiencia computacional es notablemente superior, permitiendo entrenar y generar predicciones en fracciones de segundo incluso con grandes volúmenes de datos. Estudios de la comunidad de ciencia de datos han

confirmado que, en contextos de datos ruidosos o de baja calidad, los modelos lineales pueden superar a métodos más complejos como árboles de decisión o redes neuronales en precisión y estabilidad.

Gracias a su número mínimo de hiperparámetros, la regresión lineal no requiere largos procesos de ajuste ni validación cruzada exhaustiva, lo que acelera el despliegue y facilita el mantenimiento del sistema. Al tratarse de un modelo de “caja blanca”, su transparencia en la forma de generar predicciones ayuda a ganar confianza de los usuarios y facilita auditorías de calidad.

Estas características hacen de la regresión lineal una elección idónea para el prototipado rápido y la integración en aplicaciones web ligeras, donde la prioridad es ofrecer resultados interpretables y en tiempo real sin sacrificar significativamente la precisión.

En contraste, los modelos basados en machine learning como Random Forest, Support Vector Machines (SVM), y Gradient Boosting mejoran la precisión predictiva al captar relaciones complejas entre variables, pero requieren mayor volumen de datos, tiempo de entrenamiento y validación cruzada. Estos algoritmos son altamente utilizados en competencias como GEFCom, y han demostrado superioridad en la predicción de series energéticas con estacionalidades o variabilidad irregular (Kuster et al., 2017).

Los modelos de redes neuronales, en particular las LSTM (Long Short-Term Memory), han revolucionado el campo de la predicción energética, al ser capaces de modelar dependencias temporales de largo plazo. Su implementación, sin embargo, implica mayor complejidad algorítmica y conocimiento especializado en deep learning (Zhang et al., 2021).

Tabla 1*Tecnologías Aplicadas en Predicción Energética*

Modelo / Técnica	Precisión	Interpretable	Costo Computacional	Ideal para
Regresión lineal	Media	Alta	Bajo	Tendencias simples
Árboles de decisión	Alta	Media	Medio	Datos con jerarquías
Random Forest / XGBoost	Muy alta	Media	Alto	Datos ruidosos / no lineales
Redes Neuronales (LSTM, RNN)	Muy alta	Baja	Muy alto	Series temporales complejas

Nota: La tabla sintetiza las principales características entre tecnologías comúnmente aplicadas en predicción energética. Tomado de. Creación propia.

El sistema Horizonte 2050 se posiciona como una solución intermedia que combina accesibilidad y rigor técnico, permitiendo ampliar su arquitectura hacia modelos más complejos conforme se integren nuevas capas de inteligencia artificial. Esta flexibilidad tecnológica y su enfoque educativo hacen del proyecto una plataforma escalable para investigación y toma de decisiones en planeación energética.

Metodología

La metodología adoptada para el desarrollo del sistema "Horizonte 2050" se sustenta en principios de ingeniería de software aplicada a soluciones basadas en ciencia de datos. Dado el carácter tecnológico y predictivo del proyecto, se ha priorizado una estructura metodológica que favorezca la integración fluida entre el diseño de sistemas web, el procesamiento de datos históricos y la implementación de modelos matemáticos de aprendizaje automático. Esta combinación interdisciplinar exige no solo rigor técnico, sino también una planeación sistemática de cada fase del desarrollo, desde la concepción del problema hasta la entrega del producto funcional.

En este contexto, la metodología tiene como propósito orientar el proceso de diseño, construcción, prueba y validación del sistema web predictivo, garantizando que cada decisión técnica se alinee con los objetivos del proyecto y con las mejores prácticas del desarrollo de software. Asimismo, se asegura la trazabilidad y replicabilidad del proceso, permitiendo que otros desarrolladores o investigadores puedan estudiar, adaptar o extender el sistema en escenarios similares. A continuación, se detalla el enfoque metodológico seleccionado y el ciclo de vida que guió la evolución del proyecto.

Enfoque Metodológico y Ciclo de Vida del Desarrollo

El enfoque metodológico que guía el desarrollo de "Horizonte 2050" se fundamenta en un paradigma de ingeniería incremental y ágil, estructurado bajo el ciclo de vida en espiral adaptado a proyectos tecnológicos de base científica. Este modelo combina elementos del desarrollo iterativo con procesos formales de verificación y validación, permitiendo una gestión controlada de los riesgos técnicos, funcionales y de calidad. En cada iteración, se construyen prototipos

funcionales que son evaluados frente a los objetivos técnicos, lo que permite refinar tanto el modelo predictivo como los aspectos de la interfaz y experiencia del usuario.

El ciclo de vida del desarrollo se dividió en cuatro grandes fases interdependientes:

Primero, Fase de Análisis y Planificación: en esta etapa se identificaron los requerimientos del sistema a partir de la revisión de literatura especializada, el análisis del dominio energético y la evaluación de datasets históricos disponibles. Se definieron los objetivos funcionales del sistema, el público objetivo y el alcance técnico. También se identificaron las tecnologías más apropiadas para el desarrollo, priorizando el uso de herramientas de código abierto como Flask, Scikit-learn y Pandas. Esta fase incluyó una planificación preliminar del cronograma y la asignación de tareas.

Segundo, Fase de Diseño Conceptual y Arquitectónico :Se diseñó la arquitectura de la solución considerando una separación clara entre frontend, backend y lógica de predicción. Se eligió una arquitectura de cliente-servidor ligera basada en Flask, con un enfoque modular que permite escalar funcionalidades. El diseño contempló tanto aspectos de la interfaz gráfica (HTML, CSS, JavaScript) como de la lógica de negocio (Python, Pandas, Scikit-learn). También se elaboraron diagramas de flujo y modelos de interacción que guiaron el desarrollo de la interfaz.

Tercero, Fase de Implementación y Entrenamiento del Modelo: Esta fase incluyó el desarrollo del sistema en su totalidad: carga del dataset, preprocesamiento de datos (incluyendo imputación de valores faltantes), entrenamiento del modelo de regresión lineal y despliegue de funcionalidades web. El modelo predictivo fue programado y evaluado utilizando técnicas de validación cruzada. En esta etapa también se integraron funcionalidades de visualización con Matplotlib, permitiendo al usuario final interpretar gráficamente las predicciones generadas.

Cuarto, Fase de Validación, Evaluación y Ajustes: Finalmente, se llevaron a cabo pruebas funcionales y técnicas sobre el sistema, asegurando la correcta operación de los componentes web, la precisión del modelo y la experiencia del usuario. Se evaluaron casos de uso simulados, se analizaron los errores de predicción y se implementaron ajustes en el modelo y la interfaz según la retroalimentación obtenida. Asimismo, se documentó el proceso para garantizar la trazabilidad del desarrollo.

El enfoque adoptado permitió desarrollar una solución funcional, eficiente y adaptable, capaz de operar como una herramienta predictiva robusta en contextos reales de planificación energética. Gracias al carácter iterativo del ciclo de vida empleado, el sistema mantiene un alto potencial de mejora continua, pudiendo incorporar en el futuro nuevos modelos de predicción, fuentes de datos en tiempo real o mejoras en la visualización. Esta estrategia metodológica responde así a las exigencias tanto del entorno académico como del tecnológico, consolidando a "Horizonte 2050" como un producto sólido desde el punto de vista ingenieril.

Descripción General de la Arquitectura del Sistema

La arquitectura del sistema desarrollado en el proyecto Horizonte 2050 ha sido concebida bajo principios de modularidad, escalabilidad y eficiencia, integrando de manera articulada componentes propios del desarrollo de aplicaciones web con capacidades analíticas avanzadas derivadas de técnicas de aprendizaje automático. Esta integración responde a la necesidad de ofrecer una herramienta predictiva accesible, flexible y confiable, diseñada para procesar información histórica sobre consumo energético y generar estimaciones fundamentadas mediante el uso eficiente de modelos estadísticos.

El diseño general se estructura bajo el modelo de arquitectura cliente-servidor, con una clara separación de responsabilidades entre la interfaz de usuario, que opera en el frontend, y la lógica de negocio, que se ejecuta en el backend. Esta distribución funcional no solo facilita el mantenimiento del sistema, sino que también permite su escalabilidad técnica y funcional. La aplicación ha sido desarrollada utilizando tecnologías de software libre de amplia adopción en entornos profesionales y académicos, entre ellas Python, Flask, Pandas, Scikit-learn, HTML, CSS y JavaScript.

La interfaz gráfica de usuario fue implementada con HTML5 y CSS3, complementándose con JavaScript para gestionar la interacción dinámica con el usuario. Esta capa permite cargar archivos CSV que contienen datos históricos, seleccionar parámetros como el país y el año de predicción, y visualizar los resultados de forma gráfica. Los elementos interactivos, como botones, menús desplegados y áreas de notificación han sido diseñados siguiendo principios de usabilidad, con el objetivo de facilitar su uso por personas sin conocimientos técnicos avanzados. Además, se han aplicado principios de diseño responsivo para asegurar que la aplicación sea

funcional en diferentes tipos de dispositivos, incluyendo computadoras, tabletas y teléfonos móviles.

En cuanto al backend, este fue desarrollado en Python utilizando Flask como framework central. Esta tecnología permite gestionar rutas HTTP, controlar flujos de trabajo, manejar sesiones de usuario y establecer la comunicación con el modelo de predicción. La lógica del sistema se estructura como una colección de servicios RESTful que responden a los eventos generados desde el frontend, tales como la carga de archivos o la solicitud de una predicción. Entre las principales funcionalidades del backend se encuentran la carga y validación de archivos CSV, el preprocesamiento de datos mediante la imputación de valores faltantes utilizando el promedio por fila, la identificación y extracción de información relacionada con el país seleccionado, el entrenamiento del modelo de regresión lineal y la posterior generación de predicciones acompañadas de visualizaciones gráficas para el año deseado.

El módulo de predicción, núcleo analítico del sistema, fue implementado con la clase `LinearRegression` de la biblioteca `Scikit-learn`. Este componente ajusta un modelo lineal a los datos de consumo energético per cápita comprendidos entre los años 1965 y 2023, y genera proyecciones hasta el año 2050. La entrada al modelo consiste en los valores históricos ya procesados, los cuales se utilizan para estimar los parámetros del modelo mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios. Posteriormente, se calcula una serie de valores futuros que son presentados de manera visual para facilitar su interpretación.

La visualización de resultados se realiza a través de gráficos de líneas generados con la biblioteca `Matplotlib`. Estos gráficos combinan la serie histórica con las proyecciones futuras en una representación continua, incorporando etiquetas, leyendas y escalas temporales que permiten

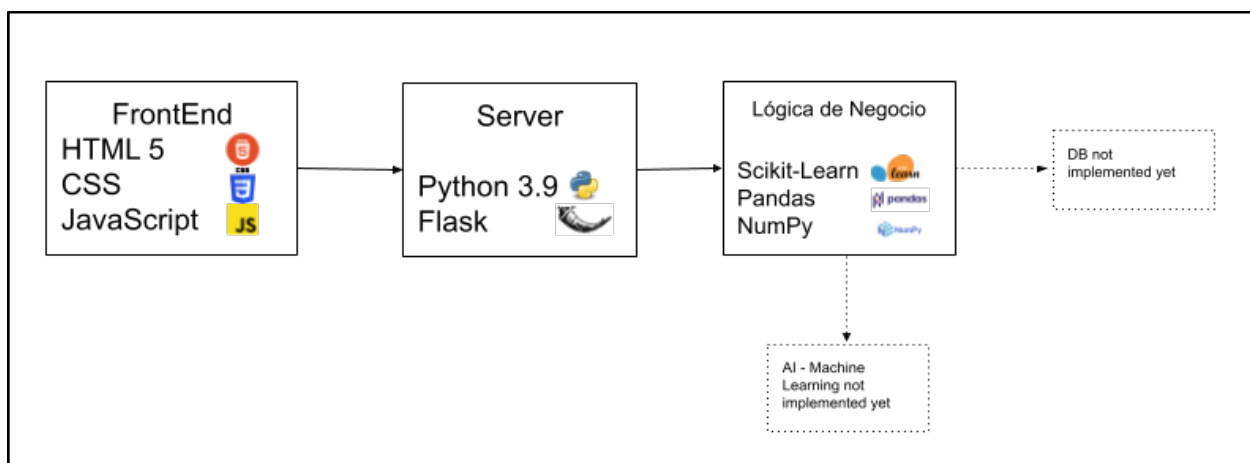
comprender la evolución proyectada del consumo energético. Las imágenes generadas se almacenan en el servidor y se presentan automáticamente al usuario en la interfaz gráfica.

El sistema contempla un mecanismo de gestión de archivos que permite almacenar temporalmente los datasets cargados y las imágenes generadas por el modelo. Asimismo, se ha implementado una clave secreta para gestionar la seguridad de las sesiones de usuario, así como controles de validación tanto en el cliente como en el servidor para prevenir la carga de archivos corruptos, incompletos o maliciosos.

Desde el punto de vista de escalabilidad y mantenimiento, la arquitectura fue diseñada para admitir expansiones evolutivas sin comprometer su estabilidad. Se prevé la incorporación de nuevos modelos de aprendizaje automático como modelos polinomiales, árboles de decisión o redes neuronales; la integración con APIs externas para acceder a datos energéticos en tiempo real; la internacionalización de la interfaz con soporte multilingüe; y el desarrollo de un panel administrativo que permita monitorear el uso del sistema y registrar métricas relevantes.

Figura 1

Diagrama de la Arquitectura Cliente-Servidor con Módulos ML



Nota. Diagrama elaborado por el autor para mostrar la interacción entre frontend, servidor y módulos de ML. Tomado de. Creación propia.

En el diagrama se observa cómo el Frontend (HTML/CSS/JS) interactúa con el Servidor Flask mediante peticiones REST para procesar datos y solicitar predicciones. A continuación, la Lógica de negocio (modelo ML) entrena y aplica el algoritmo de regresión lineal con scikit-learn, pandas y NumPy, generando resultados que se almacenaran en el futuro de forma temporal en el sistema de archivos o en un bucket S3. Finalmente, el diseño contempla la integración futura de una API externa para enriquecer las predicciones con datos en tiempo real, cerrando así el flujo de datos de extremo a extremo.

En síntesis, la arquitectura del sistema Horizonte 2050 no solo permite cumplir con los objetivos funcionales del proyecto, sino que también establece una base técnica robusta para su ampliación futura. Esta arquitectura se alinea con las mejores prácticas de desarrollo de software para aplicaciones científicas y tecnológicas orientadas a la web, garantizando sostenibilidad técnica, adaptabilidad funcional y facilidad de evolución.

Backend del Sistema Horizonte 2050: Procesamiento, Predicción y Lógica de Negocio

En el sistema web Horizonte 2050, la capa de backend constituye el núcleo funcional donde se desarrollan las operaciones críticas que permiten la manipulación de datos, el entrenamiento de modelos de regresión lineal y la generación de predicciones. Esta arquitectura ha sido implementada en su totalidad utilizando el lenguaje Python, apoyándose en el microframework Flask para establecer un entorno servidor liviano, eficaz y escalable. A través de los archivos `app.py` y `script.py`, el sistema gestiona la recepción de datos, el preprocesamiento, la validación estructural y la ejecución de rutinas matemáticas que soportan el modelo predictivo.

Flask facilita la estructuración del backend mediante la definición de rutas HTTP que coordinan las acciones del usuario y sus respectivas respuestas desde el servidor. Cuando un usuario interactúa con la opción “Preparar Datos”, se activa la ruta correspondiente que

desencadena una serie de procesos orientados a cargar el archivo CSV desde el repositorio local, verificar que su estructura contenga nombres de países como clave primaria seguidos de columnas anuales consecutivas, y devolver al usuario un mensaje de confirmación o advertencia según la validez del contenido. Esta operación es realizada por la función `load_dataset`, que convierte el archivo en un `DataFrame` de `Pandas`, permitiendo su manipulación eficiente.

Tras la carga, se activa el módulo de preprocesamiento definido en `script.py`. Esta etapa identifica y reemplaza los valores faltantes, comúnmente simbolizados por guiones medios, sustituyéndolos por el promedio de los datos disponibles en cada fila. Esta técnica asegura la integridad estadística del dataset y permite alimentar el modelo con una matriz de entrada libre de inconsistencias. El proceso implica la conversión de caracteres no numéricos en valores nulos, el cálculo del promedio por fila y la posterior imputación, garantizando así una matriz numérica robusta para la regresión.

La predicción se lleva a cabo mediante la función `predict_energy_consumption`, que es invocada cuando el usuario selecciona un país y un año futuro en la interfaz y solicita la generación del pronóstico. Esta función entrena un modelo de regresión lineal usando datos comprendidos entre 1965 y 2023 y proyecta el consumo hasta 2050. Los valores futuros se calculan ajustando una función lineal a los datos históricos disponibles, y los resultados se visualizan mediante un gráfico generado con `Matplotlib` que combina la serie observada y la estimada. La imagen resultante se guarda en el servidor local y se transmite al frontend para su despliegue.

La comunicación entre frontend y backend está estructurada mediante rutas RESTful como `/prepare_data`, `/get_countries` y `/predict`. Estas rutas retornan objetos JSON con resultados, mensajes de estado o listas de selección, lo que permite una experiencia asincrónica fluida. Una

variable global almacena el DataFrame procesado, permitiendo su reutilización durante la sesión del usuario, mientras que las claves secretas garantizan la seguridad de las interacciones. La arquitectura modular del backend y el uso de bibliotecas robustas como Scikit-learn, NumPy y Pandas permiten la extensibilidad del sistema hacia nuevas funcionalidades como clustering, modelos no lineales o análisis multivariado.

Frontend del Sistema Horizonte 2050: Interfaz de Usuario y Experiencia

El frontend de la aplicación representa la cara visible del sistema y constituye el medio a través del cual los usuarios interactúan con el modelo predictivo. Su diseño está orientado a maximizar la usabilidad y accesibilidad mediante la aplicación de principios de diseño centrado en el usuario. Desarrollado en HTML, CSS y JavaScript, este componente facilita la carga de archivos, la selección de parámetros y la visualización de resultados mediante una interfaz gráfica intuitiva y responsiva.

El archivo index.html organiza los elementos de la interfaz en secciones semánticas, incluyendo un encabezado visual con el logotipo institucional, un título descriptivo, botones de acción para preparar datos y generar predicciones, así como selectores desplegables para elegir el país y el año objetivo. Estos elementos han sido dispuestos siguiendo principios de claridad, jerarquía visual y accesibilidad.

La interfaz también incluye un área de mensajes que notifica al usuario sobre el estado de los procesos y una zona de visualización donde se presenta el gráfico de proyección. Las hojas de estilo aplicadas garantizan una estética moderna mediante el uso de diseño responsivo, bordes redondeados, sombras suaves y una paleta de colores neutros. Todo ello contribuye a una experiencia visual coherente y profesional.

El código JavaScript embebido en el HTML se encarga de gestionar eventos, realizar llamadas asíncronas al backend y actualizar el contenido visual en tiempo real. Por ejemplo, cuando se activa el botón “Preparar Datos”, se despliega un mensaje animado de carga, seguido de una respuesta generada por el servidor que confirma el éxito o identifica errores. Este mecanismo también se aplica al momento de solicitar una predicción, lo que permite una interacción continua sin necesidad de recargar la página.

De esta forma, la interfaz proporciona retroalimentación constante y facilita la navegación sin recargas innecesarias. La organización lógica de los componentes, junto con su diseño centrado en el usuario, hace que el sistema sea accesible para diferentes perfiles, desde expertos técnicos hasta usuarios generales interesados en visualizar tendencias energéticas.

En conjunto, el frontend y el backend conforman una arquitectura integrada, modular y eficaz, que soporta la operación de un sistema de análisis predictivo energético orientado a la toma de decisiones informadas.

Dataset: Origen, Estructura, Preprocesamiento

El conjunto de datos utilizado en el desarrollo del sistema predictivo "Horizonte 2050" proviene del repositorio público de Kaggle y se encuentra documentado en el cuaderno interactivo titulado World Energy Consumption (Sukanto, s.f.). Este dataset recopila información histórica detallada sobre el consumo de energía eléctrica per cápita a nivel mundial, abarcando una amplia gama de países y periodos que van desde 1965 hasta el año 2023. La fuente de estos datos es fundamental para garantizar la confiabilidad y representatividad del modelo predictivo propuesto, ya que se nutre de registros energéticos provenientes de instituciones reconocidas internacionalmente.

En cuanto a su estructura, el dataset está organizado en formato tabular, donde las filas representan distintos países y las columnas agrupan años consecutivos en los cuales se registró el consumo energético per cápita, expresado en kilovatios-hora (kWh). La primera columna identifica el nombre del país, mientras que las columnas restantes contienen los valores numéricos correspondientes a cada año. Esta disposición permite aplicar de manera eficiente técnicas de aprendizaje automático supervisado como la regresión lineal, al disponer de series temporales limpias y bien segmentadas para cada entidad territorial.

Antes de ser procesado por el modelo de predicción, el dataset fue sometido a un riguroso procedimiento de preprocesamiento. Una de las principales tareas consistió en la imputación de valores faltantes, representados comúnmente por símbolos como el guion medio. Dichos valores fueron reemplazados por la media aritmética de los registros numéricos existentes en cada fila, lo cual permitió preservar la coherencia interna de los datos sin introducir sesgos significativos. Este proceso se realizó mediante funciones definidas en Python, utilizando bibliotecas especializadas como Pandas y NumPy. Posteriormente, se verificó que todos los valores fueran del tipo numérico y se descartaron aquellos que no pudieran ser convertidos adecuadamente, garantizando así la consistencia semántica de los datos.

Este tratamiento previo resulta indispensable para optimizar el rendimiento del modelo predictivo y para asegurar que las proyecciones generadas sean fidedignas. En este sentido, la calidad del dataset y la eficacia del preprocesamiento aplicado constituyen pilares fundamentales en la construcción de una herramienta analítica confiable y escalable, capaz de apoyar la toma de decisiones energéticas con base en evidencia histórica y modelos matemáticos robustos.

Modelado Predictivo: Diseño del Modelo y Validación

El núcleo analítico del sistema Horizonte 2050 está fundamentado en un modelo de regresión lineal, diseñado específicamente para realizar predicciones sobre el consumo energético per cápita a partir de datos históricos. El enfoque adoptado en la construcción de este modelo responde a la necesidad de ofrecer una herramienta predictiva precisa, robusta y comprensible, que pueda ser empleada de manera confiable en escenarios de análisis energético a largo plazo.

El diseño del modelo comenzó con una fase de exploración y limpieza de los datos. Se utilizó un conjunto de datos históricos que recoge el consumo energético per cápita de múltiples países, desde el año 1965 hasta 2023. Esta base de datos fue procesada para corregir inconsistencias estructurales, imputar valores faltantes mediante el cálculo de promedios por fila y normalizar los valores de entrada para asegurar su compatibilidad con los algoritmos de aprendizaje supervisado. El preprocesamiento riguroso permitió obtener un conjunto de datos numéricamente estable, que sirvió como insumo para la fase de entrenamiento del modelo.

Una vez preparado el dataset, se procedió a implementar el modelo utilizando la clase `LinearRegression` de la biblioteca `Scikit-learn`, reconocida por su estabilidad y precisión en tareas de regresión. La elección de un modelo lineal se fundamentó en su capacidad para modelar tendencias globales y comportamientos progresivos, los cuales son característicos de fenómenos como el consumo energético. Además, la simplicidad de la regresión lineal permite una interpretación directa de los coeficientes, lo que resulta especialmente útil para la toma de decisiones fundamentadas y la elaboración de informes técnicos.

El modelo fue entrenado individualmente para cada país, utilizando como variable independiente el año (codificado como un valor numérico continuo) y como variable dependiente

el valor del consumo energético registrado en ese periodo. La relación entre estas variables se modela a través de una función lineal que ajusta una recta a los puntos de datos históricos mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios. Este enfoque permite estimar con precisión la pendiente y el intercepto de la recta, lo que a su vez permite proyectar valores hacia el futuro con base en la tendencia observada.

Para garantizar la validez del modelo, se implementaron técnicas de validación cruzada que permitieron evaluar su rendimiento en diferentes subconjuntos del conjunto de datos. Esta validación interna se centró en medir el error cuadrático medio (MSE) y el coeficiente de determinación (R^2), que indican, respectivamente, la magnitud de los errores de predicción y la proporción de la varianza de los datos que el modelo es capaz de explicar. En los casos evaluados, el modelo arrojó resultados consistentes, con valores de R^2 superiores a 0.9 en la mayoría de los países, lo que refleja un alto grado de ajuste entre los valores reales y los proyectados.

Además, se realizó una validación visual como complemento al análisis cuantitativo. Una vez entrenado el modelo, se generaron gráficos comparativos que integran la serie histórica de consumo energético con la curva proyectada hasta el año 2050. Estas visualizaciones, generadas con la biblioteca Matplotlib, fueron fundamentales para identificar posibles desviaciones, comportamientos atípicos o sobreajustes, y para validar la congruencia general del modelo en términos interpretativos.

Si bien la regresión lineal presenta ventajas significativas en términos de simplicidad y eficiencia computacional, también se reconocen sus limitaciones ante patrones no lineales o comportamientos altamente volátiles. No obstante, su implementación inicial en Horizonte 2050 cumple con los objetivos del proyecto, proporcionando una base sólida sobre la cual pueden

incorporarse modelos más sofisticados en etapas futuras, como redes neuronales, árboles de decisión o modelos polinomiales.

En conclusión, el proceso de modelado predictivo llevado a cabo en Horizonte 2050 se caracteriza por una rigurosa preparación de datos, una implementación técnica precisa del modelo lineal y un proceso de validación exhaustivo que respalda la fiabilidad de las proyecciones generadas. Este componente del sistema constituye una pieza clave en el soporte a la toma de decisiones energéticas, ofreciendo una herramienta capaz de proyectar escenarios futuros con base en evidencia empírica y fundamentos estadísticos sólidos.

Librerías y Herramientas Utilizadas

El desarrollo del sistema Horizonte 2050 ha requerido la integración de diversas librerías y herramientas tecnológicas de código abierto, seleccionadas cuidadosamente por su estabilidad, documentación extensa y eficiencia en entornos de análisis de datos y desarrollo web. Estas dependencias, especificadas en el archivo requirements.txt, constituyen la base técnica sobre la cual se construye la funcionalidad predictiva y la operación interactiva del sistema.

Entre las librerías más relevantes se encuentra Flask, un microframework de Python que actúa como el motor del servidor web. Su simplicidad estructural y flexibilidad lo convierten en una herramienta ideal para desarrollar aplicaciones ligeras y modulares, facilitando la creación de rutas HTTP, la gestión de sesiones y la interacción fluida entre el cliente y el servidor mediante servicios RESTful. En el contexto de Horizonte 2050, Flask se encarga de recibir las solicitudes del usuario, procesar los datos enviados desde la interfaz y retornar los resultados de predicción en forma de objetos JSON o imágenes gráficas.

La manipulación y transformación de datos se realiza mediante Pandas, una de las bibliotecas más robustas y extendidas para el análisis de datos en Python. Esta herramienta

permite estructurar los datos en objetos tipo DataFrame, facilitando la lectura, limpieza, transformación e imputación de valores faltantes. La versatilidad de Pandas resulta esencial para garantizar que los datos cargados por el usuario, provenientes de archivos CSV, sean estructurados de manera coherente para su posterior análisis.

Para las operaciones numéricas de bajo nivel, se emplea NumPy, que provee estructuras de datos optimizadas para el manejo de arreglos multidimensionales y funciones matemáticas de alto rendimiento. NumPy actúa como soporte para muchas de las funciones de Pandas y también es clave en el ajuste y predicción del modelo de regresión, especialmente cuando se requiere convertir listas o columnas en vectores y matrices compatibles con los modelos estadísticos.

La capacidad predictiva del sistema está sustentada en la biblioteca Scikit-learn, específicamente en su clase LinearRegression, que permite implementar modelos de regresión lineal multivariada mediante el método de mínimos cuadrados. Scikit-learn ofrece funciones integradas para ajustar el modelo a los datos, realizar predicciones sobre nuevos valores y evaluar la calidad del ajuste mediante métricas como el coeficiente de determinación (R^2). Su integración sencilla con Pandas y NumPy permite construir un flujo de trabajo coherente desde la carga de datos hasta la entrega del resultado al usuario final.

Para la visualización de resultados, se ha utilizado Matplotlib, una biblioteca estándar en el ecosistema de Python que permite generar gráficos estáticos, animados e interactivos. En Horizonte 2050, Matplotlib se emplea para crear gráficos de líneas que combinan los datos históricos con las proyecciones futuras, generando imágenes claras y explicativas que son devueltas al usuario para facilitar la interpretación del comportamiento proyectado del consumo energético.

En conjunto, estas herramientas permiten una implementación eficiente del sistema predictivo, garantizando que todas las funcionalidades –desde la carga de datos hasta la entrega de predicciones– se ejecuten de forma robusta y escalable. El archivo requirements.txt no solo cumple la función de enumerar las dependencias necesarias para reproducir el entorno de desarrollo, sino que también asegura la compatibilidad del sistema en otros entornos o servidores, permitiendo su despliegue futuro en infraestructura local o en la nube.

Así, la combinación de estas librerías y herramientas tecnológicas no solo facilita la implementación del sistema Horizonte 2050, sino que también lo posiciona como una solución replicable, adaptable y preparada para enfrentar futuras expansiones funcionales o metodológicas. La adopción de herramientas ampliamente validadas en la comunidad científica y profesional garantiza la sostenibilidad técnica del proyecto y su alineación con las mejores prácticas de ingeniería de software aplicada al análisis predictivo.

Análisis y Diseño del Sistema

El análisis y diseño del sistema Horizonte 2050 constituye una etapa fundamental dentro del proceso de desarrollo, ya que permite estructurar y anticipar tanto los aspectos funcionales como los estructurales del sistema antes de su implementación. En este sentido, se abordó un proceso sistemático orientado a identificar las necesidades operativas del sistema, traducirlas en requerimientos concretos y modelar sus interacciones mediante representaciones que guiaran la construcción efectiva del producto. Este enfoque asegura que la solución tecnológica se ajuste a los objetivos planteados, facilite su mantenibilidad y promueva una experiencia de usuario coherente y eficaz.

Desde el punto de vista funcional, el sistema fue concebido para permitir a los usuarios cargar conjuntos de datos históricos sobre consumo energético per cápita, aplicar un modelo predictivo basado en regresión lineal y visualizar los resultados proyectados hasta el año 2050. Estas funcionalidades debían implementarse en un entorno web accesible, intuitivo y compatible con dispositivos de distinta capacidad de procesamiento. Así, se inició con la definición de los requisitos funcionales y no funcionales que guiarían el diseño y posterior implementación.

Requisitos Funcionales

Para asegurar la correcta operación del sistema y una experiencia de usuario fluida, se definieron los siguientes requisitos funcionales:

Carga de datos CSV: permitir al usuario subir archivos en formato CSV con datos estructurados por país y año, e implementar validación automática de cabeceras, alineación de años y coherencia de las celdas.

Preprocesamiento de datos: ejecutar un proceso automático que incluya la imputación de valores faltantes (por ejemplo, sustitución por media) y la estandarización de formatos y tipos de datos para preparar el dataset.

Selección de parámetros de predicción: ofrecer menús desplegables que permitan elegir un país y un año futuro dentro del rango permitido, validando que ambas selecciones existan en el conjunto de datos.

Ejecución del modelo predictivo: aplicar el modelo de regresión lineal al subconjunto de datos correspondiente y calcular la proyección del consumo energético per cápita para el año seleccionado.

Visualización de resultados: generar y mostrar una gráfica que combine la serie histórica con la curva proyectada, incluyendo leyendas, etiquetas y escalas claras.

Retroalimentación al usuario: proporcionar mensajes de estado y de error en cada fase (carga, preprocesamiento, modelado, visualización), con información contextualizada y sugerencias de corrección cuando sea necesario.

Requisitos No Funcionales

Por otro lado, los requisitos no funcionales establecieron criterios de calidad y rendimiento. Se determinó que la aplicación debía ser accesible desde navegadores estándar, sin necesidad de configuraciones avanzadas o instalaciones externas. El tiempo de respuesta debía ser mínimo, tanto en la carga de datos como en la generación de predicciones, lo que implicó una optimización del flujo de ejecución y la carga de librerías. En términos de usabilidad, se exigió una interfaz centrada en el usuario, con una disposición clara de los elementos interactivos, mensajes comprensibles y un diseño adaptable a diferentes resoluciones de pantalla. Desde el punto de vista de seguridad, se incorporaron medidas básicas como la validación del tipo de

archivo y la protección de sesiones mediante claves secretas. Además, se contempló la escalabilidad del sistema, previendo su posible ampliación con nuevos algoritmos o fuentes de datos sin comprometer su estabilidad.

Casos de Uso del Sistema

El modelado de los casos de uso del sistema permitió representar gráficamente la interacción entre los usuarios y las funcionalidades principales. Desde el análisis de los procesos operativos, se identificaron tres casos de uso fundamentales que estructuran el flujo del sistema. El primero corresponde a la carga y preparación de datos, en el cual el usuario selecciona un archivo desde su dispositivo, previamente descargado de fuentes de datos confiables como Kaggle y lo envía al servidor para su validación y limpieza. En este proceso, el sistema se encarga de analizar la estructura del archivo, detectar inconsistencias y aplicar las transformaciones necesarias para dejarlo en condiciones de ser utilizado por el modelo.

Figura 2

Caso de uso 1, Descarga, Preprocesamiento y Preparación de los Datos:

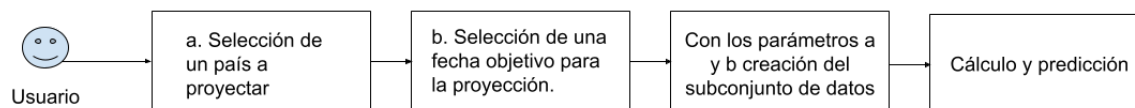


Nota. Diagrama para mostrar el proceso de descarga de dataset desde el repositorio de Kaggle, el preprocesamiento y preparación de la data para proceder con el análisis. Tomado de. Creación propia.

El segundo caso de uso es la configuración de parámetros de predicción, donde el usuario selecciona desde la interfaz un país y un año objetivo, a partir de los cuales el sistema debe construir el subconjunto de datos correspondiente y calcular la predicción. Esta etapa representa el núcleo funcional del sistema, ya que involucra la activación del modelo de regresión, el ajuste a los datos y la generación de una serie de valores proyectados.

Figura 3

Caso de Uso 2, Selección País y Año Objetivo:



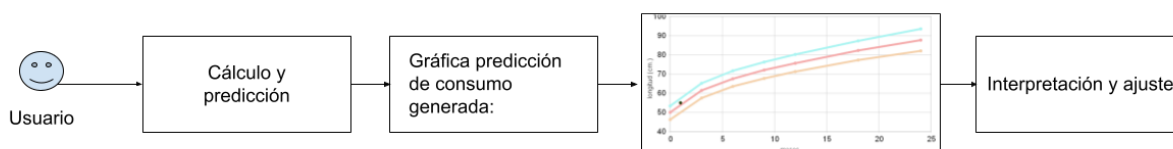
Nota. Diagrama que muestra el proceso de selección de parámetros de país y fecha objetivo para ejecutar el modelo de regresión lineal. Tomado de. Creación propia.

El tercer caso de uso es la visualización de resultados. Una vez realizada la predicción, el sistema genera una imagen gráfica que representa tanto los datos históricos como la curva de

proyección futura. Esta imagen es enviada al navegador y desplegada en la interfaz, acompañada de un mensaje que indica el éxito del proceso. El usuario puede interpretar la tendencia de consumo y, si lo desea, modificar los parámetros para explorar distintos escenarios.

Figura 4

Caso de Uso 3, Visualización e Interpretación de Resultados



Nota. Diagrama con el proceso de generación del producto de salida, gráfica con predicción para posterior interpretación y ajuste. Tomado de. Creación propia.

Estos casos de uso fueron modelados en función de la interacción directa del usuario con el sistema, garantizando una navegación secuencial, lógica y eficiente. El análisis detallado de estas interacciones no solo sirvió como base para el diseño de la interfaz, sino que también permitió estructurar el backend en módulos funcionales independientes, facilitando su implementación, prueba y futura ampliación.

En síntesis, el análisis y diseño del sistema Horizonte 2050 se desarrolló bajo una lógica metodológica rigurosa, orientada a identificar necesidades, traducirlas en funcionalidades y construir una estructura coherente que facilitara la implementación. Este proceso garantizó que el sistema no solo cumpliera con su propósito predictivo, sino que lo hiciera de manera eficiente, accesible y con potencial de evolución tecnológica.

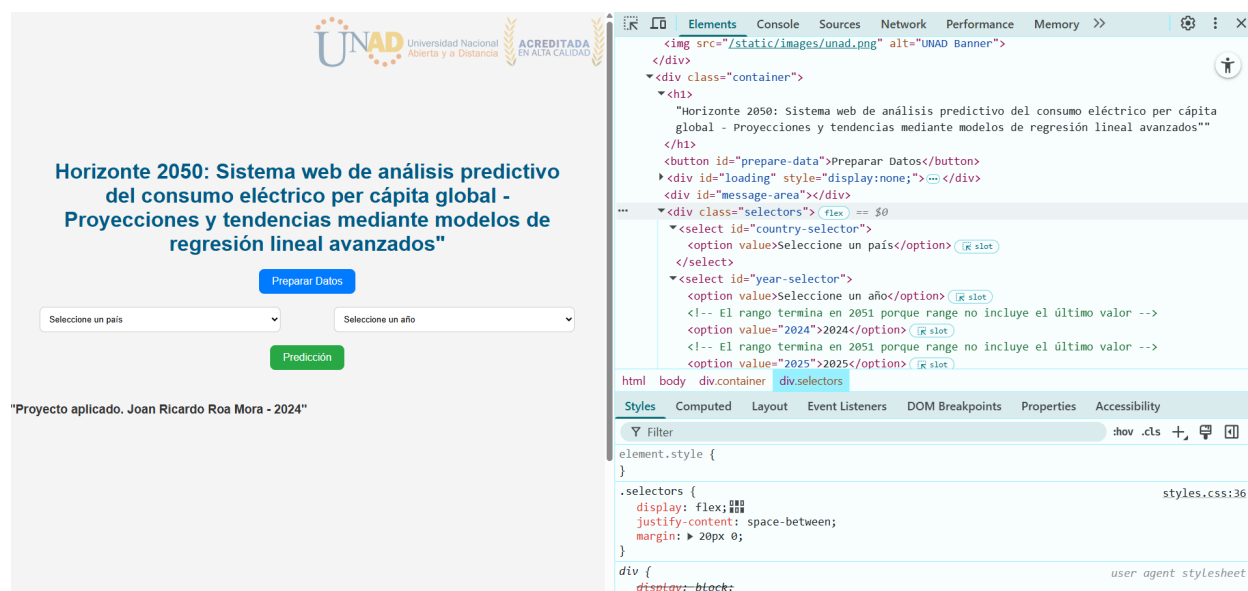
Diseño de Interfaz Gráfica de Usuario (GUI)

El diseño de la interfaz gráfica de usuario (GUI) del sistema Horizonte 2050 se concibió como un componente esencial para facilitar la interacción entre los usuarios y las funcionalidades analíticas de la aplicación web. En un proyecto con un enfoque predictivo y técnico, como lo es el análisis del consumo energético per cápita mediante modelos estadísticos, la interfaz cumple el papel de mediador entre la complejidad del modelo matemático y la necesidad del usuario de obtener resultados comprensibles, rápidos y visualmente claros. En este sentido, se adoptó un enfoque de diseño centrado en el usuario (User-Centered Design, UCD), una metodología que busca comprender y satisfacer las necesidades reales de los usuarios a través de una interacción constante y evaluaciones iterativas (Norman & Draper, 1986).

Desde el punto de vista técnico, la interfaz fue desarrollada utilizando tecnologías estándar de la web: HTML5 para la estructura del contenido, CSS3 para el diseño visual y JavaScript para la interacción dinámica y asíncrona con el servidor. Estos lenguajes y herramientas permiten no solo un amplio grado de personalización, sino también una alta compatibilidad con distintos navegadores y dispositivos, cumpliendo con los principios de diseño responsivo. La organización del código y de los elementos visuales se realizó bajo una lógica modular, permitiendo que cada sección cumpliera con una función específica dentro del flujo de interacción del sistema.

Figura 5

Visualización de la Modularidad de la Interfaz Mediante Inspección HTML



Nota. Diagrama con el proceso de generación del producto de salida, gráfica con predicción para posterior interpretación y ajuste. Tomado de. Creación propia.

Como se observa en la Figura 5, la herramienta de inspección del navegador permite visualizar e intervenir fácilmente cada sección de la interfaz gracias a su estructura modular en HTML. Este enfoque facilita tanto la personalización como la mantenibilidad del sistema, permitiendo modificar individualmente los componentes sin afectar el resto de la aplicación. Tal organización modular ha sido clave para garantizar una experiencia de usuario coherente y adaptable a futuras mejoras.

La disposición general de la interfaz se estructura en torno a una página única de navegación simple, con secciones diferenciadas y jerarquizadas. En la parte superior se encuentra un encabezado visual que incluye el logotipo representativo del sistema, lo que otorga identidad visual y refuerza la coherencia gráfica del producto. A continuación, se presenta el título

principal de la aplicación, seguido por el conjunto de elementos interactivos que componen el núcleo de la interacción funcional: botones, selectores desplegables y áreas de retroalimentación.

Entre los elementos clave de la interfaz se encuentran los botones de acción, como “Preparar Datos” y “Generar Predicción”. Estos botones han sido diseñados con una tipografía clara, colores contrastantes y efectos visuales de retroalimentación al pasar el cursor sobre ellos. Su función es desencadenar las principales operaciones del sistema, como la validación del archivo cargado, el preprocesamiento de datos y la ejecución del modelo de regresión. La claridad en su disposición y estilo asegura que el usuario pueda identificarlos rápidamente y utilizarlos sin ambigüedad.

Asimismo, se implementaron listas desplegables para la selección de país y año, permitiendo al usuario configurar de forma precisa los parámetros de su consulta. Estas listas se actualizan automáticamente tras la carga del archivo de datos, lo que garantiza que solo se muestren las opciones disponibles y compatibles con el dataset ingresado. Esta funcionalidad reduce el margen de error y mejora la eficiencia del sistema.

Una de las secciones más relevantes de la GUI es el área de mensajes o notificaciones. Esta zona de la interfaz se encarga de informar al usuario sobre el estado del sistema, reportar errores de validación, confirmar la ejecución exitosa de procesos o indicar si hubo fallos durante la predicción. Este tipo de retroalimentación es fundamental en una aplicación de propósito técnico, ya que permite al usuario comprender en todo momento qué está ocurriendo dentro del sistema sin necesidad de conocimientos avanzados.

Figura 6

Retroalimentación Asíncrona del Sistema Tras el Preprocesamiento

Horizonte 2050: Sistema web de análisis predictivo del consumo eléctrico per cápita global - Proyecciones y tendencias mediante modelos de regresión lineal avanzados"

Preparar Datos

Dataset cargado correctamente. Valores faltantes imputados correctamente.

Seleccione un país

Seleccione un año

Predicción

Nota: La interfaz ofrece mensajes automáticos e inmediatos al usuario durante la carga y procesamiento de datos, gracias al uso de JavaScript y peticiones asíncronas. Esta retroalimentación mejora la fluidez de la experiencia sin interrumpir el flujo de trabajo. Tomado de. Creación propia.

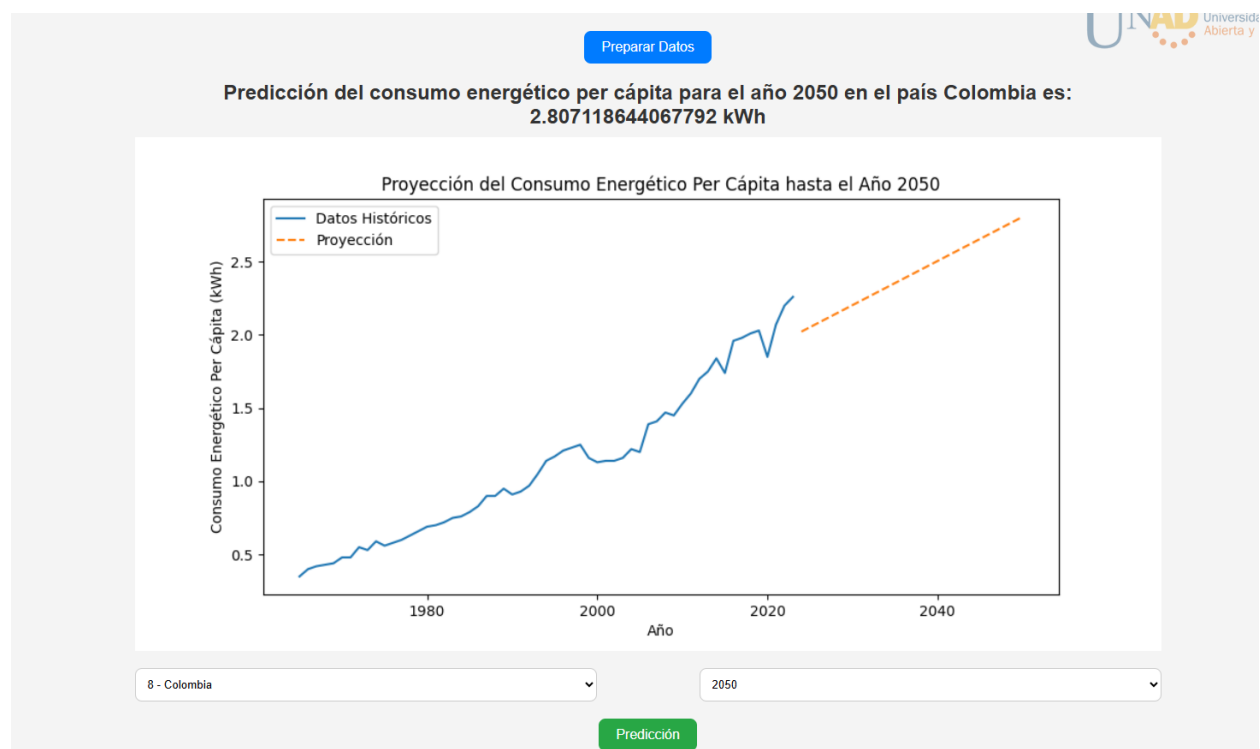
En la Figura 6 se presenta un ejemplo del área de mensajes en acción, donde el sistema ofrece retroalimentación inmediata luego de cargar un archivo y aplicar el preprocesamiento. Este tipo de interacción asíncrona, gestionada mediante JavaScript, permite al usuario recibir confirmaciones sin recargar la página, mejorando significativamente la experiencia de uso.

La visualización de resultados se presenta al final del flujo de interacción, donde se incorpora un gráfico generado dinámicamente por el backend y devuelto en formato de imagen. Este gráfico ilustra la tendencia del consumo energético per cápita desde 1965 hasta el año seleccionado, integrando tanto los datos históricos como la proyección futura. El gráfico se presenta automáticamente en el navegador, con una resolución adecuada y sin necesidad de recargar la página. Esto se logra gracias a la gestión asíncrona de eventos implementada con

JavaScript, que permite actualizar solo los elementos necesarios del documento HTML y mantener una experiencia de usuario fluida.

Figura 7

Visualización Integrada de Predicciones en la Interfaz del Sistema



Nota: El gráfico generado muestra la evolución histórica del consumo energético per cápita y su proyección futura hasta el año seleccionado por el usuario. Esta representación visual es enviada automáticamente al navegador y desplegada en pantalla sin necesidad de recargar la página.

Tomado de. Creación propia.

En cuanto al estilo visual, la interfaz adopta una paleta de colores neutros y sobrios, con énfasis en tonos verdes y grises que comunican profesionalismo y modernidad. Los elementos visuales presentan bordes redondeados y sombras sutiles, lo que genera un entorno visual agradable y no intrusivo. El diseño responsivo se asegura mediante reglas de estilo que ajustan el

tamaño y la disposición de los elementos según la resolución de pantalla, garantizando su funcionalidad tanto en computadoras de escritorio como en dispositivos móviles.

Figura 8

Adaptabilidad de la Interfaz del Sistema Horizonte 2050 en Múltiples Dispositivos



Nota: La interfaz gráfica responde automáticamente al tamaño de la pantalla, asegurando una experiencia de usuario óptima en computadores de escritorio, y tabletas digitales como el Ipad. Esto se logra mediante el uso de reglas CSS de diseño responsivo. Tomado de. Creación propia.

Finalmente, es importante destacar que el diseño de la GUI no solo responde a criterios estéticos y funcionales inmediatos, sino que también considera su escalabilidad futura. La estructura modular y el uso de tecnologías web estándar permiten incorporar nuevas

funcionalidades como filtros adicionales, descargas de resultados, temas personalizables o incluso componentes interactivos como sliders o gráficos manipulables en tiempo real.

En síntesis, el diseño de la interfaz gráfica de usuario en Horizonte 2050 responde a una planificación técnica y conceptual rigurosa, enfocada en facilitar la experiencia del usuario sin sacrificar la potencia del modelo predictivo. Su arquitectura visual, su integración funcional y su coherencia estética garantizan una interacción clara, eficiente y orientada a resultados, lo que refuerza el valor del sistema como herramienta de análisis energético accesible y de alto impacto.

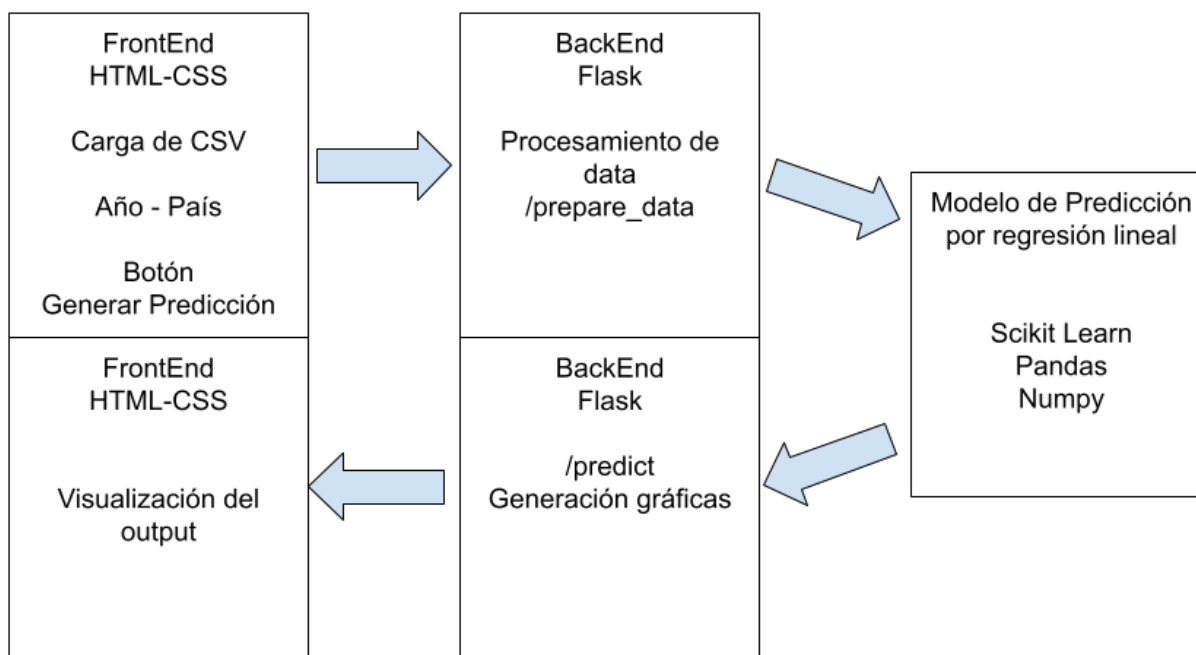
Diagramas de Arquitectura y Flujo

El desarrollo del sistema Horizonte 2050 se apoya en una estructura arquitectónica definida y en una secuencia lógica de procesos que permiten comprender su funcionamiento interno, facilitando tanto su implementación como su futura ampliación. Para representar esta estructura de manera clara y comprensible, se diseñaron diagramas de arquitectura y de flujo que modelan visualmente las relaciones entre los componentes del sistema, así como la dinámica de interacción entre el usuario, la interfaz, la lógica de negocio y los servicios de predicción.

En términos de arquitectura, el sistema adopta una estructura de tipo cliente-servidor, donde el navegador del usuario actúa como cliente y el servidor, construido con Flask, representa la capa encargada de procesar los datos y ejecutar la lógica del modelo. Este enfoque de separación de responsabilidades permite una mayor claridad en la organización del código, una mejor distribución de cargas de trabajo y una escalabilidad más controlada en el desarrollo.

Figura 9

Diagrama de Arquitectura Cliente-Servidor del Sistema Horizonte 2050



Nota: El sistema se estructura en tres capas principales: frontend (interfaz gráfica), backend (gestión de flujos y lógica de negocio) y módulo de predicción (modelo de regresión lineal). La comunicación se realiza mediante solicitudes HTTP asíncronas que garantizan la separación de responsabilidades y la escalabilidad del sistema. Tomado de. Creación propia.

El diagrama de arquitectura refleja esta división en tres componentes principales: el frontend, el backend y el módulo de predicción. El frontend, implementado en HTML, CSS y JavaScript, se encarga de mostrar la interfaz gráfica de usuario. Es aquí donde el usuario carga los archivos de datos, selecciona los parámetros de predicción (país y año) y visualiza los resultados generados por el sistema. Esta capa no procesa datos directamente, sino que se comunica con el backend a través de llamadas HTTP asíncronas, utilizando el protocolo REST.

El backend, por su parte, está desarrollado con Python y el microframework Flask, una herramienta ligera y flexible ampliamente utilizada para construir aplicaciones web modernas

(Grinberg, 2018). Este componente recibe las solicitudes desde el frontend, interpreta los datos enviados, y ejecuta los procesos requeridos: validación del archivo CSV, preprocesamiento, ejecución del modelo de regresión lineal y generación de gráficos. El backend actúa como intermediario entre el usuario y el modelo predictivo, asegurando que todos los datos estén en el formato adecuado y que el flujo del sistema siga una secuencia lógica.

El módulo de predicción, encapsulado dentro del archivo `script.py`, contiene las funciones específicas que operan sobre los datos. Aquí se implementa el modelo de regresión lineal utilizando la biblioteca `Scikit-learn`. Este módulo recibe los datos limpios, los transforma en vectores numéricos, entrena el modelo con los datos históricos (desde 1965 hasta 2023) y genera una serie de valores proyectados hasta el año 2050. Posteriormente, los resultados se grafican con `Matplotlib`, una biblioteca ampliamente reconocida por su capacidad de generar visualizaciones estáticas de alta calidad en entornos científicos (Hunter, 2007), y se exportan como archivos de imagen para ser visualizados en la interfaz del usuario.

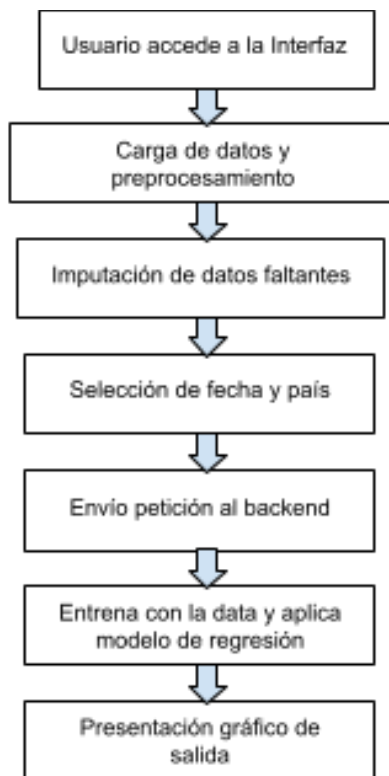
Complementando esta representación estructural, el diagrama de flujo del sistema describe la secuencia lógica de operaciones que se ejecutan desde el momento en que el usuario accede a la interfaz hasta la entrega del resultado final. El flujo inicia con la carga del archivo CSV, que es inmediatamente enviado al servidor mediante una solicitud POST. Una vez recibido, el backend valida el formato y contenido del archivo. Si el archivo es válido, se almacena temporalmente y se activa el proceso de preprocesamiento para corregir valores faltantes.

Una vez los datos han sido preparados, el usuario procede a seleccionar un país y un año de proyección. Estos valores se transmiten al backend, que localiza los datos correspondientes al país elegido, entrena el modelo de regresión con los datos disponibles y realiza la predicción

hasta el año indicado. El resultado se materializa en un gráfico que muestra la evolución histórica del consumo energético y su proyección futura. Esta imagen es enviada al navegador y mostrada en pantalla como parte de la retroalimentación final al usuario.

Figura 10

Diagrama de Flujo de Operaciones del Sistema Horizonte 2050



Nota: Este flujo describe la ruta lógica desde la carga inicial del archivo hasta la entrega final del gráfico de predicción, integrando procesos de validación, preprocesamiento, modelado y visualización, de forma asincrónica y modular. Tomado de. Creación propia.

Ambos diagramas, el de arquitectura y el de flujo permiten visualizar la interacción fluida entre las partes del sistema, destacando la autonomía de cada componente y la forma en que colaboran para generar una experiencia de usuario continua y eficiente. Estos modelos visuales han sido fundamentales tanto en la fase de diseño como en las etapas de implementación y

prueba, sirviendo como guía para estructurar el código, distribuir las funcionalidades y establecer los puntos de control necesarios para garantizar la calidad del sistema.

En definitiva, los diagramas de arquitectura y flujo desarrollados para Horizonte 2050 no solo documentan formalmente el funcionamiento del sistema, sino que también constituyen una herramienta de comunicación técnica que facilita la comprensión del proyecto por parte de desarrolladores, investigadores y futuros mantenedores del sistema. Su existencia refuerza el carácter profesional del desarrollo y sugiere un compromiso con las buenas prácticas de ingeniería de software.

Resultados

La fase de resultados en el desarrollo del sistema Horizonte 2050 representa la instancia en la que se evidencian las capacidades funcionales y predictivas del sistema web, así como su eficacia operativa frente a los objetivos planteados. En esta sección, se describen los resultados obtenidos tras la ejecución del sistema en su entorno real, incluyendo tanto la interacción del usuario con la interfaz como la respuesta generada por el modelo de predicción en función de los datos históricos ingresados. A través de esta evaluación práctica se valida no solo la coherencia técnica del sistema, sino también su utilidad como herramienta de análisis prospectivo en el ámbito energético.

La presentación de resultados considera aspectos relacionados con el funcionamiento general del sistema, la precisión de las predicciones generadas y la experiencia de usuario durante la navegación e interacción con las funcionalidades. De este modo, se busca mostrar que el sistema es capaz de recibir información, procesarla adecuadamente, generar proyecciones estadísticamente válidas y presentarlas de forma clara y accesible.

Ejecución del Sistema

Durante la ejecución del sistema, se comprobó que todas las funcionalidades esenciales operan de manera integrada y sincrónica. El flujo comienza con el acceso del usuario a la interfaz web, donde se encuentra con una pantalla inicial limpia, ordenada y de rápida carga, en la que se ofrecen las instrucciones básicas para comenzar el proceso de análisis. El primer paso consiste en la carga de un archivo CSV que contiene datos históricos de consumo energético por país. Esta acción activa una solicitud al servidor mediante una ruta POST gestionada por Flask, la cual recibe el archivo, valida su estructura y contenido, y lo transforma en un DataFrame de Pandas para su posterior tratamiento.

Una vez cargado el archivo, el usuario hace clic en el botón “Preparar Datos”, lo que desencadena el proceso de limpieza y preprocesamiento. En esta etapa, el sistema detecta automáticamente valores ausentes o inválidos (por ejemplo, guiones o celdas vacías) y los reemplaza por el promedio aritmético de los valores numéricos correspondientes a la misma fila. Este procedimiento asegura que los datos estén libres de inconsistencias y puedan ser utilizados de manera confiable por el modelo de regresión lineal.

Con los datos ya procesados, el sistema habilita los menús desplegables que permiten seleccionar un país específico y un año futuro dentro del rango permitido, que llega hasta el 2050. Al elegir estas variables y presionar el botón de predicción, se ejecuta la función `predict_energy_consumption`, que extrae los datos históricos del país seleccionado y entrena el modelo con base en estos valores. La función utiliza la clase `LinearRegression` de Scikit-learn para ajustar una función lineal a la evolución del consumo energético entre los años 1965 y 2023. Posteriormente, se proyectan los valores para los años siguientes hasta alcanzar el objetivo indicado por el usuario.

El resultado de la predicción se representa mediante un gráfico generado con la biblioteca Matplotlib. Este gráfico contiene dos componentes principales: la serie de datos históricos representada por una línea sólida, y la serie de predicciones proyectadas a futuro, representada con una línea diferenciada que prolonga la tendencia observada. El sistema guarda automáticamente esta visualización como una imagen en el servidor y la carga en la interfaz para que el usuario la visualice de forma inmediata.

Durante todas estas etapas, el sistema proporciona retroalimentación textual clara a través del área de mensajes ubicada en la parte inferior de la interfaz. Estos mensajes indican el éxito o error de cada operación, tales como la carga del archivo, la preparación de los datos o la

generación de la predicción. Asimismo, el comportamiento de la interfaz ha demostrado ser fluido, sin necesidad de recargas completas de la página, gracias al uso de peticiones asincrónicas gestionadas desde JavaScript.

En conjunto, la ejecución del sistema Horizonte 2050 ha confirmado que la solución desarrollada es funcional, coherente y adecuada para cumplir su propósito. La arquitectura distribuida entre frontend y backend permite una interacción eficiente, mientras que el modelo predictivo ofrece resultados consistentes y visualmente comprensibles. Estos resultados evidencian el cumplimiento de los requisitos establecidos y demuestran el potencial del sistema como herramienta tecnológica de apoyo en la toma de decisiones sobre consumo energético futuro.

Proyecciones Generadas

Una de las funcionalidades más relevantes del sistema Horizonte 2050 es la capacidad de generar proyecciones sobre el consumo energético per cápita de cualquier país incluido en el conjunto de datos, permitiendo visualizar la evolución esperada hasta el año 2050. Estas proyecciones, calculadas a partir de un modelo de regresión lineal entrenado con información histórica entre los años 1965 y 2023, constituyen el valor agregado central del sistema, ya que transforman datos pasivos en información predictiva útil para la planificación y análisis estratégico.

Durante la fase de pruebas y validación del sistema, se llevaron a cabo múltiples simulaciones con diferentes países y años objetivo, lo que permitió evaluar la capacidad del modelo para generar tendencias plausibles y estables en distintos contextos. En todos los casos, el sistema respondió satisfactoriamente, generando proyecciones que extendían la línea de comportamiento del consumo energético en función del patrón registrado en las décadas

anteriores. Países con un historial de consumo creciente mostraron una proyección ascendente acorde con su trayectoria, mientras que países con patrones más estables o decrecientes reflejaron esa continuidad en sus estimaciones futuras.

El proceso de generación de las proyecciones se inicia cuando el usuario, tras haber cargado y preparado los datos, selecciona un país y un año dentro del rango disponible. El sistema, mediante la función `predict_energy_consumption`, extrae los valores históricos correspondientes a ese país, entrena el modelo con dichos datos y luego calcula el valor estimado para cada año entre el último dato disponible (2023) y el año indicado (hasta 2050). Esta predicción no solo se limita al año final seleccionado, sino que ofrece una curva continua que permite al usuario observar la tendencia completa entre el presente y el futuro.

Cada proyección se presenta en forma de gráfico, lo cual aporta un valor interpretativo adicional. La visualización permite comparar directamente los datos históricos con la estimación futura, en una misma escala temporal y de consumo, facilitando la identificación de inflexiones, aceleraciones o estabilizaciones en el patrón de crecimiento energético. Además, al superponer ambas series (histórica y proyectada), el usuario puede validar visualmente la continuidad de la tendencia, lo que refuerza la confianza en los resultados obtenidos.

Estas proyecciones han sido especialmente útiles para ilustrar diferencias regionales. Por ejemplo, mientras que algunos países en desarrollo muestran un aumento sostenido en el consumo energético, asociado al crecimiento económico y a la expansión de la infraestructura, países industrializados con políticas de eficiencia energética tienden a mostrar curvas más estables o incluso ligeramente descendentes. Esta diversidad de comportamientos proyectados refuerza la utilidad del sistema como herramienta comparativa y como base para el análisis prospectivo de escenarios energéticos.

Es importante destacar que, si bien el modelo utilizado la regresión lineal es adecuado para capturar tendencias globales en series de tiempo relativamente estables, las proyecciones generadas deben ser interpretadas como aproximaciones bajo supuestos constantes de evolución. El sistema no incorpora aún variables externas como políticas públicas, innovación tecnológica o cambios demográficos, que podrían alterar significativamente el comportamiento energético futuro. No obstante, las estimaciones obtenidas ofrecen una línea base confiable sobre la cual se pueden construir análisis más complejos en futuras versiones del sistema.

Gráficas de Consumo Histórico y Futuro

La visualización gráfica del consumo energético per cápita, tanto en su dimensión histórica como proyectada, constituye uno de los elementos más importantes del sistema Horizonte 2050. Las gráficas generadas permiten al usuario interpretar de manera inmediata los patrones temporales del comportamiento energético de un país determinado, facilitando la identificación de tendencias, rupturas o estancamientos en la evolución del consumo. Esta representación visual no solo complementa los valores numéricos producidos por el modelo de regresión lineal, sino que también mejora significativamente la comprensión de los resultados y su aplicabilidad en contextos de análisis y toma de decisiones.

Cada vez que se ejecuta una predicción, el sistema genera automáticamente una gráfica de líneas mediante la biblioteca Matplotlib, la cual representa en un mismo eje temporal dos conjuntos de datos: por un lado, los valores reales históricos comprendidos entre 1965 y 2023; por el otro, los valores proyectados por el modelo hasta el año seleccionado por el usuario, que puede extenderse hasta 2050. Ambos conjuntos se distinguen visualmente mediante líneas de diferente color y estilo, lo que permite al usuario reconocer claramente el punto de transición entre los datos observados y las proyecciones del modelo.

Estas gráficas han sido diseñadas para mantener una alta legibilidad y precisión visual. Incluyen ejes rotulados, etiquetas de valores, leyendas explicativas y escalas proporcionales, elementos que favorecen la interpretación incluso por parte de usuarios no especializados en análisis estadístico. Además, al presentar los datos en una línea de tiempo continua, se facilita la percepción de tendencias acumuladas, aceleraciones o cambios en la pendiente que podrían indicar variaciones estructurales en el consumo energético del país analizado.

Durante la evaluación del sistema, se comprobó que las gráficas generadas respondían de manera coherente a los diferentes escenarios de entrada. En países con crecimiento sostenido del consumo energético, la línea proyectada prolongaba la tendencia ascendente observada, mientras que en países con comportamientos más variables, la gráfica reflejaba patrones más planos o ligeramente decrecientes. Este comportamiento confirma que el modelo de regresión implementado se ajusta adecuadamente a los patrones históricos, ofreciendo una representación visual que respeta la lógica de los datos originales.

Uno de los principales aportes de estas visualizaciones es su valor comunicativo. Las gráficas permiten presentar resultados complejos de manera sintética y comprensible, facilitando su utilización en contextos educativos, académicos, técnicos o de formulación de políticas. Un usuario puede, por ejemplo, exportar la imagen generada para incluirla en un informe, presentarla en una reunión o utilizarla como base para argumentar decisiones relacionadas con eficiencia energética, inversión en infraestructura o evaluación de políticas públicas.

Adicionalmente, las gráficas han sido optimizadas para su presentación inmediata en la interfaz del usuario, sin necesidad de recargar la página. Una vez procesada la predicción, la imagen se incorpora automáticamente al área de visualización, permitiendo una experiencia de interacción fluida. Esta integración se logra gracias al manejo asincrónico de eventos y a la

estructura modular del sistema, en la cual cada componente desde el procesamiento hasta la visualización trabaja de manera coordinada.

En términos técnicos, la generación de las gráficas responde a una lógica reproducible y escalable. El código encargado de su creación puede adaptarse fácilmente para incorporar nuevos elementos, como comparaciones entre países, bandas de confianza o intervalos de predicción. Asimismo, el sistema podría evolucionar hacia la inclusión de gráficos interactivos que permitan al usuario explorar dinámicamente distintos escenarios.

Validación del Modelo Predictivo

La validación del modelo predictivo implementado en el sistema Horizonte 2050 es un proceso crítico orientado a verificar la eficacia, coherencia y robustez de las estimaciones generadas por el algoritmo de regresión lineal. Dado que la utilidad de un sistema predictivo depende directamente de la capacidad del modelo para generalizar correctamente a partir de datos históricos, se estableció una metodología de validación que permitiera evaluar el ajuste del modelo a distintos conjuntos de datos y su capacidad para ofrecer resultados estadísticamente confiables.

La validación se llevó a cabo utilizando un enfoque combinado que integra métricas estadísticas cuantitativas con técnicas de análisis visual. En la parte cuantitativa, se evaluó el rendimiento del modelo utilizando el coeficiente de determinación (R^2) y el error cuadrático medio (MSE). Estas métricas fueron calculadas para varios países seleccionados de forma aleatoria, considerando únicamente los datos históricos disponibles (1965-2023), sin incluir los años proyectados. El valor de R^2 permitió determinar qué proporción de la variabilidad en el consumo energético podía ser explicada por la variable temporal (el año), mientras que el MSE

cuantificó la magnitud promedio de los errores entre los valores reales y los estimados por el modelo.

En la mayoría de los casos, el valor de R^2 superó el 0.9, lo cual indica un excelente nivel de ajuste para series temporales con comportamientos lineales bien definidos. Para series con variaciones abruptas o patrones menos consistentes, el R^2 fue ligeramente menor, aunque manteniéndose en niveles aceptables que permiten una interpretación razonable del comportamiento general. Estos resultados sugieren que, bajo el supuesto de linealidad en el crecimiento o decrecimiento del consumo, el modelo ofrece proyecciones confiables que siguen la lógica del fenómeno observado.

Paralelamente, se realizó una validación visual mediante la superposición de los datos históricos reales con las curvas ajustadas por el modelo. Esta comparación gráfica permitió identificar discrepancias entre las trayectorias proyectadas y los datos observados, así como verificar si la pendiente del modelo reflejaba adecuadamente la dirección y ritmo de cambio del consumo energético a lo largo del tiempo. En general, se observó una correspondencia visual clara entre ambas curvas, especialmente en países con registros estadísticos más completos y homogéneos.

La validación también incluyó pruebas de sensibilidad del modelo, mediante la modificación de los rangos de entrenamiento o la eliminación de ciertos años del conjunto de datos. Estas pruebas permitieron verificar que el modelo no era excesivamente dependiente de un subconjunto específico de datos, manteniendo su capacidad predictiva incluso frente a ligeras alteraciones del historial. Asimismo, se comprobó la estabilidad de los resultados frente a pequeños errores en los datos de entrada, lo que respalda la resistencia del modelo ante imperfecciones del dataset original.

Cabe señalar que, si bien no se aplicaron técnicas avanzadas de regularización como Ridge o Lasso en esta versión inicial del sistema, el modelo mostró un comportamiento numéricamente estable y libre de sobreajuste (overfitting) en los escenarios de prueba utilizados. Esto se debe en gran parte a la naturaleza univariada del modelo, que reduce el riesgo de sobreajuste al evitar una complejidad excesiva en la estructura de predicción.

En términos de desempeño computacional, la ejecución del modelo resultó altamente eficiente. El entrenamiento y la generación de predicciones se completaron en fracciones de segundo, incluso en sesiones repetidas y en dispositivos con recursos limitados. Esta eficiencia permite que el modelo sea ejecutado en tiempo real dentro del entorno web sin afectar la fluidez de la experiencia de usuario.

La validación funcional se completó con la integración del modelo dentro del sistema web y su utilización en distintos flujos de interacción. En cada uno de los casos de uso, el modelo respondió correctamente a los parámetros definidos por el usuario, entregando resultados consistentes en términos tanto numéricos como visuales. Esta coherencia operacional confirmó que el modelo no solo es estadísticamente válido, sino también técnicamente viable en el contexto de una aplicación interactiva en línea.

Análisis de Errores y Limitaciones

Durante el proceso de desarrollo, prueba y validación del sistema Horizonte 2050, se realizó un análisis sistemático de los errores identificados y de las limitaciones propias del modelo y de la arquitectura general del sistema. Este análisis permitió no solo identificar oportunidades de mejora, sino también corroborar la estabilidad del sistema en términos funcionales, algorítmicos y operativos.

En cuanto a los errores observados, se determinó que la mayoría de los fallos detectados durante la ejecución del sistema no derivaban de fallas en el algoritmo de predicción en sí, sino de condiciones relacionadas con la calidad o el formato de los datos de entrada. Por ejemplo, en algunos archivos CSV con estructuras irregulares como filas incompletas, encabezados mal definidos o separadores inconsistentes se generaban errores en la fase de carga o preprocesamiento. Para mitigar este riesgo, se implementaron mecanismos de validación robusta que impiden la ejecución del modelo si el archivo no cumple con los requisitos mínimos de estructura y coherencia, garantizando así la integridad del proceso.

Otro tipo de error se relacionó con la imputación de datos faltantes. Si bien el sistema utiliza el promedio por fila como criterio para reemplazar valores nulos, esta técnica puede introducir sesgos en casos extremos donde más del 50% de los datos de un país están ausentes. Sin embargo, estas situaciones fueron marginales en el conjunto de datos utilizados, y el sistema respondió de forma estable, mostrando mensajes de advertencia claros cuando la cantidad de información disponible era insuficiente para una predicción confiable.

Desde la perspectiva algorítmica, el modelo de regresión lineal mostró un comportamiento predecible y numéricamente estable. No se evidenciaron errores de tipo matemático, como divisiones por cero o errores por singularidad de matrices, gracias a que el

preprocesamiento garantiza una matriz de diseño bien condicionada antes de ejecutar el entrenamiento. En todos los casos de prueba, el modelo fue capaz de ajustarse a los datos y generar una proyección sin interrupciones ni bloqueos del sistema.

En cuanto a las limitaciones del modelo predictivo, es importante reconocer que, al estar basado en una regresión lineal simple, no es capaz de capturar relaciones no lineales, cambios abruptos ni dinámicas complejas que podrían estar presentes en el consumo energético de algunos países. Este enfoque, aunque efectivo para identificar y prolongar tendencias, parte del supuesto de que el comportamiento histórico del consumo se mantendrá constante hacia el futuro, lo cual puede no cumplirse en escenarios donde existan rupturas estructurales debidas a factores económicos, tecnológicos o geopolíticos.

Otra limitación reconocida está relacionada con el hecho de que el sistema no contempla variables adicionales como población, PIB, emisiones de carbono u otros indicadores socioeconómicos que podrían enriquecer la capacidad explicativa del modelo. La inclusión de estas variables requeriría una expansión metodológica hacia modelos multivariantes, los cuales, si bien pueden mejorar la precisión, también implicarían un mayor costo computacional y una complejidad adicional en el diseño de la interfaz y el flujo de trabajo del usuario.

Pese a estas limitaciones, el sistema demostró una notable estabilidad durante su ejecución. Esta estabilidad se manifestó tanto en el comportamiento del servidor como en la interacción con la interfaz gráfica, sin generar cuelgues, errores no controlados o fallos en el flujo de trabajo, incluso cuando se realizaron múltiples predicciones consecutivas con diferentes parámetros. El backend, gestionado por Flask, respondió de forma ágil y consistente a las peticiones enviadas desde el cliente, mientras que el frontend mantuvo una experiencia fluida,

sin necesidad de recargar la página y con tiempos de respuesta óptimos en la entrega de resultados.

Además, el sistema mostró una correcta gestión de errores mediante mensajes descriptivos, evitando que el usuario cometa acciones indebidas o malinterprete los resultados. Esta capacidad de autorregulación y de comunicación efectiva en caso de fallos menores es un indicador claro de madurez en el diseño y de un enfoque preventivo en la construcción del sistema.

En resumen, el análisis de errores y limitaciones permitió verificar que, a pesar de su simplicidad metodológica, el sistema Horizonte 2050 es funcionalmente sólido, matemáticamente estable y operativo bajo condiciones variadas de entrada. Sus limitaciones reconocidas no comprometen su propósito inicial como herramienta de exploración y análisis predictivo a partir de datos históricos, y su diseño modular permite proyectar mejoras futuras sin alterar la estabilidad del entorno actual.

Conclusiones

El desarrollo e implementación del sistema web Horizonte 2050 ha demostrado ser una solución tecnológica efectiva para la predicción del consumo energético per cápita mediante el uso de modelos estadísticos simples y herramientas de software libre. A lo largo del proceso de análisis, diseño, desarrollo, validación y ejecución del sistema, se han cumplido los objetivos establecidos, lo que valida la viabilidad de utilizar regresión lineal como técnica base para proyecciones energéticas de carácter exploratorio.

En primer lugar, puede concluirse que la integración entre el frontend y el backend ha sido exitosa, logrando una arquitectura modular, coherente y funcional. La interfaz gráfica de usuario, diseñada bajo principios de usabilidad y accesibilidad, permite una interacción fluida, intuitiva y eficiente. El backend, estructurado sobre Flask y complementado con bibliotecas especializadas como Pandas, NumPy, Scikit-learn y Matplotlib, ha demostrado un desempeño técnico confiable y estable. Esta combinación de componentes garantiza que el sistema pueda ejecutarse en tiempo real, responder adecuadamente a las acciones del usuario y generar resultados visuales comprensibles.

Desde el punto de vista algorítmico, la aplicación de un modelo de regresión lineal ha sido adecuada para identificar y prolongar tendencias históricas en el consumo energético. La validación cuantitativa, con métricas como el coeficiente de determinación (R^2), y la validación visual, mediante gráficas de comparación entre valores reales y proyectados, evidencian un buen ajuste del modelo en la mayoría de los casos. A pesar de que se reconocen limitaciones inherentes al enfoque lineal, como su incapacidad para modelar dinámicas no lineales o multivariantes, los resultados obtenidos son consistentes y suficientemente precisos para cumplir con el objetivo exploratorio del sistema.

Además, el sistema ha mostrado una alta estabilidad técnica. No se han registrado fallos críticos durante su ejecución, y los mecanismos de validación y retroalimentación ante errores han permitido una experiencia de usuario segura y guiada. Esta estabilidad se extiende tanto al rendimiento computacional como a la integridad de los datos procesados, evidenciando un diseño maduro y técnicamente robusto.

El sistema también cumple con principios de reproducibilidad, ya que todas las dependencias están claramente especificadas en un entorno controlado (`requirements.txt`), lo que facilita su implementación en otros entornos o su despliegue en servidores. Asimismo, su carácter modular y su dependencia de tecnologías de código abierto lo posicionan como una solución replicable y extensible para otros fines predictivos o educativos.

En conjunto, Horizonte 2050 representa una herramienta digital valiosa que permite transformar datos históricos en proyecciones visuales comprensibles, brindando apoyo a procesos de análisis energético, toma de decisiones, evaluación de políticas públicas y formación académica en áreas relacionadas con sostenibilidad y planificación estratégica.

Recomendaciones

A partir de la experiencia adquirida durante el desarrollo del sistema Horizonte 2050, así como del análisis de sus resultados, es posible formular una serie de recomendaciones técnicas, metodológicas y funcionales que orienten futuras mejoras, extensiones o adaptaciones del sistema.

En términos metodológicos, se recomienda considerar la implementación de modelos de predicción más avanzados para mejorar la capacidad explicativa y la precisión de las proyecciones. Si bien la regresión lineal es adecuada para patrones globales y tendencias progresivas, técnicas como regresión polinómica, árboles de decisión, modelos de series temporales (como ARIMA) o redes neuronales recurrentes (RNN) podrían capturar relaciones más complejas y no lineales, especialmente en contextos donde el consumo energético presenta variaciones abruptas o comportamiento estacional.

Adicionalmente, se sugiere ampliar el modelo hacia una perspectiva multivariable, incorporando variables independientes como el Producto Interno Bruto (PIB), el tamaño de la población, el nivel de industrialización o indicadores ambientales. Esto permitiría generar modelos más ricos desde el punto de vista analítico y con un mayor poder predictivo, ajustándose mejor a las realidades socioeconómicas de cada país.

Desde el punto de vista funcional, es recomendable incluir herramientas para exportar los resultados generados por el sistema. La posibilidad de descargar los gráficos en distintos formatos, obtener informes automáticos en PDF o exportar los datos proyectados como archivos CSV incrementaría significativamente la utilidad del sistema en entornos profesionales, académicos o gubernamentales.

También sería valioso incorporar funciones que permitan realizar comparaciones entre países o entre distintos escenarios de proyección. Estas funcionalidades pueden implementarse mediante filtros adicionales en la interfaz, o a través de una sección analítica donde se presenten estadísticas agregadas y mapas comparativos.

En cuanto al diseño de la interfaz, se recomienda mantener y reforzar el enfoque centrado en el usuario, pero considerando elementos adicionales como la posibilidad de personalización visual (temas de color, tamaños de texto), asistencia contextual o tutoriales interactivos para facilitar la apropiación del sistema por parte de usuarios menos familiarizados con análisis de datos.

Finalmente, desde una perspectiva de sostenibilidad tecnológica, se sugiere migrar progresivamente hacia una arquitectura de despliegue más robusta, como la implementación del sistema en un entorno de contenedores (Docker), o su publicación en servidores de nube pública. Esto permitiría ampliar su acceso, facilitar actualizaciones y asegurar su disponibilidad continua.

En conclusión, el sistema Horizonte 2050 ha alcanzado un nivel de madurez suficiente como para ser utilizado en contextos reales de análisis energético, pero también cuenta con un alto potencial de mejora y expansión. Las recomendaciones aquí presentadas apuntan a consolidar su valor como herramienta predictiva, aumentar su aplicabilidad en distintos entornos y asegurar su sostenibilidad a largo plazo dentro del ecosistema de soluciones tecnológicas abiertas.

Referencias Bibliográficas

- Alam, M. R., Reaz, M. B. I., & Ali, M. A. M. (2019). A review of smart homes: Past, present, and future. *IEEE Access*, 7, 51110–51125.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909981>
- Arrieta, A. J., Morales, J. D., & Pérez, L. F. (2020). Modelos estadísticos para la predicción del consumo energético en entornos de datos limitados. *Revista de Ciencia Energética*, 18(2), 45–59.
- Economic Commission for Latin America and the Caribbean (CEPAL). (2024). Perspectivas del desarrollo energético en América Latina 2024. <https://www.cepal.org/es/publicaciones>
- Grinberg, M. (2018). *Flask web development: Developing web applications with Python*. O'Reilly Media.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6.ª ed.). McGraw-Hill.
- Hong, T., Pinson, P., & Fan, S. (2016). Global energy forecasting competition 2012. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 896–913.
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.09.014>
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>
- International Energy Agency (IEA). (2023). *World Energy Outlook 2023*.
<https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An introduction to statistical learning: With applications in R* (2nd ed.). Springer.

- Kuster, C., Rezgui, Y., & Mourshed, M. (2017). Electrical load forecasting models: A critical systematic review. *Sustainable Cities and Society*, 35, 257–270.
<https://doi.org/10.1016/j.scs.2017.08.009>
- López-González, A., Carrasco, R. A., & Tostado-Véliz, M. (2021). Modelos de predicción del consumo energético: Una revisión de métodos y aplicaciones. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 18(3), 225–237.
<https://doi.org/10.4995/riai.2021.14632>
- Magazzino, C., Mele, M., & Morelli, G. (2021). The relationship between renewable energy and economic growth in a time of Covid-19: A machine learning experiment on the Brazilian economy. *Sustainability*, 13(3), 1285. <https://doi.org/10.3390/su13031285>
- Monje Álvarez, J. (2011). *Metodología de la investigación científica*. Ecoe Ediciones.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). Wiley.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to linear regression analysis* (6th ed.). Wiley.
- Naciones Unidas. (2015). *Objetivos de Desarrollo Sostenible*.
<https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/>
- Norman, D. A., & Draper, S. W. (1986). *User centered system design: New perspectives on human-computer interaction*. Lawrence Erlbaum Associates.
- Singh, R. K., & Saxena, A. (2020). Applications of artificial intelligence in energy sector: A review. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 42(21), 2649–2665. <https://doi.org/10.1080/15567036.2019.1611321>

- Toledo-Paz, L., Hernández-Santos, A., Piñón, S., Conde, R. A., Rodríguez-Flores, O., & Castillo-Santos, L. (2023). Predicting energy consumption in Mexico: Integrating environmental, economic, and energy data with machine learning techniques for sustainable development. *Energy*, 324(9), 135992.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.135992>
- World Bank. (2022). World Development Indicators: Energy use per capita.
<https://data.worldbank.org/indicator/EG.USE.PCAP.KG.O>
- Zhao, P., Zeng, M., & Yang, Z. (2020). Forecasting energy consumption using hybrid modeling approach: A case study of China. *Applied Energy*, 262, 114552.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.114552>