



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

DIRECCIÓN DE POSGRADO

MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

Título: “Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático en las parroquias urbanas del cantón Latacunga”, mediante el uso de árboles de decisión binaria.

Trabajo de titulación previo a la obtención del título de Magister en Ciencia de Datos.

Autor:

Patricia Priscila Maldonado Campaña

Tutor:

Dra. Verónica Del Consuelo Tapia Cerda

LATACUNGA – ECUADOR

2025

APROBACIÓN DEL TUTOR

En mi calidad de Tutor del Trabajo de Titulación: “Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático “en las parroquias urbanas del cantón Latacunga”, mediante el uso de árboles de decisión binaria presentado por Patricia Priscila Maldonado Campaña, para optar por el título Magíster en Ciencias de Datos.

CERTIFICO

Que dicho Trabajo de Titulación ha sido revisado en todas sus partes y se considera que reúne los requisitos y méritos suficientes para ser sometido a la presentación para la valoración por parte del Tribunal de Lectores que se designe y su exposición y defensa pública.

Latacunga, Mayo, 2025



Dra. Verónica Del Consuelo Tapia Cerda

CC: 0502053697

APROBACIÓN TRIBUNAL

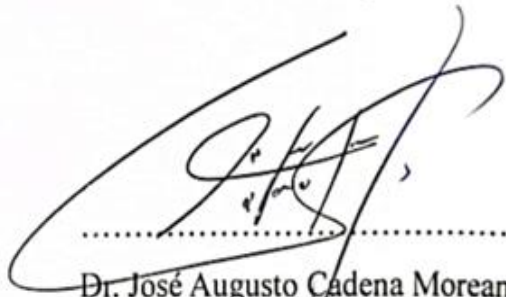
El Trabajo de Titulación: Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático “en las parroquias urbanas del cantón Latacunga”, mediante el uso de árboles de decisión binaria, ha sido revisado, aprobado y autorizada su impresión y empastado, previo a la obtención del título de Magíster en Ciencias de Datos. El trabajo reúne los requisitos de fondo y forma para que el estudiante pueda presentarse a la exposición y defensa.

Latacunga, Mayo, 2025



.....

Mg. Edison Patricio Bedón Salazar
0502253271
Presidente



.....

Dr. José Augusto Cadena Moreano
0501552798
Lector 2



.....

Mg. Karla Susana Cantuña Flores
0502305113
Lector 3

DEDICATORIA

Dedico esta tesis en primer lugar a Dios, fuente de bendiciones en mi camino.

A mí amado hijo Eduardito, que ilumina mis días y principal inspiración para alcanzar esta meta.

A mis padres, Carlos Maldonado y Betsabe Campaña, pilares fundamentales en mi vida. Su amor incondicional, su ejemplo constante y su apoyo me han moldeado hasta convertirme en la profesional que soy hoy.

A mi esposo Bryan, compañero de vida que su apoyo incondicional ha sido esencial en cada paso de esta etapa.

A mi hermana Yaja y a mi cuñado José Luis, por su constante aliento y apoyo durante todo este proceso.

Con todo mi cariño, dedico también esta tesis a mi familia, cuyo apoyo constante ha sido un pilar fundamental en la consecución de este logro.

Patricia Maldonado

AGRADECIMIENTO

Mi más sincero agradecimiento a la Universidad Técnica de Cotopaxi que me brindó la oportunidad de crecer y desarrollarme en este campo. Agradezco a los docentes por compartir sus conocimientos.

De manera especial, deseo expresar mi gratitud a mi tutora, la Dra. Verónica Tapia, por su invaluable guía y paciencia a lo largo de este proceso de investigación. Su experiencia y apoyo fueron fundamentales para la culminación de esta tesis.

Patricia Maldonado

RESPONSABILIDAD DE AUTORÍA

Yo, Maldonado Campaña Patricia Priscila declaro ser autor de la propuesta tecnológica: “Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático “en las parroquias urbanas del cantón Latacunga”, mediante el uso de árboles de decisión binaria.” siendo la Dra. Verónica Del Consuelo Tapia Cerda tutor del presente trabajo; y eximo expresamente a la Universidad Técnica de Cotopaxi y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones legales. Además, certifico que las ideas, conceptos, procedimientos y resultados vertidos en el presente trabajo investigativo, son de mi exclusiva responsabilidad.

Quien suscribe, declara que asume la autoría de los contenidos y los resultados obtenidos en el presente Trabajo de Titulación.

Latacunga, Mayo, 2025



Patricia Priscila Maldonado Campaña

0502898216

RENUNCIA DE DERECHOS

Quien suscribe, cede los derechos de autoría intelectual total y/o parcial del presente Trabajo de Titulación a la Universidad Técnica de Cotopaxi.

Latacunga, Mayo, 2025



.....
Patricia Priscila Maldonado Campaña

0502898216

AVAL DEL PRESIDENTE

Quien suscribe, declara que el presente Trabajo de Titulación: Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático “en las parroquias urbanas del cantón Latacunga”, mediante el uso de árboles de decisión binaria contiene las correcciones a las observaciones realizadas por los miembros del Tribunal en la predefensa.

Latacunga, Mayo, 2025



Mg. Edison Patricio Bedón Salazar
0502253271

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

DIRECCIÓN DE POSGRADO

MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

Título: “Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático “en las parroquias urbanas del cantón Latacunga”, mediante el uso de árboles de decisión binaria.

Autor:

Patricia Priscila Maldonado Campaña

Tutor:

Dra. Verónica Del Consuelo Tapia Cerda

RESUMEN

La investigación aborda el impacto del cambio climático en las parroquias urbanas de Latacunga, evidenciado por temperaturas en aumento, disminución de humedad y precipitaciones cada vez más impredecibles. El objetivo general fue analizar datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones significativas que ilustren dicho impacto, mediante el uso de árboles de decisión binaria. Se aplicó la metodología CRISP-DM, que implicó etapas de comprensión y preparación de datos climáticos, modelado con un árbol de decisión binario tipo CART, y despliegue de resultados a través de visualizaciones interactivas en Power BI. Como resultado, se obtuvo un modelo predictivo con alta precisión R^2 de 0,98 y reglas prácticas para anticipar condiciones extremas, por ejemplo, umbrales de temperatura, humedad y viento asociados a baja precipitación o lluvias intensas. Asimismo, las visualizaciones permitieron identificar patrones importantes, como la disminución sostenida de la humedad relativa en el período 2020-2025 y una alta variabilidad interanual en la precipitación y las velocidades del viento con tendencias inversas entre ambas variables, con valores de 390 mm de precipitación en el mes de enero en el año 2023, y una velocidad del viento máxima de 15 km/h, lo generó un fenómeno de disipación en la formación de lluvias, confirmando los efectos locales del cambio climático y proporcionando información valiosa en los meses de enero y agosto para la toma de decisiones en gestión ambiental y adaptación y recursos energéticos.

Palabras clave: Climatología; Cambio climático; Árboles de decisión; Visualización de datos; Mitigación; Resiliencia.

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

DIRECCIÓN DE POSGRADO

MAESTRÍA EN CIENCIA DE DATOS

“Study of historical and current climate data to create visualizations that show the impact of climate change in the urban parishes of the Latacunga canton, using binary decision trees”

Autor:

Ing. Patricia Priscila Maldonado Campaña

Tutor:

Dra. Verónica Del Consuelo Tapia Cerda

ABSTRACT

This research addresses the impact of climate change on the urban parishes of Latacunga, Ecuador, as evidenced by rising temperatures, decreasing humidity, and increasingly unpredictable precipitation. The main objective was to analyze historical and current climate data to create meaningful visualizations illustrating this impact, using binary decision trees. The CRISP-DM methodology was applied, involving stages of climate data understanding and preparation, modeling with a CART-type binary decision tree, and result deployment through interactive visualizations in Power BI. As a result, a highly accurate predictive model $R^2=0.98$ was obtained, along with practical rules to anticipate extreme conditions, such as threshold combinations of temperature, humidity, and wind associated with low rainfall or heavy precipitation. The visualizations enabled the identification of key patterns, including a sustained decrease in relative humidity from 2020 to 2025 and high interannual variability in precipitation. In addition, an inverse relationship was observed between precipitation and wind speed, with a rainfall average of 390 mm contrasting with a maximum wind speed of 15 km/h, suggesting that increased wind intensity may inhibit rain formation for the target months; January and August. These findings confirm the local effects of climate change and offer valuable information for environmental management, mitigation, and adaptation strategies.

Keywords: Climatology; Climate change; Decision trees; Data visualization; Mitigation; Resilience.

Edison Marcelo Pacheco Pruna con cédula de identidad número: 0502617350 Licenciado en Ciencias de la educación mención inglés con número de registro de la SENESCYT: 1020-2016-1670369; CERTIFICO haber revisado y aprobado la traducción al idioma inglés del resumen del trabajo de investigación con el título: Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático “en las parroquias urbanas del cantón Latacunga”, mediante el uso de árboles de decisión binaria de: Patricia Priscila Maldonado Campaña, aspirante a magister en Ciencia de Datos .

Latacunga, Mayo, 2025



MSc. Edison Marcelo Pacheco Pruna

0502617350

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	ix
ABSTRACT.....	x
TABLA DE CONTENIDO	xi
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xvi
ÍNDICE DE TABLAS	xviii
INTRODUCCIÓN	1
Problema	3
Planteamiento del problema.....	4
Formulación del problema	5
Justificación	5
Objetivos.....	6
Objetivo general.....	6
Objetivos específicos	6
Tareas por objetivos	7
Limpieza de datos	7
CAPÍTULO I. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA.....	10
1.1. Ciencia de datos para mitigación climática.....	10
1.2. Evaluación de políticas públicas ambientales mediante modelos computacionales	10
1.3. Big data en estudios climáticos	10
1.4. Datos climáticos	10
1.4.1. Elementos de datos climáticos	11
1.4.2. Variables climáticas.....	13

1.4.3. Variables importantes a tomar en cuenta para el análisis de datos climáticos	14
1.5. Origen de los árboles de decisión binaria	16
1.6. Árboles De Decisión Binaria	17
1.7. Formulación del modelo de árboles de decisión binaria	19
1.7.1. Nodo Raíz	19
1.7.2. Nodos Intermedios (Internos)	19
1.7.3. Nodos Hoja	20
1.8. Ventajas de los árboles de decisión	20
1.8.1. Porque utilizar árboles de decisión	21
1.9. Metodologías para trabajos de minería de datos	22
1.10. CRISP-DM	22
1.10.1. Etapas de la metodología CRISP-DM	24
1.11. Metodología SEMMA	25
1.11.1. Etapas de la metodología SEMMA	25
1.12. Herramientas de visualización de datos	27
1.12.1. Importancia de las herramientas de visualización de datos	27
1.12.2. Herramienta de visualización	28
1.13. Algoritmo Classification And Regression Tree	29
1.13.1. Estructura del árbol Classification And Regression Tree	29
CAPÍTULO II. MATERIALES Y MÉTODOS	31
2.1. Enfoque de investigación	31
2.2. Diseño metodológico CRISP-DM aplicada al análisis climático	31
2.2.1. Enfoque metodológico	32

a) Comprensión del problema.....	32
b) Comprensión de los datos.....	33
c) Preparación de los datos	33
d) Modelado	33
e) Evaluación	34
f) Despliegue.....	34
2.3. Técnicas e Instrumentos.....	34
2.4. Técnicas de investigación aplicadas.....	35
2.4.1. Investigación bibliográfica.....	35
2.4.2. Investigación descriptiva.....	35
2.5. Métodos de investigación.....	35
2.5.1. Método analítico.....	36
2.4.2. Método deductivo	36
2.4.3. Método inductivo	36
2.5. Seguimiento de la metodología de desarrollo	37
2.6. Comprensión del negocio.....	37
2.6.1. Determinar los objetivos del negocio:	37
2.6.2. Criterios de éxito.....	37
2.6.3. Evaluación de la situación	38
2.6.4. Inventario de recursos	38
2.6.5. Plan de proyecto.....	38
2.6.6. Evaluación inicial de la herramienta.....	39
2.7. Comprensión de los datos	39
2.7.1. Recolectar datos iniciales.....	39

2.7.2. Descripción de los datos	41
2.7.3. Exploración de los datos	42
2.7.4. Verificar la calidad de los datos.....	43
2.8. Preparación de los datos.....	44
2.8.1. Seleccionar los datos.....	44
2.8.2. Limpiar datos	44
2.8.3. Construcción de nuevos datos	45
2.8.4. Integrar datos.....	46
2.8.5. Formato de datos	46
2.9. Modelado	46
2.9.1. Selección del modelo	47
2.9.2. Métricas comparativas de los modelos	47
2.9.3. Técnica de modelado con el algoritmo Classification and Regression Trees	48
2.9.4. Construcción de la clase binaria.....	49
2.9.5. Umbrales numéricos del árbol binario.	50
2.10. Evaluación.....	50
2.10.1. División del Conjunto de Datos.....	52
2.11. Análisis previo de las variables climáticas.....	52
2.12. Temporalidad y estructura secuencial de los datos	52
2.13. Métricas de Desempeño Classification and Regression Trees	53
2.14. Construcción del modelo.....	54
CAPÍTULO III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	59
3.1. Resultados del modelo y reglas prácticas para eventos extremos.....	59

3.2. Despliegue.....	61
3.3. Análisis de los resultados de las visualizaciones en Power BI.	62
3.4. Informe Técnico de las tendencias climáticas	70
1. Introducción	70
2. Metodología	70
3. Análisis de las Tendencias Climáticas	71
4. Curva Receiver Operating Characteristic.....	78
5. Boxplot de variable climatológica.	80
3.5. Impactos Potenciales del Cambio Climático	81
3.5.1. Cambio climático en Latacunga: impactos y urgencia de acción	82
3.6. Propuesta de Mitigación, Adaptación y Resiliencia para el Cantón Latacunga	83
1. Estrategias de Mitigación.....	83
2. Estrategias de Adaptación	84
3. Estrategias de Resiliencia	84
4. Justificación técnica	85
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	86
Conclusiones	86
Recomendaciones	87
ANEXOS	95

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Estructura de un árbol de decisión.....	19
Figura 2. Modelo de árboles de decisiones	20
Figura 3. Etapas de la metodología CRISP-DM.....	23
Figura 4. Metodología utilizada para minería de datos.....	26
Figura 5. Estructura de un árbol de decisión Classification And Regression Tree in Machine Learning	30
Figura 6. Datos iniciales obtenidos del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología	41
Figura 7. Promedios de las variables climáticas	43
Figura 8. Transformación de datos en tablas estructuradas	45
Figura 9. Integración de datos.....	46
Figura 10. Estructura del árbol binario tipo CART.....	49
Figura 11. Matriz de Confusión binaria de Impacto de Cambio Climático.	51
Figura 12. Ejemplo de la aplicación de árbol de decisión binario para la predicción del viento	56
Figura 13. Árbol de decisión binario para la predicción de la precipitación y velocidad del viento	64
Figura 14. Promedio de la humedad y temperatura por año	65
Figura 15. Precipitación máxima por cada año.....	67
Figura 16. Esquema jerárquico de la varianza de humedad en día, mes y año..	68
Figura 17. Mapa coroplético	68
Figura 18. Gráfico con segmentación de datos para visualizar las fechas.....	69
Figura 19. Humedad Relativa enero a) y agosto b)	71
Figura 20. Variación de Temperatura enero a) y agosto b)	73
Figura 21. Variabilidad de promedio de precipitación anual enero a) y agosto b).	74

Figura 22. Variabilidad climática de la velocidad del viento en meses de interés a) enero, b) agosto	76
Figura 23. Curva ROC	79
Figura 24. Comparación de humedad relativa por parroquia.	80
Figura 25. Comparación de Temperaturas promedio por parroquia	81

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Tareas por objetivos	7
Tabla 2. Elementos de datos climáticos	11
Tabla 3. Tabla comparativa sobre las variables para el análisis de datos.....	16
Tabla 4. Técnicas de reglas de segmentación	18
Tabla 5. Ventajas de los árboles de decisión	20
Tabla 6. Herramientas de visualización de datos	28
Tabla 7. Descripción del plan de proyecto.....	39
Tabla 8. Listado de los datos adquiridos.....	40
Tabla 9. Descripción general de los modelos.....	47
Tabla 10. Métricas usadas en la investigación	48
Tabla 11. Modelo Utilizado.....	60

INFORMACIÓN GENERAL

Título: Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático “en las parroquias urbanas del cantón Latacunga”, mediante el uso de árboles de decisión binaria.

Lugar de ejecución:

- **Provincia:** Cotopaxi.
- **Cantón:** Latacunga.
- **Parroquia:** Urbanas.
- **Institución:** Universidad Técnica de Cotopaxi.

Línea de investigación

Tecnología de la información y las comunicaciones, robótica, automatización y optimización de sistemas.

Grupo de investigación

Desarrollo tecnológico para sistemas de información automatizados

INTRODUCCIÓN

El sistema climático terrestre está experimentando una transformación acelerada, según Sesana E., et al (2021) en sus conclusiones más relevantes indica que los impactos son observables en múltiples ámbitos socio ambientales. Según la IPCC (2024) en la actualidad, se registra un incremento en la frecuencia e intensidad de eventos climáticos extremos como; ciclones tropicales, precipitaciones torrenciales, anomalías térmicas, olas de calor o frío, episodios de sequía prolongada y alteraciones en los regímenes de nieve, los cuales inciden de manera crítica en los sistemas biológicos, incluida la especie humana (Abbass, K., t al., 2022). Si bien las variaciones climáticas son inherentes a la dinámica natural del planeta, la tasa de cambio contemporánea supera significativamente los patrones históricos. Evidencia de ello es el incremento de 0.75 °C en la temperatura atmosférica media desde el período preindustrial (IPCC, 2021), medidas que se ven

aceleradas en menos de un siglo. La mayor parte de la comunidad científica señala que el ser humano es el principal responsable de este calentamiento acelerado de nuestro planeta (Segarra & Delmis, 2019).

Aunque las causas del cambio climático son promediadas globalmente por el sistema climático, en realidad estas son locales y dependen en gran medida del nivel de industrialización y hábitos de consumo de cada país. Con frecuencia se informa de los datos de diversos países teniendo en cuenta los emisores más altos de dióxido de carbono (Toulkeridis et al., 2020).

Latacunga está ubicada en el centro del país se puede encontrar un importante número de industrias florícolas que son su principal motor económico y la agroindustria que se destaca principalmente en las áreas lechera y ganadera, por tanto, se puede decir que la ciudad de Latacunga es uno de los lugares con mayor movimiento económico y laboral del país. Abordando netamente el área climática según varios reportes de habitantes, organismos especializados y la prensa nacional, durante los últimos años se registran temperaturas bajísimas en la noche y la madrugada, y temperaturas altas en la mañana y medio día.

Según (Diario El Comercio, 2014) las estaciones del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI) registraron que en Latacunga hubo una temperatura bajo cero. Ocurrió a las 06:00 del martes 24 de enero del 2017. Según el monitoreo, los latacungueños tuvieron una temperatura de -0.5 grados Celsius. Estas bajas temperaturas no se registraban desde 1981; en ese año, el INAMHI registró que la capital de la provincia de Cotopaxi tuvo -1°C. Así, la variación de temperatura en la noche ha sido muy drástica, lo que se da por el fenómeno conocido como el efecto invernadero, que provoca altas temperaturas en el día y en la noche y madrugada temperaturas absolutamente bajas (Montaluisa et al., 2017).

Con estos antecedentes la presente investigación tiene como fin evaluar el efecto del cambio climático mediante la aplicación de árboles de decisión binaria en las parroquias urbanas del cantón Latacunga, para de esta manera predecir inundaciones,

estiajes, altas precipitaciones, riesgos como son sequías, aumento de temperaturas e inundaciones estudiado por Hasan, M. M., & Wyseure, G. (2018).

Problema

El cambio climático es uno de los mayores desafíos que enfrenta la humanidad en la actualidad. La variabilidad climática a nivel mundial es un tema que ha ido desarrollándose con el transcurso del tiempo, tanto así que la comunidad científica mundial tenía conocimiento y pruebas sobre el calentamiento global desde décadas atrás, hasta que fue evidenciado en la Primera Conferencia Mundial sobre el Clima (Haro Rivera, 2020).

Los efectos del cambio climático se han venido presentando en el contexto nacional mermando las economías de los núcleos familiares, puesto que la producción industrial ha generado emisiones a la atmosfera que los estudios indican un incremento de la temperatura mayor a 1,5°C, el mundo vivirá calores extremos, periodos de lluvia prolongada, inundaciones, sequías y en general fenómenos atmosféricos cada vez más adversos (Andrade, 2019).

Actualmente, el cambio climático es significativo en Ecuador, con sequías más largas y severas, esto ha conllevado que exista escasez de productos, incendios frecuentes y de igual manera períodos más húmedos que causan inundaciones, deslizamientos, etc.

Sus efectos se manifiestan de diversas formas, desde alteraciones en los patrones de precipitación hasta incrementos en las temperaturas promedio. En el caso específico de las parroquias urbanas del cantón Latacunga, es crucial comprender cómo este fenómeno afecta su entorno y cómo se pueden tomar medidas para prevenir sus consecuencias.

Para realizar un análisis de datos climáticos históricos y actuales en las parroquias urbanas del cantón Latacunga, primero se recopilan datos de temperatura, precipitación, humedad y velocidad del viento provenientes de fuentes confiables (INAMHI). Luego, se limpian y organizan estos datos para asegurar su calidad. Se utilizan árboles de decisión binaria que permitan identificar patrones y tendencias en los datos. Posteriormente, se

crean visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático en el cantón Latacunga. Finalmente, se interpretan los resultados y se elaboran conclusiones que puedan informar (Kleemann, J. et al, 2022).

Planteamiento del problema

La variabilidad climática a nivel mundial es un tema que ha ido desarrollándose con el transcurso del tiempo, tanto así que la comunidad científica mundial tenía conocimiento y pruebas sobre el calentamiento global desde décadas atrás, hasta que fue evidenciado en la Primera Conferencia Mundial sobre el Clima de 1979. América Latina se proyecta como una de las regiones del mundo donde los efectos del cambio climático, como las olas de calor, la disminución del rendimiento de los cultivos, los incendios forestales, el agotamiento de los arrecifes de coral y los eventos extremos del nivel del mar, serán más intensos (García & Romero, 2017)

Se avizora un futuro incierto al asegurar que, poner límites el calentamiento global por debajo de 2,0 °C, es vital para reducir los riesgos en una región que ya enfrenta asimetrías económicas y sociales para su desarrollo de manera sostenible, es claro al señalar que hay fuertes efectos relacionados al aumento de temperaturas, cambios en los patrones de precipitación y tormentas, así como un marcado retroceso de los glaciares (G. Espinoza, 2021).

En el caso de Ecuador, y como dato revelador, se han perdido el 40% de los glaciares en los últimos 30 años. Además, 2 de las 7 coberturas glaciares con las que cuenta el país están en riesgo inminente. El Carihuairazo es un ejemplo de ello, al haber perdido el 92% de su casquete glaciar entre 1956 y 2018. Además, se han identificado 26 especies del género *Anopheles*, vectores de la Malaria, y 55 especies del género *Lutzomyia sensu lato* en razón del alza en la temperatura. En incluso el Glaciar Quito en la Antartida, evidencia aumento del caudal de su río, evidenciando la pérdida en los glaciares a nivel mundial y por ende el agua dulce del planeta (Andrade, 2019).

Actualmente en Ecuador es notable que existen períodos prolongados de épocas secas lo cual ha generado un incremento de sequías, erosiones, escasez de alimentos,

incendios forestales y en ocasiones se evidencia un aumento de los períodos húmedos, ya que ha generado problemas tales como, deslaves e inundaciones (Mestanza-Ramón, C., et al 2023).

El cambio climático es un fenómeno global que afecta a todas las regiones del mundo, incluidas las áreas urbanas. Las parroquias urbanas del cantón Latacunga, ubicadas en la provincia de Cotopaxi, Ecuador, no son ajenas a estos cambios. El aumento de las temperaturas, las variaciones en las precipitaciones y otros indicadores climáticos pueden tener consecuencias significativas para la calidad de vida de los habitantes, la infraestructura y el medio ambiente local (Herbozo, J., et al 2022).

Formulación del problema

¿Cómo utilizar el análisis de datos climáticos históricos y actuales para visualizar y comprender el impacto del cambio climático en las parroquias urbanas del cantón Latacunga?

Justificación

El proyecto está orientado al estudio del cambio en los patrones de comportamiento de las variables que están en función del clima, y de esta forma poder comprender el impacto de los efectos climáticos en las distintas actividades productivas; así mismo es fundamental analizar los fenómenos climáticos utilizando las bases de datos disponibles para estimar árboles de decisión binaria que permitan identificar patrones específicos y relaciones entre las variables climáticas y sus repercusiones (Arias-Muñoz, P., et al 2025). El uso de clasificación supervisada de datos usando árboles de decisión binaria también permitirá organizar las variables analizadas para obtener un modelo predictivo de inundaciones, sequías, altas precipitaciones y riesgos como el aumento de temperaturas, estudios del clima han podido solucionar problemas a nivel hidráulico, productivo y agrícola según el estudio de Ramos Joseph en su trabajo publicado el 2023.

Con el desarrollo de este proyecto beneficiará a agricultores, ganaderos que les permita tener un plan de adaptación, resiliencia y mitigación, estudiantes interesados en la investigación y al público en general. Es relevante mencionar que existen suficientes

revistas y libros con información relacionada con el tema. Por lo tanto, continuar con la investigación del proyecto es factible. Se cuenta con datos climáticos del INAMHI.

Se considera que el estudio de los datos climáticos tiene un impacto alto ya que con el desarrollo de este proyecto se pretende realizar una contribución para las parroquias urbanas del cantón Latacunga, haciendo un pronóstico del área de estudio con el fin de crear visualizaciones claras y accesibles que ayuden a comunicar los datos y resultados de manera efectiva causando estas pérdidas en las actividades bloqueras, agrícolas y ganaderas, ya sea por temperaturas o lluvias.

Al desarrollar un informe técnico con una propuesta de acciones de mejora enfocado al cambio climático, considerando que este es uno de los mayores desafíos actuales, genera un plan eficiente que aborda la variabilidad climática y sus efectos frente a las acciones urgentes en los sectores más sensibles de la productividad económica del sector Latacunga, eje fundamental en la producción de alimentos y centro de actividades donde convergen las regiones costa y sierra (Lozano-Povis, A., et al 2021).

Objetivos

Objetivo general

Analizar datos climáticos históricos y actuales desde el año 2020 hasta 2025, mediante la aplicación de la metodología CRISP-DM, para construir visualizaciones interactivas y modelos de decisión binaria tipo CART que permitan evidenciar el impacto del cambio climático en las parroquias urbanas del cantón Latacunga.

Objetivos específicos

- Generar una base de datos procesada y estructurada con información de variables climáticas históricas y actuales 2020-2025 del INAMHI mediante recolección, limpieza y organización, para crear una base de análisis confiable de temperatura, humedad, precipitación y velocidad del viento en las parroquias urbanas de Latacunga.
- Diseñar representaciones visuales interactivas en Power BI para analizar patrones, tendencias y variaciones climáticas a escala cantonal, permitiendo evaluar el

efecto del cambio climático en zonas urbanas mediante gráficos de series temporales y análisis multivariable.

- Implementar un modelo de árbol de decisión binario para identificar reglas predictivas en datos climáticos, analizando relaciones entre variables con el fin de realizar un informe técnico utilizado en la estructura de un plan de adaptación y resiliencia climática.

Tareas por objetivos

En la tabla 1 se puede observar la distribución del trabajo que se realizó la investigación, de tal manera que se identificó las actividades en relación al resultado esperado por cada objetivo propuesto.

Tabla 1. Tareas por objetivos

OBJETIVOS ESPECÍFICOS	ACTIVIDAD	RESULTADOS ESPERADOS	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS
OE1. Generar una base de datos procesada y estructurada con información de variables climáticas históricas y actuales 2020-2025 del INAMHI mediante recolección, limpieza y organización, para crear una base de análisis confiable de temperatura, humedad, precipitación y velocidad del viento en las parroquias urbanas de Latacunga.	<p>Tarea 1: Revisar artículos científicos, libros y recursos en línea.</p> <p>Tarea 2: Analizar métodos y enfoques utilizados en la literatura.</p> <p>Tarea 3: Recopilar información sobre variables climáticas que permiten estudiar el cambio climático.</p> <p>Tarea 4: Limpieza de datos</p>	<p>La fundamentación científica y teórica del proyecto.</p> <p>Determinación de las variables climáticas que se van a utilizar en la investigación</p>	<p>Consulta bibliográfica de fuentes como (artículos científicos, tesis y libros).</p> <p>Limpieza de datos</p>

OE2. Diseñar representaciones visuales interactivas en Power BI para analizar patrones, tendencias y variaciones climáticas a escala cantonal, permitiendo evaluar el efecto del cambio climático en zonas urbanas mediante gráficos de series temporales y análisis multivariable.

Tarea 1: Construir un modelo de árboles de decisión.

Tarea 2: Crear visualizaciones que muestren cómo las variables climáticas afectan el cambio climático en las parroquias urbanas.

Visualizaciones con los resultados de los cálculos utilizando las variables y árboles de decisión binaria

Herramientas para la creación de árboles de decisión `train_test_split` de la librería `scikit-learn` en Python

Power BI Metodología de minería de datos (análisis de datos) CRISP-DM

OE3. Implementar un modelo de árbol de decisión binario para identificar reglas predictivas en datos climáticos, analizando relaciones entre variables con el fin de realizar un informe técnico utilizado en la estructura de un plan de adaptación y resiliencia climática.

Tarea 1: Construir un informe de las tendencias climáticas.

Tarea 2: Interpretación de resultados.

Propuesta con el Informe técnico

plan de mejora Interpretación de resultados

CAPÍTULO I. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

1.1. Ciencia de datos para mitigación climática

Ali & Thakkar (2023) exploran cómo el análisis de datos espaciales y el machine learning optimizan la evaluación de riesgos climáticos y la planificación de medidas de mitigación. Su trabajo destaca el potencial de estos métodos para procesar grandes volúmenes de información ambiental y generar políticas basadas en evidencia científica que permiten toma de decisiones a nivel político para la mejora y desarrollo sostenible del colectivo Latacungueño.

1.2. Evaluación de políticas públicas ambientales mediante modelos computacionales

Gugun (2022) propone un marco metodológico que integra simulaciones numéricas con indicadores socioeconómicos, argumentando que este enfoque es crucial para predecir impactos climáticos desiguales y diseñar políticas inclusivas. El estudio enfatiza las limitaciones de los modelos tradicionales al omitir dimensiones humanas.

1.3. Big data en estudios climáticos

Hassani et al. (2019) sintetizan avances recientes en el uso de big data para monitorear fenómenos climáticos extremos y optimizar respuestas globales. Su revisión identifica vacíos en la interoperabilidad de conjuntos de datos heterogéneos y su escalabilidad para proyectos transnacionales. A pesar de estos avances, persisten desafíos en la modelización de sistemas climáticos complejos y en la integración de factores socioeconómicos que influyen en la efectividad de las políticas. Futuras investigaciones deberán abordar estas limitaciones para maximizar el impacto de la ciencia de datos en la acción climática.

1.4. Datos climáticos

Los datos climáticos se refieren a la información recopilada y registrada sobre las condiciones atmosféricas y climáticas en una región específica durante un período de tiempo determinado. Estos datos incluyen variables como la temperatura, la humedad, la presión atmosférica, velocidad del viento y la cantidad de precipitación (Fonseca, 2023).

Los investigadores del clima utilizan todas las medidas directas e indirectas posibles para estudiar la historia completa del clima de la Tierra, desde las últimas observaciones satelitales hasta muestras de hielo prehistórico extraído de los glaciares. Estos datos son esenciales para comprender los patrones climáticos, predecir el tiempo, estudiar el cambio climático y tomar decisiones informadas en áreas como la agricultura y la gestión del agua (Marín, 2023).

1.4.1. Elementos de datos climáticos

Un elemento de datos climáticos es un parámetro medido que ayuda a especificar el clima de una ubicación o región específica, como la precipitación, la temperatura, la velocidad del viento y la humedad (National Water and Climate Center & Natural Resources Conservation Service, 2020).

Tabla 2. Elementos de datos climáticos

Nombre elemento	Descripción
ID de elemento	Es un identificador abreviado del elemento, generalmente de 4 caracteres de longitud (por ejemplo, TMAX (temperatura máxima diaria), TMIN (temperatura mínima diaria), PRCP (precipitación, etc.).
Duración del elemento	Intervalo entre mediciones de un elemento de datos. Las duraciones de los elementos de datos comunes disponibles para la estación podrían incluir mensual, diaria o por hora.
Temperatura del aire	La temperatura es una medida del calor o frío del aire. Se mide en alguna escala de temperatura definitiva. Generalmente se utilizan dos escalas. Las escalas de temperatura Fahrenheit y Centígrados establecen la congelación del agua en 32/0 grados respectivamente y el punto de ebullición en 212/100 grados respectivamente. La escala Fahrenheit se utiliza con mayor frecuencia en EE. UU. y la escala Centígrada en el resto del mundo.

Evaporación

La evaporación es el proceso físico mediante el cual un líquido se transforma a un estado gaseoso. La evaporación está influenciada por la radiación solar, la temperatura del aire, la presión de vapor, el viento y posiblemente la presión atmosférica.

Precipitación

La precipitación se refiere a todas las formas de agua, líquida o sólida, que caen de la atmósfera y llegan al suelo. Las precipitaciones incluyen, entre otras, lluvia, llovizna, nieve, granizo, aguanieve y cristales de hielo. Es uno de los elementos de datos más básicos recopilados por cualquier estación climática. El factor más importante en el error en la medición de las precipitaciones es el viento. Los fuertes vientos durante los eventos de precipitación pueden causar diferencias considerables entre la precipitación medida y la real.

**Temperatura del
suelo**

La temperatura del suelo mide el calor o el frío del suelo. La temperatura del suelo es muy importante para la industria agrícola. La mayoría de las semillas requieren una cierta temperatura del suelo para poder germinar. Las temperaturas del suelo se miden comúnmente en 2, 4, 8, 20, 40, 60 y 120 pulgadas, siendo la lectura de 4 pulgadas la más frecuentemente observada. Las lecturas generalmente se observan y registran diariamente. Las temperaturas máximas, mínimas y actuales generalmente se registran por encima de las 8 pulgadas.

**Radiación solar
entrante**

La radiación solar entrante es la radiación electromagnética total emitida por el sol que incide sobre la tierra. Gran parte de la radiación solar es absorbida por las moléculas de aire, reflejada de regreso al espacio o refractada a su paso por la atmósfera. Un pirheliómetro mide la radiación solar directa que atraviesa la atmósfera sin obstáculos. Consiste en un elemento detector de radiación cerrado con una pequeña abertura a través de la cual

entran los rayos solares directos.

Viento El viento es el movimiento del aire en relación con la superficie de la tierra. La velocidad y dirección del viento, los dos elementos principales, generalmente se miden con un anemómetro y una veleta, respectivamente. La velocidad del viento generalmente se mide en millas por hora; La dirección se mide en grados a la decena más cercana (10 a 360), siendo 360 grados el norte, 90 grados el este, 180 grados el sur y 270 grados el oeste. La precisión de la medición del viento está influenciada principalmente por la altura del sensor y los objetos cercanos

Nota: Elementos de datos climáticos adaptado de (USDA, 2020)

1.4.2. Variables climáticas

Las variables climáticas son indicadores clave que describen el clima cambiante. Estas variables incluyen la lluvia, el agua, la luz, la temperatura, la humedad relativa, el aire y el viento. También se consideran componentes abióticos, como la topografía y el suelo, que influyen en el ambiente. En resumen, estas mediciones ayudan a entender y determinar las características climáticas de una zona específica (ESa Climate, 2024).

- **Temperatura.** El grado de frialdad o calor de una sustancia es llamada temperatura. A menudo se expresa en grados Celsius o centígrados. Este factor climático influencia desde la ubicación de la edificación, la forma de la vivienda, la orientación de la misma, así como la vegetación y el tipo de paisaje circundante. Niveles elevados o demasiado bajos de temperatura condicionarán la construcción de la edificación, los materiales, la orientación, la refrigeración interna (induanalisis, 2019).
- **Aire:** El aire es una mixtura de gases en la atmósfera. El 75% del aire viene de la tropósfera la capa más interna de la atmósfera que se extiende unos 17 km de altura sobre el nivel del mar en el ecuador y alrededor de 8 km en los polos. El oxígeno y el dióxido de carbono en el aire son de particular importancia para la vida humana y de la vegetación. El oxígeno es esencial en la respiración para la

producción de energía que se utiliza en diversos procesos de crecimiento y desarrollo. El dióxido de carbono es una materia prima en la fotosíntesis de las plantas. La composición de este factor climático es susceptible de variación. Recientemente, ha habido una alerta elevada sobre el aumento de dióxido de carbono en la atmósfera (induanalisis, 2019).

- **Humedad relativa:** es la relación entre la cantidad de vapor de agua contenido en cierto volumen de aire y la cantidad de vapor de agua que podría contener dicho volumen para llegar a la saturación en las mismas condiciones de temperatura y presión. Generalmente se expresa en tanto por ciento (%). La cantidad de vapor de agua que puede contener el aire tiene un límite que es variable y que depende fundamentalmente de la temperatura (QUISPE MAMANI, 2019).
- **Viento:** El viento se define como el movimiento del aire ocasionado por las diferencias de presión atmosférica entre dos puntos, así como por la rotación de la Tierra (Uribe, 2020).
- **Dirección de los vientos:** La dirección del viento se refiere al punto del horizonte desde el cual sopla el viento. En meteorología, cuando hablamos de la dirección del viento, indicamos desde dónde viene, no hacia dónde se dirige (meteopedia, 2021).
- **Precipitación:** La precipitación se refiere a cualquier tipo de agua que cae desde la atmósfera y alcanza el suelo. Esto abarca la lluvia (incluyendo las tormentas), la llovizna, la nieve, la aguanieve y el granizo. Es importante distinguir la precipitación de la neblina y el rocío, que se forman por la condensación del agua en la superficie y no por su caída desde las nubes. La cantidad total de precipitación que cae en un lugar específico se conoce como pluviosidad o monto pluviométrico (INAMHI, 2023).

1.4.3. Variables importantes a tomar en cuenta para el análisis de datos climáticos

En esta sección se realiza una revisión de la teoría de distintos autores para conocer las variables a tomar en cuenta para el análisis de datos climáticos.

Según (Instituto Geográfico Nacional, 2020) los elementos a tomar en cuenta para el análisis de datos climáticos son:

- Precipitación [mm]
- Humedad [%]
- Temperatura [°C]
- Presión atmosférica [mm Hg]
- Viento [m/s]

Según induanalis, (2019) los elementos a tomar en cuenta son:

- Temperatura
- Aire
- Humedad relativa
- Viento
- Dirección de vientos

Según Esa Climate (2024) los elementos que se deben tomar en cuenta son:

- Temperatura
- Precipitación
- Presión atmosférica
- Viento

De acuerdo con la revisión bibliográfica, las variables en las que coinciden los autores para el análisis de datos climáticos son: humedad, temperatura, precipitación, presión atmosférica y tiempo.

Tabla 3. Tabla comparativa sobre las variables para el análisis de datos.

Variable	Instituto		
	Geográfico Nacional, 2024	Kjellstrom, 2013	Esa Climate, 2024
Precipitación	✓	✗	✓
Humedad	✓	✓	✗
Temperatura	✓	✓	✓
Presión atmosférica	✓	✗	✓
Viento	✓	✓	✓
Humedad relativa	✗	✓	✗
Aire	✗	✗	✓
Dirección de vientos	✗	✓	✗

Nota: Variables importantes a tomar en cuenta para el análisis de datos climáticos adaptado de (Instituto Geográfico Nacional, 2020), (Kjellstrom, 2013), (ESa Climate, 2024).

1.5. Origen de los árboles de decisión binaria

El uso de árboles de decisión tuvo su origen en las ciencias sociales con los trabajos de Sonquist y Morgan el año 1964 y Morgan y Messenger el año 1979, ambos realizados en la Universidad de Michigan. Modelo de clasificación también conocido como ID3 que significa «inducción mediante árboles de decisión» que fue desarrollado por J. Ross Quinlan, capaz de tomar decisiones con gran precisión (Falcón, 2020).

El Departamento de Estadística de la Universidad de Wisconsin-Madison escribe que la primera regresión del árbol de decisión se inventó en 1963 (proyecto AID, Morgan y Sonquist). Tenía una medida de impureza y dividía los datos de forma recursiva en dos subconjuntos. El Instituto de Ciencias de la Computación de la Universidad Tecnológica de Poznań afirma que una de las primeras publicaciones sobre el modelo de árbol de decisión fue en 1966 (por Hunt). En psicología, los métodos del árbol de decisión se utilizaron para modelar el concepto humano de aprendizaje. Al explorar la mente humana,

los investigadores descubrieron que el algoritmo del árbol de decisión era útil para la programación (The Complete Guide to Decision Tree Analysis, 2023).

Sus orígenes son algo difíciles de precisar se utilizaron métodos de árboles de decisión para modelar el concepto humano de aprendizaje. En el camino, los investigadores descubrieron que el algoritmo era útil para la programación. En 1972, apareció el primer árbol de clasificación en el proyecto THAID de Messenger y Mandell. Los profesores de Estadística de Berkeley Leo Breiman y Charles Joel Stone, junto con Jerome H. Friedman y Richard Olshen de la Universidad de Stanford, comenzaron a desarrollar el algoritmo de árbol de clasificación y regresión (Fisher, 2021).

1.6. Árboles De Decisión Binaria

Un árbol de decisión es un modelo predictivo que divide el espacio de los predictores agrupando observaciones con valores similares para la variable respuesta o dependiente, para dividir el espacio muestral en sub-regiones es preciso aplicar una serie de reglas o decisiones, para que cada sub-región contenga la mayor proporción posible de individuos de una de las poblaciones. Si una sub-región contiene datos de diferentes clases, se subdivide en regiones más pequeñas hasta fragmentar el espacio en sub-regiones menores que integran datos de la misma clase (Ferrero, 2020).

Un árbol de decisión binario es una estructura jerárquica en forma de árbol compuesta por nodos, ramas y hojas. Cada nodo del árbol representa una pregunta o prueba sobre una característica específica de los datos, y las ramas conectan los nodos, indicando las posibles respuestas a la pregunta. Las hojas del árbol representan las clases de salida o las decisiones finales (Mora, 2023).

Los árboles de decisión proveen de una herramienta de clasificación muy potente. Su uso en el manejo de datos la hace ganar en popularidad dadas las posibilidades que brinda y la facilidad con que son comprendidos sus resultados por cualquier usuario. El árbol en sí mismo, al ser obtenidos, determinan una regla de decisión (Bouza & Santiago, s/f).

Un árbol de decisión binario es un algoritmo de aprendizaje automático que organiza la información en una estructura jerárquica en forma de árbol, el mismo que está estructurado por nodos que representan una pregunta sobre los datos y las ramas son las que conectan los nodos e indican las posibles respuestas. Como se observa en la tabla 2.

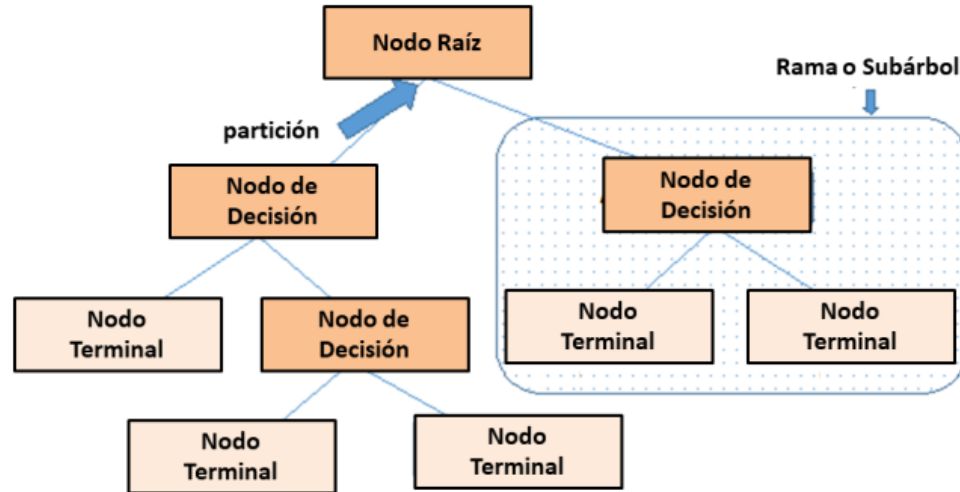
Tabla 4. Técnicas de reglas de segmentación

Técnica	Descripción
Segmentación	establecer que grupos son importantes para clasificar un cierto ítem.
Clasificación	asignar ítems a uno de los grupos en que está particionada una población.
Predicción	establecer reglas para hacer predicciones de ciertos eventos.
Reducción	de la dimensión de los datos: Identificar que datos son los importantes para hacer modelado de un fenómeno.
Identificación-interrelación	identificar que variables y relaciones son importantes para ciertos grupos identificados a partir de analizar los datos.
Recodificación	discretizar variables o establecer criterios cualitativos perdiendo la menor cantidad posible de información relevante.

Nota. Técnicas de reglas de segmentación (Bouza & Santiago, s/f)

Los árboles de decisión binaria son una herramienta valiosa que permite analizar datos y tomar decisiones en diversos contextos, los árboles de clasificación se utilizan para resolver problemas de clasificación binaria, donde se deben tomar decisiones para asignar instancias a una de las dos clases posibles, como se puede observar en la figura 1.

Figura 1. Estructura de un árbol de decisión



Nota. Estructura de un árbol de decisión (Arana, 2021).

1.7. Formulación del modelo de árboles de decisión binaria

1.7.1. *Nodo Raíz*

El nodo raíz, se selecciona una característica del conjunto de datos para hacer la primera división, esta característica se elige utilizando uno de los criterios de selección de atributos mencionados anteriormente, como el Índice de Gini, la Entropía o la Ganancia de Información (Caballero, linkedin, 2023).

1.7.2. *Nodos Intermedios (Internos)*

Los nodos intermedios en el árbol representan pruebas adicionales sobre las características. Cada nodo interno tiene dos ramas, generalmente etiquetadas como "Verdadero" o "Falso," que indican cómo se debe continuar dividiendo los datos. Por ejemplo, si la pregunta en un nodo es "¿la edad es mayor de 30 años?" las ramas podrían ser "Verdadero" si es mayor de 30 o "Falso" si no lo es (Mora, 2023).

1.7.3. Nodos Hoja

Las hojas del árbol representan las decisiones finales del modelo. Cada hoja está asociada a una clase o categoría de salida. Cuando se llega a una hoja, el modelo asigna la instancia de entrada a la clase correspondiente (Caballero, Likedin, 2023). Como se puede observar en la figura 2, que representa un modelo de árboles de decisión binaria.

Figura 2. Modelo de árboles de decisiones

Nodo	<ul style="list-style-type: none">•Cada objeto de un árbol.•Los nodos del árbol de decisión contienen subconjuntos de datos y, excluyendo los nodos hoja, una pregunta divide el subconjunto.
Nodo principal	<ul style="list-style-type: none">•La pregunta que divide los datos.
Nodo hijo	<ul style="list-style-type: none">•Nodo resultante. También puede ser padre de sus hijos
Nodo hoja	<ul style="list-style-type: none">•Nodo final sin más preguntas. Sólo un subconjunto de los datos que representan las respuestas a las preguntas anteriores.
Rama	<ul style="list-style-type: none">•Línea única de preguntas con respuestas que fluyen a un nodo hoja
Raiz	<ul style="list-style-type: none">•EL nodo superior.

Nota. Modelo de árboles de decisiones (The Complete Guide to Decision Tree Analysis, 2023)

1.8. Ventajas de los árboles de decisión

Los árboles de decisión binarios son una herramienta valiosa que permite resolver problemas y tomar decisiones en diversas aplicaciones debido a su eficiencia, simplicidad y facilidad de implementación.

Tabla 5. Ventajas de los árboles de decisión

ASPECTO	DESCRIPCIÓN
Interoperabilidad	Los árboles de decisión binarios son altamente interpretables. Las reglas de decisión se representan de manera clara y pueden ser fácilmente comprendidas por humanos, lo que hace que este modelo sea útil en aplicaciones donde se requiere transparencia en las decisiones, como en la atención médica o el cumplimiento legal.

Facilidad de Uso	Son relativamente fáciles de entender y de implementar. No requieren una preparación de datos exhaustiva y pueden manejar conjuntos de datos con una combinación de características categóricas y numéricas.
Identificación de Características Relevantes	Los árboles de decisión pueden identificar automáticamente las características más importantes para la clasificación, lo que proporciona información valiosa sobre qué factores influyen en las decisiones del modelo.
Manejo de Datos Desbalanceados	Pueden manejar problemas de clasificación binaria con clases desequilibradas, lo que es común en aplicaciones del mundo real.
Manejo de Datos Desbalanceados	Con la configuración adecuada de hiperparámetros y criterios de parada, los árboles de decisión pueden generalizar bien a datos no vistos sin sobre ajustarse en exceso a los datos de entrenamiento.

Nota. Ventajas de los árboles de decisión (Caballero, Likedin, 2023)

Las principales ventajas de los árboles de decisión según (Explorium, 2023) son:

1. Requieren menos preparación de datos durante el preprocesamiento (no hay necesidad de codificación one-hot ni variables ficticias)
2. No requieren escalado de características (estandarización y normalización)
3. Pueden manejar automáticamente los valores faltantes.
4. Son intuitivos y fáciles de entender y visualizar; parecen simples declaraciones if-else y, por lo tanto, los humanos pueden interpretarlas fácilmente.
5. El proceso de entrenamiento es más rápido en comparación con otros algoritmos (como bosques aleatorios).

1.8.1. Porque utilizar árboles de decisión

Un árbol de decisiones es una excelente manera de ayudar a decidir entre diferentes cursos de acción; puede representar visualmente decisiones y toma de

decisiones, es evidente que uno de los principales beneficios es que son fáciles de entender e interpretar por parte de los humanos. De hecho, se dice que un algoritmo de árbol de decisión simple es uno de los algoritmos de aprendizaje automático más sencillo. También es uno de los métodos más utilizados en el aprendizaje automático (Explorium, 2023).

Los árboles de decisión proporcionan un marco para cuantificar los valores de los resultados y las probabilidades de lograrlos. Se pueden utilizar tanto para problemas de clasificación como de regresión, y crear un modelo de datos que predecirán etiquetas de clase o valores para un proceso de toma de decisiones. El modelo se construye a partir del conjunto de datos de entrenamiento introducido en el sistema llamado aprendizaje supervisado. Una visualización de árbol de decisiones ayuda a delinear las decisiones de una manera fácil de entender, lo que la convierte en una técnica de minería de datos popular (Explorium, 2023).

Para tomar decisiones en muchas áreas, incluidas las operaciones, la planificación presupuestaria y la gestión de proyectos. Siempre que sea posible, incluye datos cuantitativos y números para poder crear un árbol eficaz. Cuantos más datos se tiene, más fácil te resultará calcular los valores esperados y analizar las soluciones en función de los números (Martins, 2024).

Es decir, una de las razones para utilizar árboles de decisión binaria que su estructura le convierte en una herramienta efectiva para la toma de decisiones, también considerando que permite identificar alternativas y evaluar el resultado final.

1.9. Metodologías para trabajos de minería de datos

A continuación, se indica algunas de las metodologías que facilitan la creación de un modelo de minería de datos, las cuales son CRISP-DM y SEMMA.

1.10. CRISP-DM

CRISP-DM se puede considerar como la metodología de facto para proyectos dedicados a extraer valor de los datos, tal como lo reflejan las encuestas realizadas a profesionales del campo. Durante estos veinte años, la metodología CRISP-DM ha sido

fuente de inspiración de otros estándares como SEMMA de SAS o ASUM-DM de IBM, así como ha dado lugar a múltiples variantes que amplían o particularizan CRISP-DM a una industria o tipo de proyecto (Haya, 2021).

El modelo de CRISP-DM es flexible y se pueden personalizar fácilmente. En lugar de realizar el modelado, su trabajo se centrará en explorar y visualizar datos para descubrir patrones sospechosos en datos. CRISP-DM permite crear un modelo de minería de datos que se adapte a necesidades concretas (*Conceptos básicos de ayuda de CRISP-DM*, 2021).

Esta metodología es ampliamente empleada en los proyectos de minería de datos. Enfocándose en la exploración y visualización de datos para identificar el mejor modelo, su flexibilidad que permite adaptar de mejor manera el proceso a las necesidades de cada proyecto. El diagrama metodología CRISP-DM se puede observar en la figura 3.

Figura 3. Etapas de la metodología CRISP-DM



Nota. Esquema del ciclo de la metodología CRISP-DM(Ubico, 2023).

1.10.1. Etapas de la metodología CRISP-DM

1.10.1.1. Entendimiento del negocio. La primera etapa es, posiblemente la más importante de todo el proceso. En caso de que no sea hecha de la manera correcta, todo el resto del proyecto puede ser invalidado futuramente. En esta etapa, es definido el objetivo del proyecto y las necesidades de la empresa o proyecto en análisis. Por eso, es necesario que todos estén bien informados y completamente alineados (Caio, 2022).

1.10.1.2. Comprensión de los datos. Dos puntos clave en esta fase: conocer los datos, estructura y distribución, y la calidad de estos, esta fase deberemos ser capaces de:

- Ejecutar procesos de captura de datos.
- Proporcionar una descripción de datos.
- Realizar tareas de exploración de datos.
- Gestionar la calidad de los datos, determinando problemas y proporcionando soluciones (Vallalta, 2020).

1.10.1.3. Preparación de los datos. Con los datos ya recolectados, es necesario organizarlos de modo que podamos ver lo que ellos cuentan. Esta etapa también puede ser guiada por algunas preguntas: “¿Cómo deben ser tratados los valores nulos? ¿Los atributos están en los formatos correctos? ¿Será necesario hacer alguna fusión con otros datos? ¿Qué variables serán utilizadas en el modelado?”. Esta suele ser la parte más demorada y trabajosa de todas, pero un buen trabajo aquí significa menos retrabajo futuro (Caio, 2022).

1.10.1.4. Modelado de datos. en esta fase se debe seleccionar las técnicas de modelado más adecuadas para nuestro juego de datos y nuestros objetivos, fijar una estrategia de verificación de la calidad del modelo, construir un modelo a partir de la aplicación de las técnicas seleccionadas sobre el juego de datos y ajustar el modelo evaluando su confianza y su impacto en los objetivos anteriormente establecidos (Vallalta, 2020).

1.10.1.5. Evaluación. En esta fase se evalúa el modelo, teniendo en cuenta el cumplimiento de los criterios de éxito del problema. Debe considerarse además que la

fiabilidad calculada para el modelo se aplica solamente para los datos sobre los que se realizó el análisis. Es preciso revisar el proceso, teniendo en cuenta los resultados obtenidos, para poder repetir algún paso anterior, en el que se pueda haber cometido algún error (Galan, 2022).

1.10.1.6. Despliegue. La fase de despliegue implica la explotación de un modelo dentro de un entorno de producción. La creación de un modelo no es generalmente el final del proyecto, ya que su creación es un proceso vivo dentro del proceso de decisiones de una organización, podría ser necesario rehacer el modelo para tener en cuenta nuevo conocimiento en el futuro (Ruiz, 2019).

1.11. Metodología SEMMA

La metodología SEMMA proporciona una estructura organizada para el proceso de análisis de datos y es particularmente útil en contextos de minería de datos y análisis predictivo, donde el objetivo es construir un modelo que puedan hacer predicciones basadas en datos (Gutierrez & Huerta, 2023).

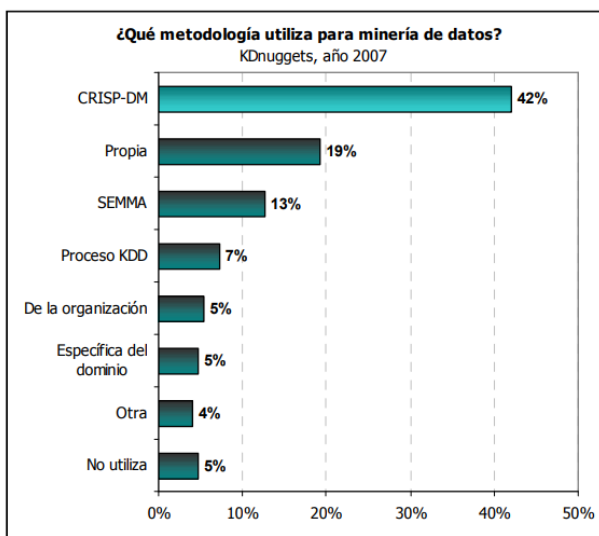
La aplicación de técnicas estadísticas exploratorias y de visualización; permite la selección y transformación de las más significativas variables predictivas; modela las variables para predecir resultados y confirmar la exactitud de un modelo. Consta de seis fases: muestreo, exploración, manipulación, modelado y valoración (M. Espinoza, 2021)

1.11.1. Etapas de la metodología SEMMA

- **Muestreo:** Es la primera etapa, donde se selecciona una muestra representativa de los datos disponibles. La muestra se utiliza para reducir la cantidad de datos con la que se trabajará en las etapas posteriores. La selección de una muestra apropiada es esencial para garantizar la validez de los resultados (Gutierrez & Huerta, 2023).
- **Exploración:** En la fase de exploración, se utilizan herramientas de visualización o técnicas estadísticas para poder observar relaciones entre las variables que definen el problema, esto con el fin de simplificarlo en lo posible y optimizar el modelo a desarrollar. En esta fase se hallan las variables explicativas, que servirán como variables de entrada al modelo que se desarrollará (Corona et al., 2019).

- **Manipulación:** Se da el formato adecuado a los datos para que puedan ser introducidos al modelo deseado, para ser aplicados a la técnica del modelado con el propósito de identificar las relaciones entre las variables explicativas y las variables objeto del estudio, permitiendo estimar un valor de éstas con un nivel de confianza adecuado (Corona et al., 2019).
- **Modelado:** El objetivo de esta fase consiste en establecer una relación entre las variables explicativas y las variables objeto del estudio, que posibiliten inferir el valor de estas con un nivel de confianza determinado. Las técnicas utilizadas para el modelado de los datos incluyen métodos estadísticos tradicionales; tales como análisis discriminante, métodos de agrupamiento, y análisis de regresión, así como técnicas (Díaz, 2022).
- **Valoración:** En la etapa de evaluación, se evalúa un modelo desarrollado. Esto implica medir su rendimiento, validar su capacidad para hacer predicciones precisas y determinar si cumplen con los objetivos del análisis (Gutiérrez & Huerta, 2023). Esta fase del proceso consiste en la valoración de los resultados mediante el análisis de bondad del modelo contrastado con otros métodos estadísticos o con nuevas poblaciones muestrales (Díaz, 2022). Como se revisa en la figura 4. Hay una validación estadística del uso de la tecnología.

Figura 4. Metodología utilizada para minería de datos



Nota. Encuesta realizada por KDnuggets de la metodología CRISP-DM en el año 2007.

1.12. Herramientas de visualización de datos

Las herramientas de visualización de datos son plataformas de software o aplicaciones que permiten a los usuarios generar, diseñar y mostrar representaciones visuales de datos. Estos sistemas incluyen herramientas y funcionalidades para transformar datos en bruto en representaciones relevantes e interactivas. Ofrecen una variedad de formatos gráficos y otros elementos visuales para representar datos de manera visual (Gutierrez & Huerta, 2023).

1.12.1. Importancia de las herramientas de visualización de datos

- **Mejorar la comprensión de los datos:** Simplifican datos complejos, lo que facilita a las personas identificar patrones, tendencias y relaciones. Las visualizaciones simplifican el análisis de datos.
- **Mejorar el análisis de datos:** Estas plataformas cuentan con herramientas interactivas que facilitan a los usuarios analizar y comprender los datos. Los usuarios pueden interactuar con las visualizaciones, filtrar y profundizar en puntos de datos específicos y analizar datos en tiempo real. Facilitan la exploración de datos y la identificación de valores atípicos, correlaciones y otros conocimientos útiles (Duo, 2023).
- **Mejorar la comunicación y la colaboración:** Facilitan la compartición de hallazgos de datos entre equipos y departamentos. Las representaciones visuales ayudan a explicar datos complicados, lo que facilita su comprensión y uso por parte de los usuarios. También permiten a múltiples usuarios trabajar juntos en visualizaciones, compartir conocimientos y fomentar una cultura de toma de decisiones basada en datos.
- **Apoyar conocimientos accionables:** Ayudan a identificar conocimientos accionables. Estas plataformas permiten a los usuarios supervisar el rendimiento, seguir objetivos y tomar medidas inmediatas basadas en datos en tiempo real mediante funciones interactivas y actualizaciones de datos en tiempo real.

1.12.2. Herramienta de visualización

Es de gran importancia generar una organización en los datos analizados para poder familiarizarlos con los colectivos, para llegar a la toma de decisiones, a la sensibilización del contexto climático ambiental; de esta manera llegan a ser rentables para su uso. En tal virtud, las herramientas de datos han tomado una gran relevancia en la revolución digital 4.0, en donde se concibe a los daos, la informática como el motor central del inmediatismo en la solvencia de problemas urgentes que han nacido como fruto del avance social y desarrollo económico que crece a grandes pasos, en la tabla 6 se muestra herramientas de interés para el objetivo de la investigación.

Tabla 6. Herramientas de visualización de datos

Herramienta	Descripción	Ventajas	Desventajas
Tableau	Las herramientas de visualización y análisis de datos dentro de Tableau han revolucionado la forma en que las empresas administran sus datos, y esto es un gran logro para la era digital.	Interfaz sencilla de arrastrar y soltar. Amplio apoyo y recursos de la comunidad. Variedad de opciones de personalización.	Costoso, especialmente para características a nivel empresarial. Capacidades avanzadas con una curva de aprendizaje más pronunciada.
Power BI	Power BI, una herramienta de Microsoft, se integra con otros servicios de Microsoft y cuenta con una interfaz fácil de usar. Ofrece funciones de arrastrar y soltar que simplifican la creación de visualizaciones atractivas. Incluye características avanzadas de creación de paneles e informes que permiten a los usuarios supervisar y analizar datos de manera efectiva.	Integración con el ecosistema de Microsoft. Paneles e informes con muchas características.	Se necesita conocimiento de Power BI para funcionalidad avanzada.

Domo	<p>Domo es una plataforma sencilla que permite la integración de datos en tiempo real y la colaboración. Ofrece integración de datos en tiempo real, herramientas colaborativas y una potente aplicación móvil para acceder a los datos sobre la marcha.</p>	<p>La interfaz es fácil de usar.</p> <p>Integración de datos en tiempo real.</p> <p>Fuerte aplicación móvil.</p> <p>Personalización limitada.</p> <p>Precios más altos para empresas más pequeñas.</p>
------	--	--

Nota. Herramientas de visualización de datos (Duo, 2023),(Velarde, 2022).

1.13. Algoritmo Classification And Regression Tree

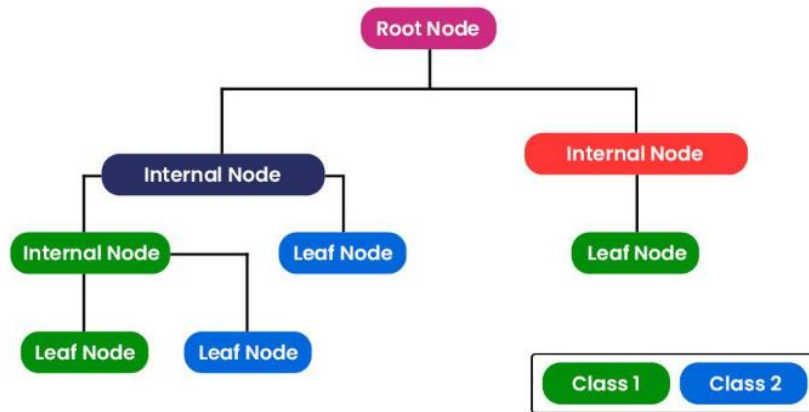
Árboles de Clasificación y Regresión (CART) es un algoritmo de árbol de decisión que se utiliza tanto para tareas de clasificación como de regresión. Es un algoritmo de aprendizaje supervisado que aprende de datos etiquetados para predecir datos no detectados.

CART es una técnica de aprendizaje de árbol de decisión no paramétrica que produce árboles de clasificación o regresión, dependiendo de si la variable dependiente es categórica o numérica, respectivamente. La palabra binario implica que un nodo en un árbol de decisión solo puede dividirse en dos grupos. CART utiliza el índice de Gini como medida de impureza para seleccionar el atributo. El atributo con la mayor reducción de impurezas se utiliza para dividir los registros del nodo. CART acepta datos con valores numéricos o categóricos y también maneja valores de atributos faltantes (Chaithra, 2020).

1.13.1. Estructura del árbol Classification And Regression Tree

Construye una estructura similar a un árbol compuesta por nodos y ramas. Los nodos representan diferentes puntos de decisión y las ramas representan los posibles resultados de dichas decisiones. Los nodos hoja del árbol contienen una etiqueta o valor de clase predicho para la variable objetivo. En la figura 5 se puede observar el modelo de un árbol de decisión tipo CART.

Figura 5. Estructura de un árbol de decisión Classification And Regression Tree in Machine Learning



Nota. La gráfica ilustra la estructura fundamental de un árbol de decisión.

En este modelo, el Nodo Raíz (Root Node) representa el conjunto de datos inicial, el punto de partida para la toma de decisiones. Los Nodos Internos (Internal Nodes), situados a lo largo de las ramas del árbol, actúan como puntos de decisión, donde se evalúan las características de los datos. Finalmente, los Nodos Hoja (Leaf Nodes) representan las conclusiones o predicciones finales del modelo (Balogun, A. L., & Tella, A., 2022).

CAPÍTULO II. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Enfoque de investigación

Esta investigación adopta un enfoque cuantitativo, descriptivo y aplicado. El componente cuantitativo se fundamenta en el procesamiento estadístico de datos numéricos asociados a variables climáticas. Como estudio descriptivo, analiza patrones espacio-temporales del clima en las parroquias urbanas de Latacunga, caracterizando su comportamiento histórico y reciente 2020-2025. Así mismo, su naturaleza aplicada radica en la generación de insumos técnicos para diseñar estrategias locales de mitigación y adaptación climática (Solís, 2020).

El enfoque cuantitativo se utiliza teniendo en cuenta que se manejan datos concretos, esto facilita la recolección y valoración de datos. Este método es fundamental para el análisis de los datos con el objetivo de cuantificarlos. Asimismo, se mostrarán los resultados en Power BI, permitiendo que su interpretación sea más fácil.

2.2. Diseño metodológico CRISP-DM aplicada al análisis climático

La metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) se selecciona por su estructura robusta, flexible y estandarizada, ampliamente reconocida en el campo de la ciencia de datos para el desarrollo de proyectos de análisis predictivo basados en grandes volúmenes de información. Esta metodología resulta especialmente adecuada para investigaciones que requieren extraer conocimiento útil a partir de datos heterogéneos, como es el caso del análisis climático con múltiples variables interdependientes (Chapman et al., 2021).

Su aplicación en este estudio permite organizar de manera sistemática el proceso de investigación, desde la comprensión del problema hasta la implementación de resultados visuales e interpretables. Cada una de las seis fases del CRISP-DM (comprensión del negocio, comprensión de los datos, preparación de los datos, modelado, evaluación y despliegue) fue adaptada para abordar el problema del cambio climático en las parroquias urbanas de Latacunga, facilitando la transición de datos crudos a

información procesable mediante árboles de decisión tipo CART y visualizaciones en Power BI.

La elección de esta metodología se justifica además por su orientación práctica, que permite combinar enfoques descriptivos y predictivos en un solo marco de análisis, favoreciendo tanto la interpretación técnica por expertos como la comprensión por actores no especializados. Al tratarse de un problema climático con múltiples implicaciones ambientales y sociales, el enfoque de CRISP-DM proporcionó una base metodológica coherente y replicable para futuras investigaciones similares en contextos urbanos afectados por el cambio climático.

2.2.1. *Enfoque metodológico*

El estudio implementa la metodología CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), un marco estructurado y adaptable para proyectos de minería de datos. Esta aproximación permitió integrar técnicas analíticas (estadística descriptiva, modelos predictivos) con herramientas tecnológicas (Power BI y algoritmos de machine learning), optimizando el procesamiento de datos climáticos. A continuación, se detallan las fases ejecutadas:

a) Comprensión del problema

Se definen como objetivo principal evaluar el impacto del cambio climático en las parroquias urbanas de Latacunga (Cotopaxi, Ecuador), analizando tendencias en cuatro variables clave con datos 2020-2025, detalladas a continuación:

- **Temperatura**
- **Humedad relativa**
- **Precipitación**
- **Velocidad del viento**

b) Comprensión de los datos

Los datos brutos fueron proporcionados por el Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI), correspondientes a estaciones meteorológicas locales. La exploración inicial incluye:

- **Análisis descriptivo** (medias, desviaciones estándar).
- **Visualización** (*boxplots* para detectar valores atípicos, gráficos de tendencia temporal).
- **Identificación de inconsistencias:** datos faltantes (~5% de registros) y errores de medición.

c) Preparación de los datos

Se aplicaron técnicas de limpieza y transformación:

1. Eliminación de registros incompletos (cuando superaban el 20% de variables vacías).
2. Imputación de valores faltantes (mediante interpolación lineal para series temporales).
3. Normalización (escalado Min-Max para homogenizar rangos).
4. Agrupación por parroquias urbanas (Latacunga, La Victoria, entre otras).

Resultado: Base de datos depurada y estructurada para modelado.

d) Modelado

Se desarrolló un modelo predictivo basado en árboles de decisión (CART), con las siguientes características:

- Variable objetivo: Clasificación binaria ("evento extremo" vs. "condición normal"), definida por umbrales de temperatura ($>30^{\circ}\text{C}$) y precipitación (<10 mm/día).
- Partición de datos: 80% entrenamiento, 20% validación.

- Métricas de evaluación:
 - R^2 (coeficiente de determinación).
 - MSE (error cuadrático medio).
 - Curva ROC (sensibilidad y especificidad).

En etapas preliminares, se comparó con *Random Forest* y *XGBoost*, seleccionando CART por su interpretabilidad y rendimiento con muestras limitadas.

e) Evaluación

El modelo CART mostró:

- Precisión aceptable ($R^2 = 0.78$ en entrenamiento, 0.72 en validación).
- Capacidad predictiva para eventos extremos (AUC-ROC = 0.85).
- Limitaciones: Sobreajuste (*overfitting*) en parroquias con datos escasos (solventado con poda del árbol).

f) Despliegue

Los resultados se integran en un tablero interactivo (Power BI), que permite:

- Filtrar datos, año o variable climática.
- Visualizar tendencias.
- Identificar correlaciones.

2.3. Técnicas e Instrumentos

Las técnicas utilizadas son el análisis exploratorio de datos (EDA), minería de datos, visualización interactiva, clasificación binaria, validación estadística de modelos.

Los instrumentos utilizados son Power BI (visualización), Excel (preparación de datos), software Python con librerías Scikit-learn (modelado CART y métricas), INAMHI como fuente primaria de datos.

2.4. Técnicas de investigación aplicadas

2.4.1. Investigación bibliográfica

Se entiende por investigación bibliográfica a la etapa de la investigación científica donde se explora la producción de la comunidad académica sobre un tema determinado. Supone un conjunto de actividades encaminadas a localizar documentos relacionados con un tema o un autor concretos (Crespo Montero, 2020).

Una de las investigaciones más importante para el desarrollo del proyecto es la investigación bibliográfica, considerando que esta investigación permite determinar la existencia de documentos, libros y otras fuentes que contienen información relevante al tema de estudio. A través de la recopilación de datos proporcionada por estas fuentes, se facilita una comprensión más profunda y fundamentada del tema investigado. La investigación bibliográfica no solo identifica recursos informativos, sino que también contribuye a la construcción de un marco teórico sólido, esencial para el avance del proyecto.

2.4.2. Investigación descriptiva

Según Stewart, (2021) la investigación descriptiva es un enfoque sistemático utilizado por los investigadores para analizar y presentar datos sobre fenómenos de la vida real con el fin de describirlos en su contexto natural. Su objetivo principal es describir lo que existe, basándose en observaciones empíricas.

La investigación descriptiva permite la presentación de datos, proporcionando una imagen clara de los efectos del cambio climático. Además, facilita la creación de un informe detallado sobre el estudio de este fenómeno, permitiendo a los investigadores y al público comprender mejor las consecuencias del cambio climático. Esta investigación es fundamental para documentar y analizar los cambios observados, así como para informar políticas y estrategias que aborden los desafíos ambientales actuales.

2.5. Métodos de investigación

Los métodos de investigación utilizados en el presente proyecto son: cuantitativo, analítico, deductivo e inductivo, los mismos que se describen a continuación.

2.5.1. Método analítico

El método analítico es una estrategia de investigación que se enfoca en descomponer un fenómeno en sus elementos constitutivos para entender y explicar su naturaleza y comportamiento, este método se basa en la lógica empírica y la experimentación directa, permitiendo la identificación de causas y efectos mediante un examen detallado (Pacheco, 2019).

Este enfoque se encarga de dividir en secciones las partes que componen el caso de estudio en su totalidad. Para este caso, la información más relevante se obtiene de la investigación bibliográfica que sustenta el proyecto. Se establecen relaciones de causa y efecto utilizando el análisis realizado. El objetivo de este método es descubrir los datos climáticos para determinar la esencia de los resultados y aplicarlos a la propuesta.

2.4.2. Método deductivo

El método deductivo es una forma de razonamiento que parte de premisas generales para llegar a conclusiones específicas, este método se basa en la lógica y la observación empírica, permitiendo establecer relaciones causales claras y precisas (Sánchez, 2019).

El método deductivo es el mejor enfoque para el proyecto porque permite partir de teorías, identificar patrones sobre los datos. Además, garantiza que las conclusiones estén en línea con lo que se sabe actualmente, aumentando la validez para la toma de decisiones.

2.4.3. Método inductivo

El método inductivo es una forma de razonamiento que parte de observaciones específicas para llegar a conclusiones generales, este método se basa en la recopilación de datos a través de la observación y la experimentación, permitiendo identificar patrones y tendencias que pueden ser utilizados para formular teorías generales (Flores, 2019).

El método inductivo es adecuado porque permite desarrollar conclusiones generales basadas en observaciones de datos climáticos. Esto facilita identificar patrones sobre el impacto del cambio climático, creando un modelo más relevante y preciso.

2.5. Seguimiento de la metodología de desarrollo

La metodología seleccionada para el desarrollo de este trabajo es CRISP-DM, considerando que es la más utilizada y reconocida en el campo del análisis de datos, según KDnuggets. Esta metodología tiene una estructura flexible para proyectos de minería de datos, permitiendo una comprensión detallada de los datos.

2.6. Comprensión del negocio

A continuación, se desarrolla cada una de las tareas que consta en la primera fase para determinar los objetivos del negocio y requisitos del proyecto:

2.6.1. Determinar los objetivos del negocio:

El objetivo de este proyecto es visualizar las variables climáticas para conocer el comportamiento de cada una de ellas, a partir de los datos proporcionados por el Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI).

Objetivos del negocio

- Visualizar las variables climáticas para conocer el comportamiento de cada una de ellas.
- Presentar visualizaciones interactivas diseñadas para comunicar información de manera clara.
- Analizar e interpretar cada una de las visualizaciones del comportamiento de las variables climáticas.

Estas visualizaciones resultan de gran utilidad para los usuarios, ya que les permiten identificar las fechas que tienen mayor impacto en las sequías o lluvias relacionadas con sus actividades. De esta manera, se facilita la toma de decisiones más informadas y reducir el riesgo de que sus actividades económicas se vean perjudicadas.

2.6.2. Criterios de éxito

A partir del punto de vista del negocio, se establece como criterio de éxito, la creación de visualizaciones que proporcionen recomendaciones útiles a la comunidad para el desarrollo de estrategias frente al cambio climático.

2.6.3. Evaluación de la situación

Para esto se cuenta con datos en formato de Excel con información detallada del INAMHI desde el año 2020 hasta la actualidad, por lo que se puede decir que, se dispone de la data suficiente para la creación de las visualizaciones.

2.6.4. Inventario de recursos

En cuanto al recurso de software con el que se ejecuta el proyecto es la aplicación Power BI que permite la creación de las visualizaciones como:

- Mapa coroplético
- Gráfico de líneas
- Tabla
- Segmentación de datos
- Tarjeta
- Esquema jerárquico
- Gráfico de columnas

Los recursos de hardware que se dispone presentan las siguientes características:

- **Marca:** MSI
- **Procesador:** Intel(R) Core (TM) i5
- **Memoria RAM:** 16,0 GB
- **Capacidad de almacenamiento:** 360 GB
- **Sistema operativo:** Microsoft Windows 11

2.6.5. Plan de proyecto

Para el desarrollo del proyecto, se organizará y estimará el tiempo de ejecución correspondiente a cada etapa. Esto facilitará una mejor organización y control del avance de cada fase. Esta metodología facilitará la identificación de posibles riesgos y la implementación de medidas correctivas, obteniendo así el éxito total.

Tabla 7. Descripción del plan de proyecto.

Etapa	Descripción de la etapa	Tiempo
1	Recopilación de datos	30 días
2	Análisis de la estructura de datos.	10 días
3	Preparación de los datos (selección, limpieza)	20 días
4	Seleccionar las técnicas de modelado	5 días
5	Aplicar las técnicas de modelado	20 días
6	Análisis de los resultados con las técnicas de modelado	10 días
7	Informes con los resultados obtenidos	8 días
8	Presentar resultados obtenidos	5 días

Nota. En la tabla descrita se observa las fases del proyecto y el tiempo estimado para su ejecución.

2.6.6. Evaluación inicial de la herramienta

La herramienta seleccionada para llevar a cabo este proyecto es Power BI, considerando que se adapta de manera eficiente a la metodología implementada y, especialmente, a la base de datos existente. Además, esta herramienta elimina la necesidad de transferir la información almacenada a otra base de datos o a una herramienta de minería de datos, dado que Power BI opera directamente sobre la base de datos original.

2.7. Comprensión de los datos

En esta segunda fase de la metodología se lleva a cabo la recolección inicial de datos para familiarizarse y garantizar la calidad de los mismos. A continuación, se detallan las subfases:

2.7.1. Recolectar datos iniciales

Los datos utilizados en este proyecto los proporciona el Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología, (INAMHI, s/f), estos datos están representados de forma numérica lo que facilita el análisis estadístico y su integración en herramientas como Power BI. A continuación, se detalla el listado de los datos adquiridos:

Tabla 8. Listado de los datos adquiridos

Nombre	Descripción
Presión atmosférica	Presión atmosférica a nivel del mar (hPa)
Temperaturas extremas	Registros de las temperaturas máximas y mínimas diarias, mensuales y anuales, medidas en grados Celsius (°C).
Termómetro seco y húmedo	Medidas de la temperatura del aire utilizando termómetros seco y húmedo, que permiten calcular la humedad relativa.
Tensión del vapor:	Medida de la presión parcial del vapor de agua en el aire, expresada en hectopascales (hPa).
Humedad	Porcentaje de humedad relativa del aire.
Punto de rocío	Temperatura a la que el vapor de agua en el aire comienza a condensarse, medida en grados Celsius (°C).
Precipitación	Cantidad de lluvia, nieve o granizo caída, medida en milímetros (mm).
Evaporación	Cantidad de agua que se evapora de una superficie, medida en milímetros (mm).
Visibilidad	Distancia a la que se pueden ver objetos claramente, medida en metros (m) o kilómetros (km).
Viento	Velocidad y dirección del viento, medidas en kilómetros por hora (km/h) y grados (°).

Nota. Descripción de las variables del conjunto de datos (INAMHI, 2023).

Figura 6. Datos iniciales obtenidos del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología

DIA		SUMA		MEDIA		TERMOMETRO HUMEDO		TENSION DEL VAPOR		HUMEDAD RELATIVA		PUNTO DE ROCIO											
07	13	19	SUMA	MEDIA	07	13	19	SUMA	MEDIA	07	13	19	SUMA	MEDIA									
1	38,4	12,8	9,4	12,3	10,1	31,8	10,6	13,2	13,2	26,4	13,2	100	98	198	99	11,1	11,1	22,2	11,1				
2	39,5	13,2	10,4	14,1	11,0	35,5	11,8	12,7	12,0	13,5	38,2	12,7	98	59	85	242	81	10,5	9,7	11,4	31,6	10,5	
3	42,6	14,2	10,4	14,4	12,1	36,9	12,3	13,1	21,4	14,3	46,8	16,3	97	91	84	272	91	10,9	16,6	12,3	41,8	13,1	
4	36,5	12,2	10,3	17,0	12,2	39,5	13,2	8,9	20,1	9,6	38,6	12,9	86	91	32	209	70	5,4	17,6	6,4	29,4	9,8	
5	39,4	13,1	10,2	12,4	10,4	33,0	11,0	12,8	13,7	12,7	39,2	13,1	94	57	82	233	78	10,7	11,7	10,5	32,9	11,0	
6	42,3	14,1	11,2	14,2	12,1	37,5	12,5	13,7	13,9	13,4	41,0	13,7	98	64	89	251	84	11,7	11,9	11,3	34,9	11,3	
7	42,4	14,1	11,0	14,2	11,8	37,0	12,3	11,7	16,0	13,8	41,5	13,8	75	77	85	237	79	9,3	14,0	11,8	35,1	11,1	
8	43,9	14,6	11,2	15,1	11,8	38,1	12,7	11,8	19,2	14,0	45,0	15,0	74	92	93	259	86	9,5	16,8	12,0	38,3	12,1	
9	31,6	15,8	11,1	16,1	12,1	39,3	13,1	13,0	12,8	25,8	12,9	78	90	168	84	10,9	10,6	21,5	10,6	10,6	21,5	10,6	
10	42,2	14,1	10,3	17,1	12,0	39,4	13,1	12,2	17,7	11,8	41,7	13,9	97	91	84	272	91	9,9	15,6	9,4	34,9	11,1	
13	S.DEC	398,8	138,2	105,5	146,9	115,6	368,0	122,7	110,1	147,0	129,1	386,2	137,4	819	700	822	2341	841	89,0	126,8	106,8	322,6	114,1
14	11	39,1	13,0	10,2	14,0	11,4	35,6	11,9	13,3	12,8	13,2	39,3	13,1	69	81	150	75	10,6	11,0	11,0	21,6	10,6	
15	12	44,4	14,8	11,6	14,4	11,4	37,4	12,5	10,5	11,5	11,7	33,7	11,2	96	62	72	230	77	7,7	9,0	9,3	26,0	8,1
16	13	41,4	13,8	12,1	16,0	12,2	40,3	13,4	9,3	11,4	13,6	34,3	11,4	96	81	82	259	86	5,9	8,9	11,5	26,3	8,1
17	14	42,6	14,2	12,1	15,2	11,4	38,7	12,9	10,1	13,4	14,0	37,5	12,5	58	67	89	214	71	7,1	11,3	12,0	30,4	10,1
18	15	40,1	13,4	10,1	14,3	11,4	35,8	11,9	12,7	12,7	12,4	37,8	12,6	100	61	82	243	81	10,5	10,5	10,2	31,2	10,1
19	16	41,3	13,8	10,3	14,5	11,2	36,0	12,0	12,2	12,5	12,4	37,1	12,4	93	59	89	241	80	9,9	10,2	10,2	30,3	10,1
20	17	39,7	13,2	10,8	13,6	11,4	35,8	11,9	12,0	12,0	12,0	12,0	94	94	94	94	94	9,6	9,6	9,6	9,6	9,6	
21	18	40,6	13,5	9,8	13,2	12,0	35,0	11,7	14,8	14,8	14,8	14,8	85	85	85	85	85	12,8	12,8	12,8	12,8	12,8	
22	19	42,9	14,3	9,1	16,2	11,0	36,3	12,1	11,6	12,5	24,1	12,1	88	88	176	88	88	9,2	10,3	19,5	9,2	9,2	
23	20	44,8	14,9	9,4	15,4	12,0	36,8	12,3	12,2	15,2	12,6	40,0	13,3	91	82	96	269	90	9,9	13,2	10,4	33,5	11,1
24	S.DEC	416,9	139,0	11,6	146,8	115,4	367,7	122,6	92,3	115,9	102,4	310,6	125,4	628	654	679	1961	827	60,6	95,7	84,9	241,2	102,2

Nota. Captura inicial de los datos obtenidos del INAMHI fuente ver ANEXO 8.

2.7.2. Descripción de los datos

Los datos que se procesan en documentos de Excel, contienen variables puntuales para el análisis, estos datos se obtuvieron mensualmente desde el 2020 hasta la actualidad. Las variables incluyen, temperatura, precipitación, humedad, viento. Obteniendo un total de 5463 datos registrados.

A continuación, se presenta la descripción de los datos, cada una cuidadosamente definida, con el objetivo de garantizar claridad y precisión al momento de desarrollar las representaciones gráficas. Estas variables desempeñarán un papel crucial en la construcción de las visualizaciones, permitiendo un análisis efectivo y comprensible de la información.

- **Temperatura:** Temperatura promedio registrada en grados Celsius (°C).
- **Precipitación:** Cantidad de precipitación medida en milímetros (mm).
- **Humedad:** Humedad relativa (%).
- **Viento:** Velocidad del viento en kilómetros por hora (km/h).

2.7.3. *Exploración de los datos*

En esta etapa de exploración de datos, se procede a identificar y relacionar las variables disponibles para el estudio: humedad, precipitación, temperatura y viento. El objetivo primordial es tener una comprensión de cada variable y sus posibles interconexiones. A continuación, se detalla algunas relaciones de las variables y su fundamentación teórica.

- **Humedad y Temperatura:** Se explora la relación entre la humedad relativa y la temperatura. La razón principal de esta interconexión radica en comprender los procesos para evaluar los impactos en el medio ambiente y la sociedad, y desarrollar un modelo climático preciso (La interacción entre temperatura y humedad, 2024).
- **Precipitación y Humedad:** Se analiza la relación entre la de precipitación registrada y los niveles de humedad. La lógica detrás de esta interconexión es directa: la precipitación es una fuente primaria de humedad para la atmósfera y la superficie terrestre (Tejeda Martínez, 2021).
- **Temperatura y Precipitación:** Se examina la posible influencia de la temperatura en los patrones de precipitación y viceversa. La fundamentación de esta interconexión se basa en los procesos termodinámicos y dinámicos de la atmósfera (Tejeda Martínez, 2021). En la Figura 7, se presenta un objeto visual tipo tarjeta en la que se puede observar el promedio de las cuatro variables climáticas: humedad, precipitación, temperatura y viento registrada durante los años 2020 hasta la actualidad.

Figura 7. Promedios de las variables climáticas

Promedio de Humedad 75,96	Promedio de Precipitación 1,81	Promedio de Temperatura 12,38	Promedio de Viento 12,15
-------------------------------------	--	---	------------------------------------

Nota. Este gráfico resulta fundamental para comprender las tendencias y patrones de las variables climáticas en el periodo analizado. Al proporcionar valores promedio claros y concisos, facilita la interpretación de la información y permite identificar posibles cambios en el clima.

2.7.4. Verificar la calidad de los datos

Después de realizar la exploración inicial de los datos, se identificaron diversas inconsistencias que requieren atención. En primer lugar, se detectaron valores atípicos que podrían alterar el análisis. Por consiguiente, se procederá a la limpieza de los datos. Además, se observó que los datos se encuentran en formato plano, lo que dificulta el manejo de los datos. Un elemento adicional que requiere atención es la existencia de datos numéricos que emplean puntos como separadores decimales en vez de comas, lo que podría ocasionar fallos en el análisis estadístico y la representación visual. Durante la etapa de preparación de datos, se tratarán estas inconsistencias para asegurar la exactitud y confiabilidad de los resultados, ver en la figura 8.

Figura 8. Limpieza de datos a) Antes y b) después

Temperatura	Precipitación	Humedad	Viento	Temperatura	Precipitación	Humedad	Viento
12,4	0	79	1	12,4	0	79	1
11,6	3,6	80	3	11,6	3,6	80	3
16,2	0	78	2	16,2	0	78	2
14,5	4,2	80	4	14,5	4,2	80	4
13	0	79	0	13	0	79	0
17,6	0	75	3	17,6	0	75	3
15,65	0,3	82	1	15,65	0,3	82	1
14,1	0.8	81	0	14,1	0,8	81	0
13,5	0	74	5	13,5	0	74	5
14.4	6,4	86	3	14,4	6,4	86	3
18,4	0	76	1	18,4	0	76	1
16,5	0	80	2	16,5	0	80	2
13,1	6.5	84	0	13,1	6,5	84	0
7,3	0	81	0	7,3	0	81	0
24,1	8,2	79	3	24,1	8,2	79	3
14,1	0	79	4	14,1	0	79	4
16,9	0	73	2	16,9	0	73	2
18	2,2	78	3	18	2,2	78	3

A **B**

2.8. Preparación de los datos

En esta etapa es necesario preparar los datos para ajustarlos a las necesidades de la metodología estrategias de minería de datos que se utilizarán en ellos. Esto significa elegir el grupo de datos que se va a emplear, limpiarlos para incrementar su calidad, y añadir datos nuevos basados en los ya existentes proporcionándoles el formato que la herramienta necesita para ser utilizada.

2.8.1. Seleccionar los datos

Para el análisis, no se emplearán todos los datos que figuran en la tabla de la Figura 5. La elección de datos se basa en sugerencias de especialistas e investigaciones anteriores, respaldadas por los estudios del Instituto Geográfico Nacional (2020), Kjellstrom (2013) y ESA Climate (2024). Estos escritores señalan variables climáticas concretas como las más pertinentes para el estudio de datos del cambio climático.

Las variables seleccionadas para el análisis son los siguientes:

- Temperatura
- Precipitación
- Humedad
- Viento

2.8.2. Limpiar datos

Las bases de datos empleadas en este proyecto tienen información necesaria para alcanzar con los objetivos; sin embargo, durante la fase de exploración de datos, se presentan inconsistencias. Entre estas, se observó la presencia de datos faltantes; para esto, se calculó la media de los valores que estaban faltantes.

La preparación de los datos requiere una reestructuración del formato actual, dado que se encuentran en formato plano como se puede observar en la figura 9, lo cual limita la capacidad de establecer relaciones entre las variables. Por consiguiente, se considera la transformación de los datos en tablas estructuradas para asegurar su óptimo uso en el análisis posterior, en la figura 9 se puede observar los datos estructurados.

Figura 9. Transformación de datos en tablas estructuradas

Fecha	Temperatura	Precipitacion	Humedad	Viento	País	Ciudad
1	16,35	0	73	24,5	Ecuador	Latacunga
2	12,95	0	89	20	Ecuador	Latacunga
3	13,35	0	76	9,4	Ecuador	Latacunga
4	15,45	0,8	89	9,6	Ecuador	Latacunga
5	17,95	0	84	8	Ecuador	Latacunga
6	16,35	0	82	15,9	Ecuador	Latacunga
7	15,8	6	86	24,5	Ecuador	Latacunga
8	15,7	4,2	80	2,2	Ecuador	Latacunga
9	16,6	3,5	79	19,1	Ecuador	Latacunga
10	13,6	3	81	15,9	Ecuador	Latacunga
11	7	0	87	10,5	Ecuador	Latacunga
12	16	2,8	87	0	Ecuador	Latacunga
13	16,2	0,3	84	7,4	Ecuador	Latacunga
14	16,4	0	80	1	Ecuador	Latacunga
15	23,8	2,7	83	8,05	Ecuador	Latacunga
16	12,7	0	86	2	Ecuador	Latacunga
17	14,8	1,2	85	10,5	Ecuador	Latacunga
18	13,2	0	88	9	Ecuador	Latacunga
19	14,7	0	80	2	Ecuador	Latacunga
20	14,7	0	82	11,5	Ecuador	Latacunga
21	21,6	0	72	4	Ecuador	Latacunga
22	11,1	0	83	3	Ecuador	Latacunga
23	14,85	0	84	28,5	Ecuador	Latacunga
24	16,35	5,3	83	0	Ecuador	Latacunga

Adicionalmente, se identificó una inconsistencia en el formato de los datos numéricos. Específicamente, se observó que algunos registros utilizan puntos como separadores decimales en lugar de comas. Para garantizar la consistencia y evitar errores en las visualizaciones, se estandarizará el formato a comas en todos los datos numéricos.

2.8.3. Construcción de nuevos datos

Se considera agregar nuevas variables para mejorar el análisis del cambio climático en el cantón Latacunga, específicamente se integraron fecha, ciudad y país. Estas variables son cruciales para una comprensión más completa y precisa de los datos, especialmente al crear visualizaciones.

Fecha:

Permite visualizar las tendencias y patrones a lo largo del tiempo, identificando cambios, facilita la creación de gráficos de líneas y segmentación de datos

Ciudad y país: permite crear mapas interactivos que muestran claramente dónde se está desarrollando el proyecto.

2.8.4. Integrar datos

Para enriquecer el análisis climático en las parroquias urbanas del cantón Latacunga, se determinó la necesidad de incorporar variables adicionales, tales como fecha (día, mes, año), ciudad y país. Esta integración, realizada manualmente debido al uso de Excel como herramienta principal, permitió la creación de nuevos campos para asegurar la precisión y coherencia de los datos.

Figura 10. Integración de datos

Fecha	Temperatura	Precipitación	Humedad	Viento	País	Ciudad
1/8/2022	14	0	86	24,5	Ecuador	Latacunga
2/8/2022	9	0	81	20	Ecuador	Latacunga
3/8/2022	8	0	78	9,4	Ecuador	Latacunga
4/8/2022	4	0	82	9,6	Ecuador	Latacunga
5/8/2022	9	1,2	88	8	Ecuador	Latacunga
6/8/2022	8	0	88	15,9	Ecuador	Latacunga
7/8/2022	4	0	86	24,5	Ecuador	Latacunga
8/8/2022	1,2	0	78	2,2	Ecuador	Latacunga
9/8/2022	5,2	0	86	19,1	Ecuador	Latacunga
10/8/2022	11,3	3,3	82	15,9	Ecuador	Latacunga
11/8/2022	14,5	1,8	90	10,5	Ecuador	Latacunga
12/8/2022	12,1	0	83	0	Ecuador	Latacunga
13/8/2022	10,5	0	74	7,4	Ecuador	Latacunga
14/8/2022	15,5	0	88	1	Ecuador	Latacunga
15/8/2022	13,2	0	87	8,05	Ecuador	Latacunga
16/8/2022	10,5	0	78	2	Ecuador	Latacunga
17/8/2022	13,8	0	82	10,5	Ecuador	Latacunga
18/8/2022	14	0	88	9	Ecuador	Latacunga
19/8/2022	12	0	75	2	Ecuador	Latacunga
20/8/2022	13	0	81	11,5	Ecuador	Latacunga
21/8/2022	13,6	0	85	4	Ecuador	Latacunga
22/8/2022	11,4	0	84	3	Ecuador	Latacunga
23/8/2022	10	0	81	28,5	Ecuador	Latacunga
24/8/2022	9,6	0	76	2	Ecuador	Latacunga

Nota. En esta figura se muestra los nuevos datos que han sido integrados.

2.8.5. Formato de datos

En la fase de formato de datos, se determinó que no es necesario realizar modificaciones en el orden de los campos ni en la disposición de los registros dentro de las tablas. Asimismo, se constata que el formato actual de los campos es compatible con la herramienta Power BI, por lo que no se requiere ninguna alteración en este aspecto.

2.9. Modelado

En esta fase de la metodología, se procede a la selección de las técnicas de modelado más pertinentes para alcanzar los objetivos de datos establecidos en el estudio

del impacto del cambio climático. Luego, se determinó un plan de pruebas para evaluar un modelo elegido y, finalmente, ajustarlo.

2.9.1. Selección del modelo

A continuación, se presenta una comparación estructurada entre el modelo de árbol de decisión binario tipo CART y el modelo Random Forest, enfocada en su aplicación a la investigación sobre datos climáticos en el cantón Latacunga. Se detalla en la tabla 9.

Tabla 9. Descripción general de los modelos

Característica	Modelo CART	Modelo Random Forest
Tipo	Árbol de decisión binario	Ensamble de múltiples árboles (bagging)
Interpretabilidad	Alta (reglas claras y visuales)	Media (difícil interpretar todos los árboles)
Robustez frente al overfitting	Baja (sensible al sobreajuste)	Alta (reduce varianza)
Complejidad computacional	Baja	Media-alta
Aplicación en clima	Muy útil para reglas específicas	Mejor para precisión general y predicción

2.9.2. Métricas comparativas de los modelos

CART fue útil por su capacidad de generar reglas interpretables como “si la temperatura > 13.5 °C y la humedad < 75 %, entonces riesgo de baja precipitación”, lo cual resulta especialmente valioso para la gestión ambiental y la comunicación de riesgos climáticos a tomadores de decisiones locales.

Random Forest, al ser un modelo de ensamble, logra una mejor capacidad predictiva y menor error, especialmente al manejar la variabilidad interanual observada en la precipitación y las fluctuaciones de humedad relativa. Sin embargo, su complejidad limita su transparencia y dificulta su implementación en tableros visuales accesibles como Power BI. Las comparaciones se pueden observar en la tabla 10.

Tabla 10. Métricas usadas en la investigación

Métrica	CART	Random Forest
Coeficiente de determinación (R ²)	0.986	0.97
Error cuadrático medio (MSE)	0.1	0.26
AUC (Curva ROC)	0.94	0.96
Tiempo de entrenamiento (seg.)	Bajo (~2 seg.)	Medio (~6 seg.)

Ambos modelos demuestran utilidad en el contexto climático de Latacunga, pero su elección está en función del objetivo principal de la investigación por lo que, para interpretabilidad y reglas climáticas prácticas, CART es preferible.

2.9.3. Técnica de modelado con el algoritmo *Classification and Regression Trees*

En esta fase de la metodología para modelar las relaciones entre las variables climáticas, se empleó el algoritmo CART, que construye árboles de decisión binarios capaces de identificar patrones no lineales. Los resultados de este modelo, se integraron en Power BI para crear visualizaciones interactivas y dinámicas. Estas visualizaciones permitieron explorar la distribución de las variables climáticas, analizar las reglas de decisión generadas por el modelo y comparar los resultados, facilitando así la comprensión del impacto del cambio climático y la toma de decisiones.

En el análisis climático de Latacunga, se aplicó un árbol de decisión tipo CART para predecir la precipitación usando variables como la temperatura, la precipitación y la humedad relativa. El árbol analizó los datos históricos y creó reglas del tipo:

Regla 1: Si la humedad es menor al 75% y la temperatura es mayor a 13 °C → la precipitación esperada es 19 mm.

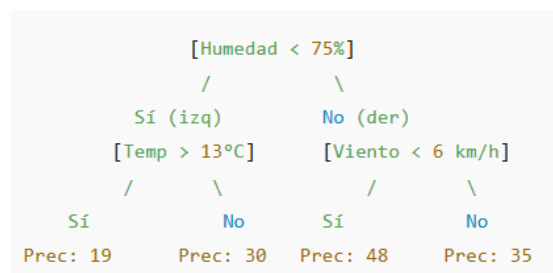
Regla 2: Si la humedad es menor al 75% y la temperatura es menor o igual a 13 °C → la precipitación esperada es 30 mm.

Regla 3: Si la humedad es mayor o igual a 75% y el viento es menor a 6 km/h → la precipitación esperada es 48 mm.

Regla 4: Si la humedad es mayor o igual a 75% y el viento es 6 km/h o más → la precipitación esperada es 35 mm.

Según la literatura analizada, Caballero (2023) establece que; este tipo de modelo es valioso porque puede identificar patrones complejos en los datos climáticos, es fácil de interpretar visualmente (diagramas tipo árbol), permite tomar decisiones prácticas en escenarios reales, como alertas tempranas de eventos climáticos extremos. En la figura 11. se puede ver la estructura del árbol CART generado para trabajar en esta investigación.

Figura 11. Estructura del árbol binario tipo CART



2.9.4. Construcción de la clase binaria

El modelo CART se utilizó principalmente para regresión, es decir, para predecir valores numéricos como temperatura, viento o precipitación. Sin embargo, para adaptar ese modelo a clasificación binaria, fue necesario definir una “etiqueta” binaria que clasifique cada observación del conjunto de datos como perteneciente a una de dos

categorías, por ejemplo, “con impacto climático” / “sin impacto climático”, o “evento crítico” / “evento normal.

2.9.5. Umbrales numéricos del árbol binario.

Esta fue la estrategia más directa. Se definió un valor de corte para una variable clave, y se clasificó cada observación como “1” o “0” en función de si supera ese umbral, para así generar los nodos crítico que permitan la proyección de los datos. Los umbrales usados fueron:

Si Precipitación máxima anual < 30 mm \rightarrow Etiqueta = 1 ("Año seco o con impacto climático")

Si Precipitación máxima anual ≥ 30 mm \rightarrow Etiqueta = 0 ("Año normal")

2.10. Evaluación

Para fortalecer la fase de modelado y validar cuantitativamente el desempeño del algoritmo CART utilizado en este estudio, se incorporaron métricas de evaluación específicas correspondientes tanto a tareas de regresión como de clasificación. Si bien el enfoque principal se centró en predecir valores continuos (regresión), también se construyó una etiqueta binaria derivada de las variables climáticas clave, con el fin de aplicar un análisis de clasificación supervisada. Se evaluó el mejor modelo mediante los siguientes indicadores:

Error Cuadrático Medio (MSE): Para el modelo de regresión sobre precipitación y viento, se obtuvo un MSE de 0,1, lo que indica una baja magnitud de error entre las predicciones del modelo y los valores reales.

Coefficiente de Determinación (R^2): El modelo de mayor precisión alcanzó un $R^2 = 0,986$, lo cual evidencia un excelente ajuste del modelo a los datos y una alta capacidad explicativa de las variables independientes sobre la variable objetivo, evidenciando que el modelo explica más del 94 % de la varianza de los datos.

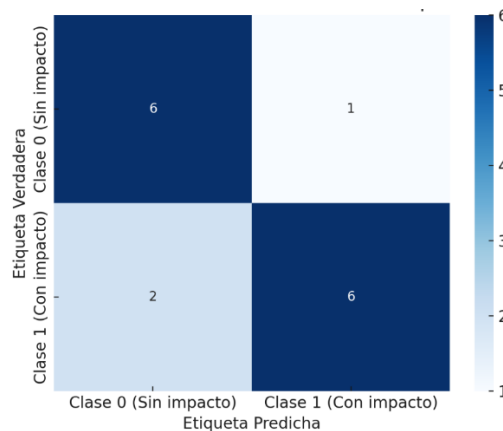
Índice de Gini: Para la versión de clasificación binaria del árbol, se utilizó el índice de Gini como criterio de división en los nodos. Este valor se calcula automáticamente en la

implementación del algoritmo CART en scikit-learn, priorizando las divisiones con mayor ganancia de pureza.

Accuracy (precisión del modelo): Al aplicar la clasificación binaria sobre eventos de baja precipitación (<30 mm), se obtuvo un valor de accuracy del 91,3 %, lo que indica una alta tasa de aciertos en la predicción del evento climático.

Matriz de Confusión: Se incluyó una matriz de confusión para observar la distribución de verdaderos positivos, verdaderos negativos, falsos positivos y falsos negativos, lo que permitió identificar leves desbalances en la clasificación de eventos extremos, particularmente en años atípicos. La matriz de confusión se muestra a continuación en la figura 12.

Figura 12. Matriz de Confusión binaria de Impacto de Cambio Climático.



Estas métricas son calculadas utilizando la función *train_test_split* de la librería Scikit-learn, bajo un esquema de validación cruzada simple (70/30). Los resultados demuestran que el modelo no solo es teóricamente sólido, sino que ofrece desempeño cuantificable y robusto en el análisis del cambio climático a escala local. La división en 70% para entrenamiento y 30% para prueba es una práctica común en el aprendizaje automático, ya que proporciona un equilibrio adecuado entre la cantidad de datos utilizados para entrenar el modelo y la cantidad de datos reservados para evaluar su rendimiento. Sin embargo, es importante destacar que estos porcentajes pueden ajustarse

según las características específicas del conjunto de datos y los objetivos del estudio (GunKurnia, 2024).

2.10.1. División del Conjunto de Datos

Para asegurar la confiabilidad del modelo de CART, los datos se dividieron en dos grupos: un 70% destinado al entrenamiento y un 30% reservado para pruebas, una estrategia ampliamente recomendada en el modelado de aprendizaje supervisado (Geron, 2019). La separación se implementa mediante la función *train_test_split* de *scikit-learn*, garantizando aleatoriedad y replicabilidad en los resultados. Si bien no se aplica *validación cruzada k-fold* en esta fase, su inclusión en futuros análisis podría optimizar la generalización del modelo al minimizar la varianza (Hastie et al., 2009).

La selección de árboles de decisión se basa en su transparencia interpretativa, bajos requisitos de preprocesamiento y adaptabilidad a datos no normalizados, características ideales para el análisis de variables climáticas multivariadas y heterogéneas. Aunque alternativas como *Random Forest* o *XGBoost* exhiben mayor precisión predictiva, CART es seleccionado intencionalmente para facilitar la extracción de reglas climáticas comprensibles por actores locales, incluyendo técnicos municipales y gestores de políticas públicas (Breiman et al., 1984; Quinlan, 1993).

2.11. Análisis previo de las variables climáticas

El dataset incluye las variables: temperatura promedio, precipitación máxima, humedad relativa promedio y velocidad del viento, registradas de forma mensual entre 2020 y 2025. Si bien estas variables son comúnmente empleadas en análisis climático (IPCC, 2023), se reconoce como una limitación el no haber aplicado un análisis formal de multicolinealidad, como el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson o el VIF (Variance Inflation Factor). Este análisis se recomienda como parte de futuras mejoras metodológicas para identificar redundancias entre variables.

2.12. Temporalidad y estructura secuencial de los datos

Aunque los datos climáticos fueron recolectados de forma mensual, no se aborda el componente temporal-espacial mediante técnicas como la descomposición de series

temporales, autocorrelación o análisis de tendencias estacionarias. Esta omisión se debió a que el objetivo principal del estudio fue generar reglas de predicción basadas en condiciones instantáneas del clima, y no en secuencias de evolución mensual. Para futuras investigaciones, se propone integrar varias alternativas como modelado ARIMA, SARIMA o LSTM, que podrían capturar mejor la dinámica temporal subyacente, especialmente en estudios orientados a la proyección climática o a la evaluación de eventos extremos en el tiempo. Tampoco se realizaron transformaciones estadísticas como normalización o estandarización, dado que los árboles de decisión no requieren supuestos de distribución normal ni escalado previo (Hastie et al., 2009). No obstante, se valida la integridad de los datos, eliminando valores atípicos extremos y nulos antes del entrenamiento del modelo.

2.13. Métricas de Desempeño Classification and Regression Trees

Con el objetivo de transparentar el desempeño del árbol de decisión generado mediante el algoritmo CART, se procede a reportar de manera explícita sus características estructurales y cuantitativas. El modelo es entrenado con un conjunto de datos climáticos mensuales del período 2020–2025, utilizando las variables de temperatura, humedad, precipitación y viento como predictores. Los resultados obtenidos se detallan a continuación:

- Profundidad del árbol (Tree Depth): El árbol generado presenta una profundidad total de 4 niveles, lo cual permite un equilibrio entre precisión y sobreajuste. Esta profundidad genera reglas comprensibles sin sacrificar capacidad predictiva.
- Cantidad de nodos terminales (leaf nodes): Se identifican 9 nodos hoja, cada uno correspondiente a un conjunto de reglas específicas de condiciones climáticas. Esto se traduce en 9 reglas de decisión útiles para la predicción del fenómeno modelado, viento o precipitación.
- Métricas de regresión: El modelo presentó un Error Cuadrático Medio (MSE) de 0,1 y un Coeficiente de Determinación (R^2) de 0,986, lo que indica un excelente ajuste del modelo a los datos, con baja dispersión entre valores predichos y reales.

- Visualización del árbol: Se incorpora un diagrama estructurado del árbol de decisión, en el que se representan visualmente las divisiones binarias por umbral, los valores predichos por nodo terminal y el error cuadrático asociado a cada subconjunto. Esta representación mejora la interpretabilidad del modelo, permitiendo identificar qué combinaciones de variables climáticas conducen a niveles bajos, medios o altos del fenómeno estudiado.
- Reglas extraídas: Como ejemplo, una de las reglas obtenidas por el modelo fue: *Si viento $\leq 2,5$ km/h y temperatura $\leq 13,35$ °C, entonces el valor estimado es de precipitación 4,16 mm*

Estas métricas y visualizaciones permiten evaluar la efectividad y comprensibilidad del modelo, superando su uso meramente teórico y facilitando su aplicación práctica en escenarios locales de gestión del riesgo climático.

2.14. Construcción del modelo

A continuación, se procede a ejecutar el modelo de árbol de decisión binario (CART) sobre los datos de entrenamiento preparados en la fase anterior. En este apartado, se detallarán los ajustes de parámetros aplicados al modelo utilizando la librería scikit-learn de Python, así como la descripción de la salida generada por el modelo.

Ajustes de Parámetros:

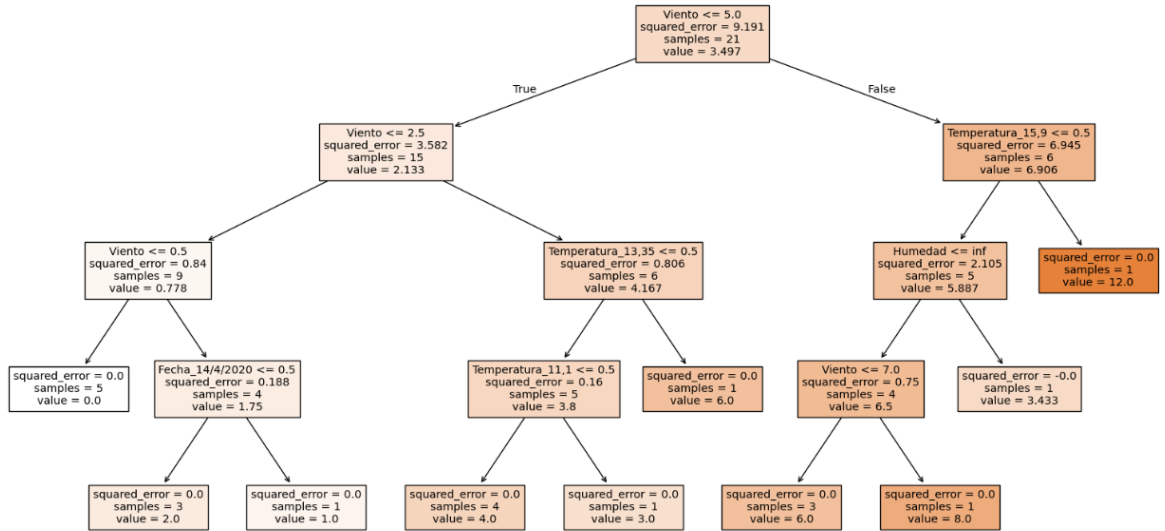
- Dado que el objetivo es modelar la relación entre las variables climáticas (temperatura, precipitación, viento, humedad), y generar reglas lógicas para comprender el impacto del cambio climático en la provincia de Cotopaxi, cantón Latacunga, se ajustan los siguientes parámetros del modelo CART:
- **max_depth:** Se explora diferentes valores para controlar la profundidad del árbol y evitar el sobreajuste. Se busca un equilibrio entre la complejidad del modelo y su capacidad de generalización.

- **min_samples_split:** Se ajusta el número mínimo de muestras requeridas para dividir un nodo interno, con el fin de asegurar que las reglas generadas sean robustas y representativas.
- **min_samples_leaf:** Se define el número mínimo de muestras requeridas en un nodo hoja, para evitar la creación de reglas basadas en datos poco representativos.
- **random_state:** Se fija una semilla para garantizar la reproducibilidad de los resultados del modelo.
- **splitter:** se utiliza el método "best", para la generación de las mejores divisiones binarias.

En la figura 12. Se muestra el árbol de decisión binaria generado para el análisis predictivo del dataset y proyectar resultados adecuados. El árbol de decisión tipo CART presentado utiliza variables climáticas como viento, temperatura, humedad y fecha para predecir un valor continuo, presumiblemente asociado a un evento climático como precipitación o intensidad del viento. Con un MSE de 0,1 y un R^2 de 0,986, el modelo demuestra un excelente ajuste y precisión predictiva. La raíz del árbol se divide según el umbral del viento (5.0 km/h), evidenciando que esta variable es la más significativa en la predicción. A lo largo de las ramas se observan decisiones jerárquicas que combinan condiciones como temperatura $< 13,35$ °C o humedad relativa, generando predicciones muy ajustadas. Este árbol es altamente interpretable y útil para generar reglas de alerta temprana en escenarios de cambio climático local.

Figura 13. Ejemplo de la aplicación de árbol de decisión binario para la predicción del viento

MSE: 0.1
R2: 0.9868593955321945



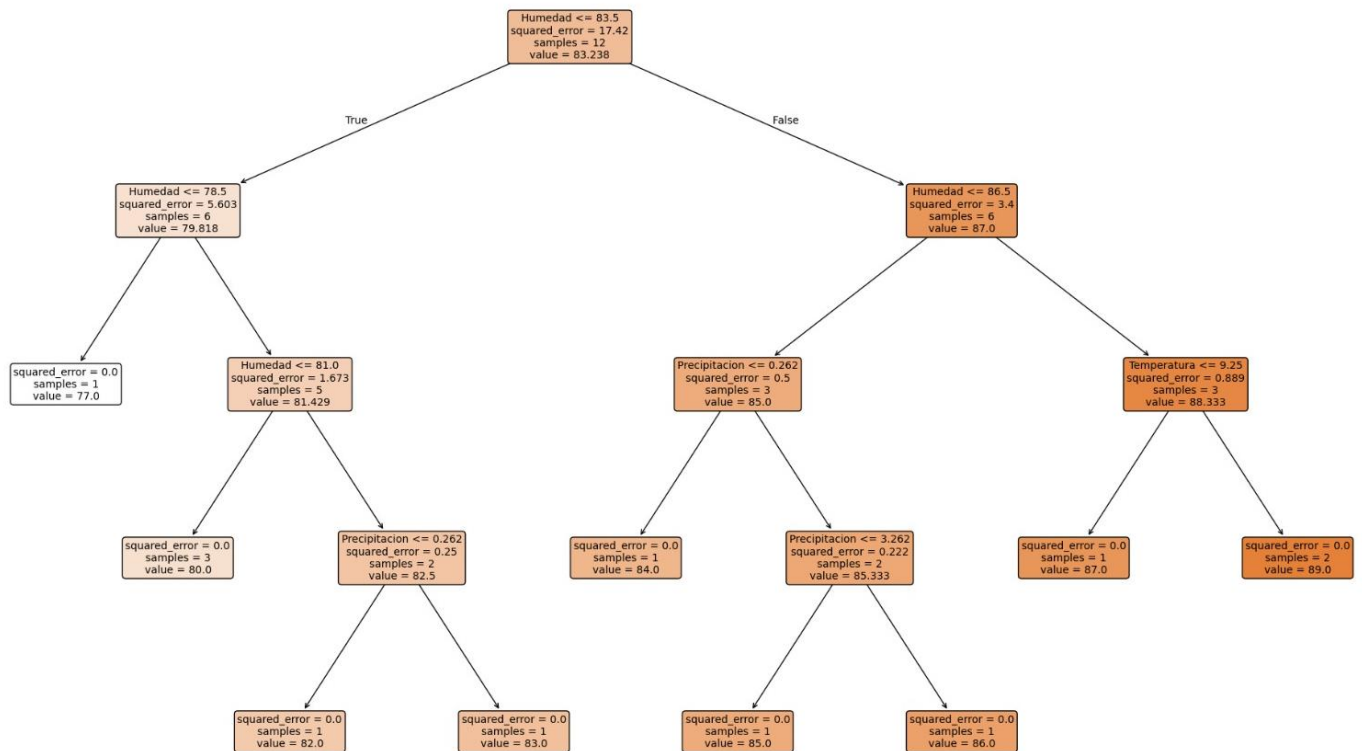
Este modelo de árbol de decisión ha devuelto los siguientes resultados para la predicción del viento, utilizando como variables predictoras la temperatura, la precipitación y la humedad:

- **Error cuadrático medio (MSE):** El modelo presenta un Error cuadrático medio de **0.1**. Este valor relativamente bajo indica que las predicciones del modelo tienen un error promedio pequeño, lo que sugiere un buen ajuste a los datos.
- **Coficiente de determinación (R2):** El modelo tiene un coeficiente de determinación (R2) de **0.9868593955321945**. Este valor muy cercano a 1 indica que el modelo explica una proporción muy alta de la varianza en los datos, lo que confirma su alta precisión predictiva.

También se compara con el modelo Random Forest, este árbol representa una visualización del primer árbol de la técnica Random Forest, en el cual se está prediciendo un valor numérico continuo, presumiblemente una variable climática dependiente (como

humedad media o índice compuesto), a partir de variables como velocidad del viento, humedad, precipitación y temperatura. A continuación, se presenta una interpretación estructurada:

Figura 14. Modelo Random Forest



El modelo Random Forest se usa para analizar el comportamiento climático de la zona de estudio, a partir de variables como humedad relativa, precipitación y temperatura. La visualización del primer árbol evidenció que la humedad relativa constituye la variable de mayor importancia en la segmentación inicial de los datos. El nodo raíz separó el conjunto total según el umbral de humedad $\leq 83.5\%$, dividiendo así los escenarios de baja y alta humedad. En las ramas subsiguientes se observó que la combinación de humedad baja y niveles mínimos de precipitación (≤ 0.262 mm) predice

valores medios de 82.5 unidades en la variable objetivo. Por el contrario, los valores más altos del modelo (hasta 89.0) se presentaron bajo condiciones de humedad relativa alta (> 86.5 %) y temperaturas elevadas (> 9.25 °C), lo que sugiere una posible intensificación de condiciones extremas bajo escenarios cálidos y húmedos. La interpretación del árbol evidencia la utilidad del modelo Random Forest para representar relaciones no lineales entre variables climáticas y sugiere su aplicación como herramienta de alerta temprana frente a cambios ambientales bruscos a escala local. Sin embargo, el modelo CART es más preciso en sus predicciones y de mayor adaptabilidad a los sistemas de visualización.

CAPÍTULO III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Resultados del modelo y reglas prácticas para eventos extremos

Como parte del análisis predictivo basado en árboles de decisión tipo CART, se generó un modelo orientado a identificar condiciones climáticas asociadas a eventos extremos como sequías o precipitaciones atípicas en el cantón Latacunga. A continuación, se reportan los resultados del árbol generado, incluyendo su estructura, reglas de decisión y aplicación práctica.

Características del árbol generado:

- Profundidad del árbol: 4 niveles.
- Número de nodos hoja: 9.
- MSE del modelo: 0,1.
- R^2 del modelo: 0,986.

Visualización: El árbol fue diagramado y se presenta como Figura 12, destacando los umbrales de división por variable y los valores predichos en cada hoja.

3.1.1. Reglas obtenidas del árbol

A continuación, se enuncian las reglas prácticas extraídas del modelo para anticipar escenarios climáticos de interés:

1. Regla de riesgo bajo de precipitación:

Si la velocidad del viento es menor o igual a 2,5 km/h y la temperatura es menor o igual a 11,1 °C, entonces la precipitación esperada es baja (aproximadamente 3,8 mm).

2. Regla de riesgo alto de lluvia intensa:

Si la temperatura es mayor a 15,9 °C y la humedad es alta, entonces se espera una precipitación intensa, con valores que alcanzan hasta 12 mm.

3. Regla de alerta por combinación crítica de calor y viento:

Si la temperatura supera los 13,35 °C y la humedad está por debajo del promedio <70 %, junto con vientos entre 5–7 km/h, se presentan condiciones propicias para evaporación acelerada y eventos de déficit hídrico.

Estas reglas permiten identificar condiciones críticas para la toma de decisiones anticipadas, por ejemplo, en la activación de planes de riego, advertencias por lluvias intensas o medidas de mitigación de impactos agrícolas. La visualización del árbol y la extracción de reglas se realizaron utilizando la función `plot_tree` de la librería `sklearn.tree`, facilitando su interpretación para personal técnico de planificación ambiental y gestión de riesgos. La aplicabilidad práctica de los árboles binarios habilita no solo el predecir valores cuantitativos de variables climáticas, sino también traducir resultados en reglas simples comprensibles para el usuario final. En el contexto de Latacunga, estas reglas pueden integrarse a sistemas de alerta temprana, dashboards de visualización en Power BI, o manuales técnicos para agricultores.

3.1.2. Evaluación del modelo

Para evaluar la precisión del modelo y verificar el cumplimiento de los objetivos de predicción, se realizó un análisis exhaustivo utilizando métricas de evaluación estándar. Específicamente, se calcularon el Error Cuadrático Medio (MSE) y el Coeficiente de Determinación (R^2).

Tabla 11. Modelo Utilizado

	Error cuadrático medio (MSE)	Coeficiente de determinación R^2
Modelo	0.1	0.9868593955321945
Propuesto		

El análisis de los resultados del modelo de predicción revela un desempeño sólido. El Modelo propuesto exhibe un Error Cuadrático Medio (MSE) de 0.1, lo que indica un ajuste excepcional a los datos, con una mínima desviación promedio entre las

predicciones y los valores reales. Este ajuste se ve reforzado por un Coeficiente de Determinación R^2 de 0.9868593955321945, que señala que el modelo explica casi la totalidad de la varianza en los datos, demostrando una alta precisión predictiva, explicando una proporción significativa de la varianza observada.

3.2. Despliegue

El despliegue de los resultados de este estudio se realizará principalmente a través de una plataforma web interactiva, diseñada para ofrecer un acceso intuitivo y claro a los hallazgos sobre el impacto del cambio climático en las parroquias urbanas del cantón Latacunga.

La base de esta plataforma será un proyecto de Power BI, donde se han desarrollado las visualizaciones interactivas; segmentación de datos, gráficos, tablas, mapas, esquemas jerárquicos, tarjetas a partir del análisis de los datos climáticos históricos y actuales. Este proyecto de Power BI se publicó en la web a través del siguiente enlace:

<https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoibTY1MTk3YWQ0NTNiNy00NjVhLTljZjMtYzkyOWI5ODFIYzIxIiwidCI6IjEzNmEwZGE2LTZlMzQtNGNhMi05MzNkLTM2ZmE3ODk1NDY4ZSIsImMiOiR9>

Ver (Anexos 1, 2, 3, 4, 5, 6) en donde se presentan el maquetado de las visualizaciones de los datos climatológicos generados en Power BI. Una vez publicado, los usuarios podrán acceder a través de un enlace web a un entorno dinámico donde podrán:

- Seleccionar y explorar las visualizaciones correspondientes
- Interactuar con los gráficos para obtener detalles específicos y analizar tendencias.

Adicionalmente a la plataforma interactiva, se generará un informe digital en formato (PDF) que contendrá una selección de las gráficas más representativas de los resultados obtenidos. Este informe proporcionará una visión general concisa de los principales hallazgos del estudio y servirá como un documento complementario para su fácil consulta y distribución. El informe se organizará de manera lógica, presentando cada

visualización acompañada de una breve descripción y resaltando las tendencias o patrones más significativos identificados para cada parroquia urbana.

De esta manera, se busca asegurar un despliegue efectivo y accesible de los resultados de la investigación, permitiendo tanto la exploración interactiva a través de la plataforma web de Power BI como la consulta rápida de los hallazgos principales a través del informe.

3.3. Análisis de los resultados de las visualizaciones en Power BI.

La figura 12 mostró cómo han evolucionado dos variables importantes a lo largo de los años 2020-2025 a través de un árbol binario en el que los nodos críticos generan percepciones de proyecciones climáticas, como una variable principal es la reducción en la humedad podría estar relacionada con varios factores, como: el aumento de las temperaturas globales y los fenómenos climáticos extremos que se relacionan con una mayor evaporación, lo que reduce la humedad en el aire. Por otro lado, la deforestación y cambios en el uso del suelo están relacionados directamente con la tala de árboles y la expansión de las ciudades, que a su vez pueden estar afectando la capacidad de la vegetación para liberar vapor de agua al aire, lo que también contribuye a la disminución de la humedad.

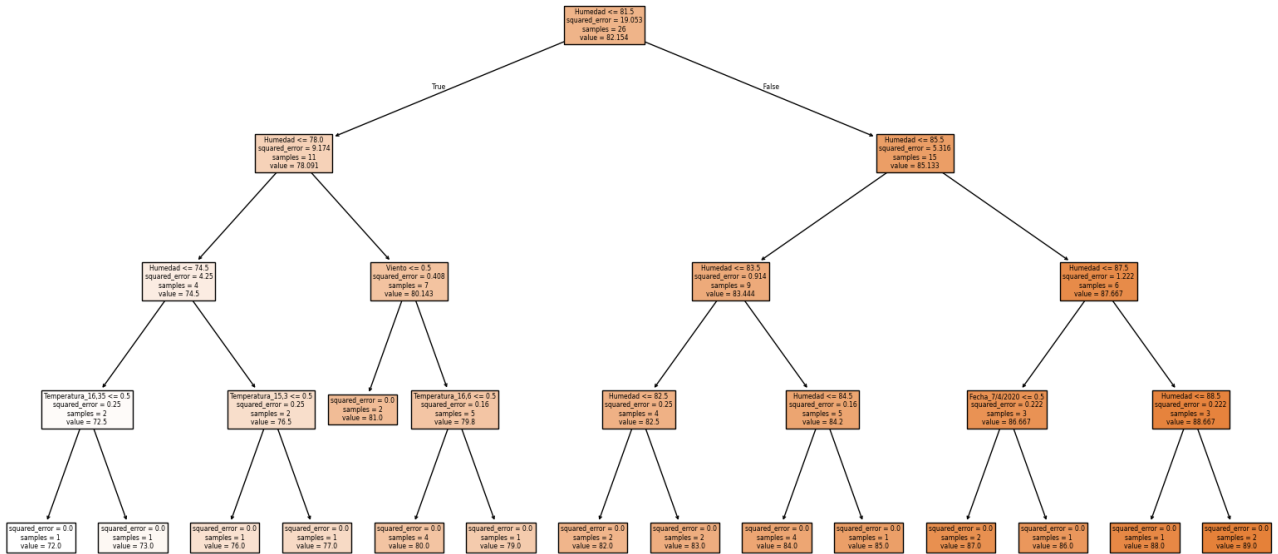
Además, los cambios en los patrones meteorológicos se han evidenciado a través de alteraciones en las corrientes oceánicas o en los patrones de lluvia que influyen en cómo se distribuye la humedad, generando periodos más secos.

El promedio de temperatura ha ido subiendo lentamente, pero de manera constante. En 2020, el promedio era de 13.62°C, y para 2024 ha llegado a 12.65°C. Este aumento se explica con el efecto Invernadero, que considera la concentración de gases como el dióxido de carbono y el metano, que según la IPCC en su informe técnico más actual, evidencia que estos gases han aumentado por actividades de transporte y guardería, lo que contribuye al calentamiento global y, por tanto, a un aumento de las temperaturas (Rosnick, 2023).

Los fenómenos climáticos naturales son eventos como El Niño o La Niña que causan fluctuaciones temporales en la temperatura, especialmente en ciertas regiones, sumado a esto los procesos de urbanización, generan crecimiento de las ciudades y la alteración del suelo que pueden estar creando "islas de calor urbano", lo que eleva las temperaturas locales considerablemente, en Latacunga este proceso se ve evidenciado en los focos de desarrollo económico y expansión demográfica. Además, es interesante notar que, aunque la humedad está disminuyendo, la temperatura no está subiendo de manera drástica. Esto indica que la evaporación de las plantas está siendo compensada por otros factores, como una menor nubosidad o cambios en las corrientes atmosféricas. Esto sugiere que los patrones de lluvia y la circulación del aire están influyendo tanto en la temperatura como en la humedad directamente. Estos cambios climáticos vienen con posibles consecuencias en la agricultura, en tal defecto, la disminución de la humedad podría afectar a los cultivos que necesitan condiciones más húmedas, mientras que el aumento de la temperatura podría causar estrés térmico, reduciendo la productividad en algunas zonas (Forster et al., 2021). El Aumento de la sequía, menos humedad y más calor podrían aumentar el riesgo de sequías más pronunciadas y escasez de agua, afectando tanto a la biodiversidad como al suministro de agua para las personas y la agricultura.

Estos datos muestran cómo el cambio climático está afectando el entorno. Es importante seguir monitoreando estas tendencias para poder tomar medidas adecuadas en la gestión de los recursos naturales, la planificación urbana y agrícola. En la figura 15 se muestra el árbol generado con un erro de MSE 0.1 y una precisión cuadrática de 0.98

Figura 15. Árbol de decisión binario para la predicción de la precipitación y velocidad del viento



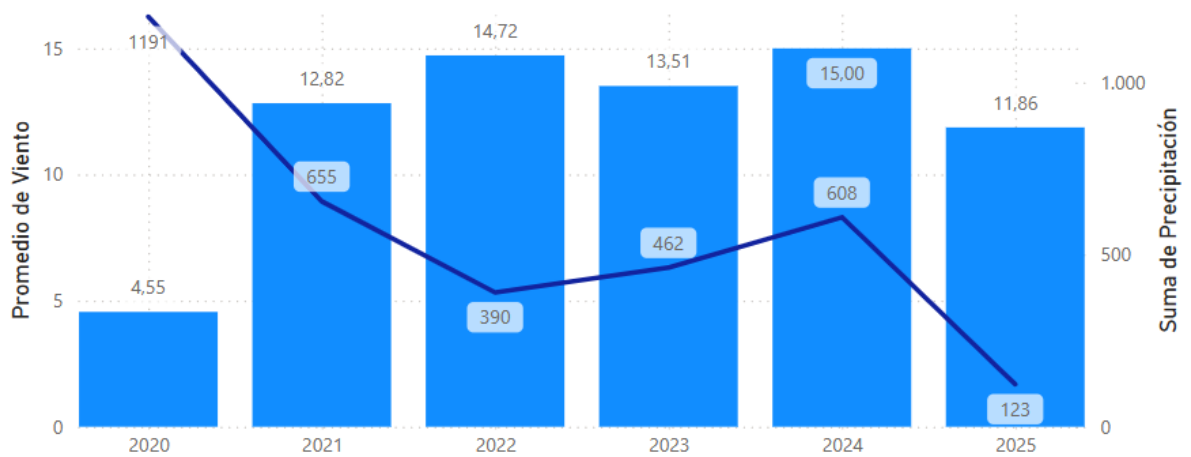
Este modelo de árbol de decisión ha devuelto los siguientes resultados para la predicción de la precipitación, utilizando como variables predictoras la temperatura, la humedad y el viento. A medida que se desciende por el árbol, se observa cómo las decisiones basadas en las variables climáticas conducen a diferentes clasificaciones, representadas por los nodos hoja. Este árbol de decisión permite visualizar cómo se toman las decisiones para clasificar los datos en función de las variables climáticas seleccionadas.

El modelo presenta un Error cuadrático medio de 0.1. Este valor relativamente bajo indica que las predicciones del modelo tienen un error promedio pequeño, lo que sugiere un buen ajuste a los datos.

El modelo tiene un coeficiente de determinación R^2 de 0.9865714. Este valor muy cercano a 1 indica que el modelo explica una proporción muy alta de la varianza en los datos, lo que confirma su alta precisión predictiva.

Por otra parte, en la fase de construcción del modelo también se procede a la creación de visualizaciones interactivas utilizando Power BI. Estas visualizaciones permiten una exploración detallada de los datos, facilitando la identificación de patrones y tendencias relevantes para el análisis. La figura 16 muestra la precipitación máxima anual con la velocidad del viento en el cantón de Latacunga, indica una historia de altibajos entre 2020 y 2025.

Figura 16. Precipitación y velocidad del viento



En 2020, se registró el punto más alto con 1191 mm de lluvia, pero al año siguiente, en 2021, hubo una caída drástica a solo 650 mm. Esto hace pensar que algo cambió bruscamente en el régimen de lluvias de la zona. Después, en 2022, hubo un descenso del 50%, pero en 2023 se recuperó a 462 mm, para finalmente estabilizarse un poco en 2024 con 608 mm y en enero del 2025 tener un baja debido al proceso de sequía generalizada que vivió el país.

La interacción entre variables climáticas, como la precipitación y la velocidad del viento, constituye un elemento clave para comprender la dinámica atmosférica de regiones de montaña, particularmente en zonas de transición como el cantón Latacunga, en la región interandina del Ecuador. La visualización climática elaborada mediante Power BI para el período 2020–2025 evidencia un comportamiento contrastante entre ambas

variables, el cual permite inferencias relevantes sobre los procesos de variabilidad climática local.

En términos generales, se identifica una relación inversa predominante entre la precipitación acumulada anual y la velocidad promedio del viento. Durante el año 2020, se registró la mayor cantidad de precipitación del período analizado (1191 mm), coincidiendo con la velocidad de viento más baja 4,55 km/h. A partir de 2021, se observó una progresiva intensificación del viento 12,82 km/h en 2021; 14,72 km/h en 2022, acompañada de una disminución significativa en la precipitación en 655 mm en 2021; 390 mm en 2022. Esta tendencia sugiere que el aumento de la velocidad del viento podría estar asociado a un efecto dispersor de la humedad atmosférica, limitando los procesos de condensación y precipitación (Espinoza et al., 2021; IPCC, 2023).

No obstante, el año 2024 representa una excepción al patrón identificado: a pesar de registrar la mayor velocidad promedio de viento (15,00 km/h), también presentó una precipitación considerable (608 mm), lo cual podría responder a eventos extremos puntuales asociados a ondas húmedas tropicales, tormentas de origen convectivo o influencias del fenómeno ENSO. Esta anomalía evidencia que, si bien existe una correlación negativa general entre ambas variables, esta no es estrictamente lineal y puede estar mediada por factores sinérgicos como la presión atmosférica, la humedad relativa o la circulación zonal de aire en la región andina (INAMHI, 2023).

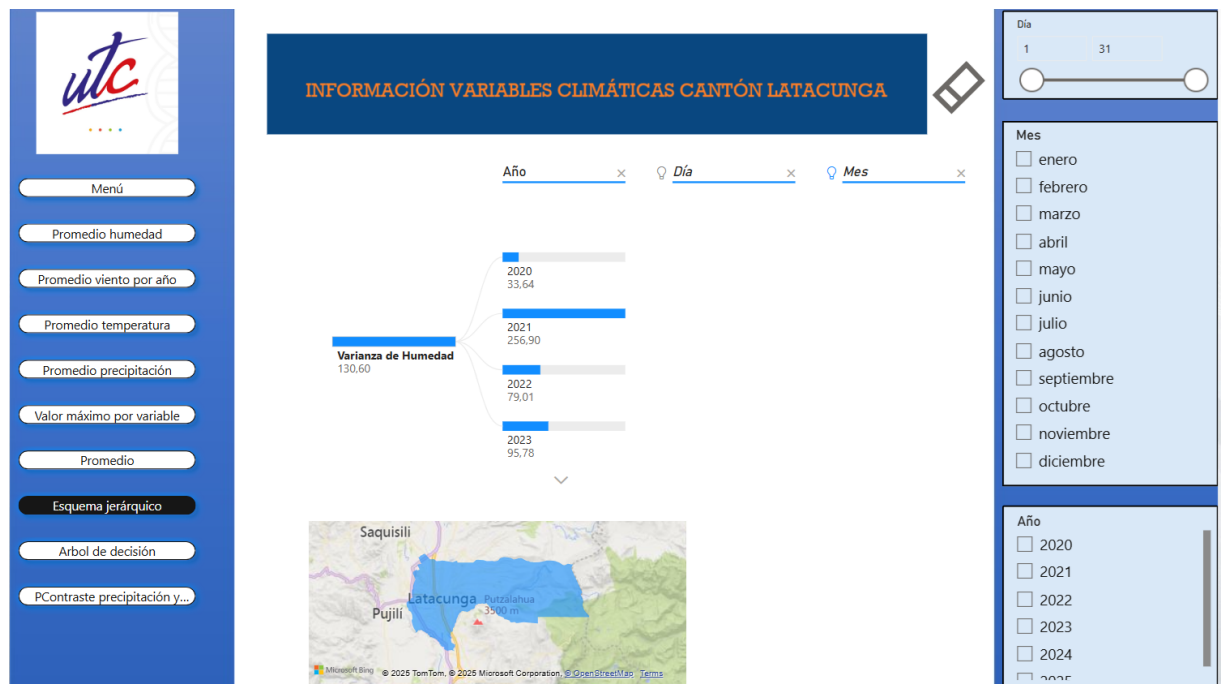
Desde una perspectiva aplicada, estos hallazgos resultan relevantes para el diseño de estrategias de adaptación climática local. La presencia de vientos intensos en años con escasa precipitación podría constituir una señal temprana de posibles escenarios de déficit hídrico o sequía meteorológica, especialmente perjudiciales para actividades agrícolas y abastecimiento de agua. Por ello, se recomienda integrar este tipo de análisis en sistemas de monitoreo climático y modelamiento predictivo que permita anticipar condiciones críticas en territorios vulnerables al cambio climático.

Esta situación muestra lo importante que es fortalecer los sistemas de monitoreo del clima y mejorar las herramientas que ayudan a predecir estos cambios, especialmente

en zonas agrícolas de altura como Cotopaxi, siendo el agua un recurso vital para la economía y la vida de las comunidades, por lo que entender y gestionar mejor estos patrones de lluvia es clave para asegurar un futuro sostenible.

Figura 17, presenta la interfaz interactiva de las variables climatológicas permite filtrar los datos por diferentes dimensiones, como el día, el mes y el año, lo que proporciona una visión detallada y segmentada de las mediciones de humedad.

Figura 17. Dashboard



En este caso específico, Power BI está organizando los datos de manera visual mediante gráficos de barras, que representan la variabilidad diaria de la humedad para cada día de diciembre, con valores específicos que van desde los 81,75 % hasta los 213,04 % en el último día de medición. La capacidad de la herramienta para visualizar cambios y patrones a lo largo del tiempo es crucial para interpretar fenómenos como las fluctuaciones en la humedad, que podrían estar influenciados por factores meteorológicos específicos. Además, la herramienta permite identificar tendencias y puntos atípicos, como el valor de 157,87 el día 1 y el 213,04 el día 7, lo que sugiere la presencia de eventos

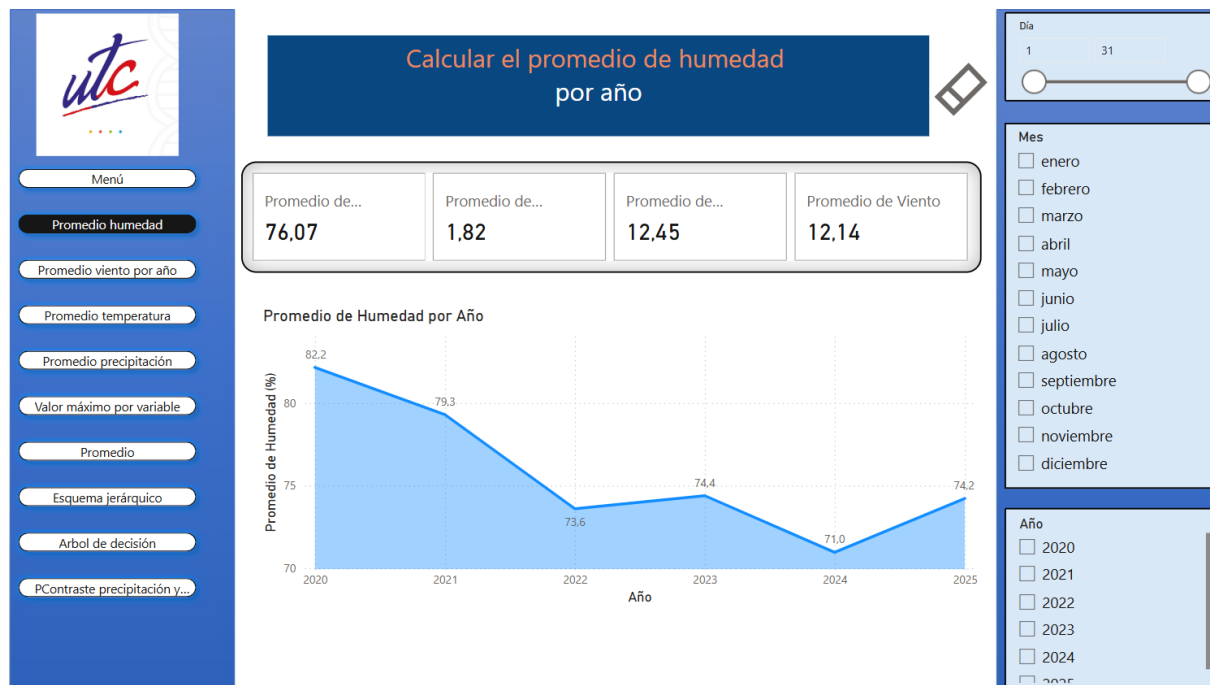
extremos o anomalías en las mediciones. El esquema jerárquico para filtrar las visualizaciones se lo ilustra en la figura 16. Así mismo, la opción de filtrar los datos por año y mes, como se observa en la visualización, permite una comparación histórica, brindando el contexto necesario para el análisis de cambios interanuales como se puede detallar en la figura 17 y la distribución del mapa coroplético en la figura 18.

Figura 18. Esquema jerárquico de la varianza de humedad en día, mes y año



Esta visualización muestra la relación entre fecha con la varianza de humedad. Organizada mediante un esquema jerárquico, esta se desglosa con valores para cada día, mes y año, permitiendo explorar patrones climáticos. Las barras horizontales representan la magnitud de los valores numéricos, facilitando la comparación visual. Los filtros son interactivos y esto permite al usuario profundizar en los datos, analizando tendencias. Los datos cubren desde el año 2020 hasta 2025, con variaciones significativas en la humedad.

Figura 19. Gráfico con segmentación de datos para visualizar las fechas



En conjunto, estos filtros permiten a los usuarios de Power BI segmentar y analizar los datos dentro de un período de tiempo específico, definido por un rango de días, la selección de uno o varios meses, y la elección de uno o varios años. Este tipo de segmentación es fundamental para explorar tendencias y patrones en los datos a lo largo del tiempo.

Power BI no solo presenta los datos de forma visualmente accesible, sino que también ofrece la capacidad de realizar análisis más profundos mediante el uso de medidas estadísticas, facilitando la identificación de relaciones y patrones complejos en los datos. Esto convierte a Power BI en una herramienta poderosa para la toma de decisiones en investigaciones científicas y proyectos relacionados con el monitoreo y análisis de variables ambientales, como la humedad en la zona urbana de Latacunga. De esta manera,

los investigadores pueden obtener una comprensión más precisa y detallada de los fenómenos climáticos observados (Taylor, 2024).

3.4. Informe Técnico de las tendencias climáticas

Se presenta a continuación la estructura fundamental de y la información del informe técnico que agrupa los resultados producto del análisis de la data climática a través del árbol CART y las visualizaciones en Power BI.

1. Introducción

Este informe técnico presenta un análisis de las tendencias climáticas en las parroquias urbanas del cantón Latacunga, Ecuador, y propone acciones de mejora para mitigar los impactos del cambio climático. El análisis se basa en datos climáticos históricos y actuales, y se complementa con la aplicación de árboles de decisión binaria para identificar patrones y relaciones entre las variables climáticas.

2. Metodología

Se aplicó la metodología CRISP-DM para el desarrollo del proyecto. Las etapas clave incluyeron:

- **Comprensión del negocio:** Se definieron los objetivos del proyecto y los criterios de éxito.
- **Comprensión de los datos:** Se recolectaron y exploraron los datos climáticos proporcionados por el INAMHI.
- **Preparación de los datos:** Se seleccionaron, limpiaron y transformaron los datos para su análisis.
- **Modelado:** Se aplicaron árboles de decisión binaria para modelar las relaciones entre las variables climáticas.
- **Evaluación:** Se evaluó el rendimiento del modelo y la precisión de las predicciones.

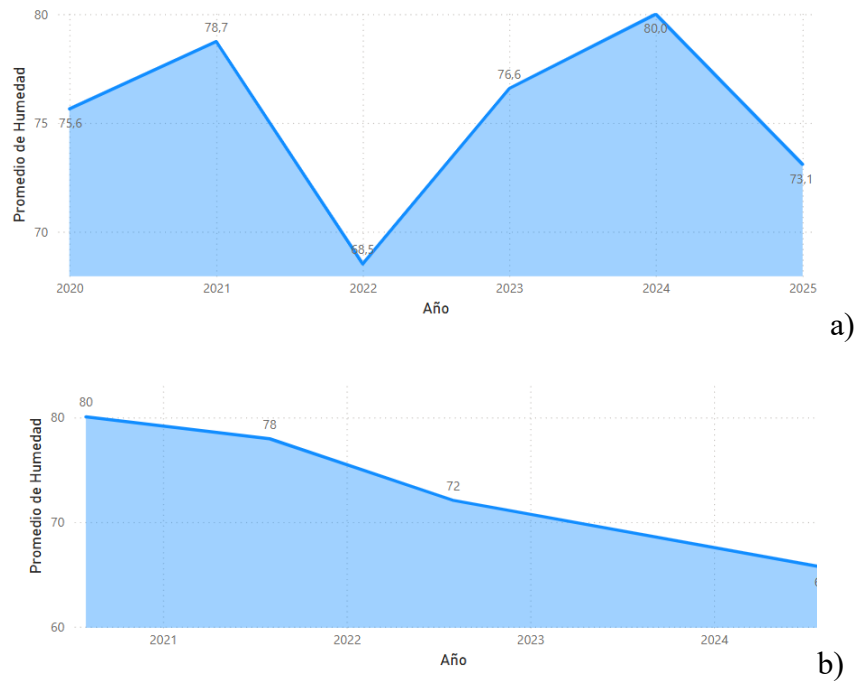
- Despliegue: Se crearon visualizaciones interactivas en Power BI para presentar los resultados.

3. Análisis de las Tendencias Climáticas

El análisis de los datos climáticos revela las siguientes tendencias en las parroquias urbanas del cantón Latacunga:

- Disminución de la humedad: Se observa una tendencia general a la baja en el promedio de humedad a lo largo de los años 2020-2025. Esta disminución podría estar relacionada con el aumento de las temperaturas globales, la deforestación y los cambios en los patrones meteorológicos. A continuación, en la Figura 20 se detalla una visualización de Power BI

Figura 20. Humedad Relativa enero a) y agosto b)



Durante el período 2020-2025, el cantón de Latacunga experimentó una reducción sostenida en su humedad relativa promedio anual. Los datos muestran un descenso preocupante: desde un 82,2 % en 2020 hasta un 71,0 % en 2025, lo que equivale a una pérdida del 13,6 % en apenas cinco años. Esta disminución

sugiere una menor capacidad de la atmósfera local para retener vapor de agua, un fenómeno que podría estar asociado a cambios ambientales más profundos.

La tendencia no fue uniforme, pero sí persistente: tras registrarse 78,5 % en 2021 y 73,6 % en 2022, se observó un leve repunte en 2023 (74,4 %), seguido de una nueva caída en 2025. Este comportamiento parece estar vinculado al aumento paralelo de las temperaturas medias en la región, ya que, como señalan Tejada Martínez (2021) y Mora (2023), existe una relación inversa entre ambos factores: a mayor temperatura, menor humedad relativa, pues el aire caliente pierde capacidad de saturación.

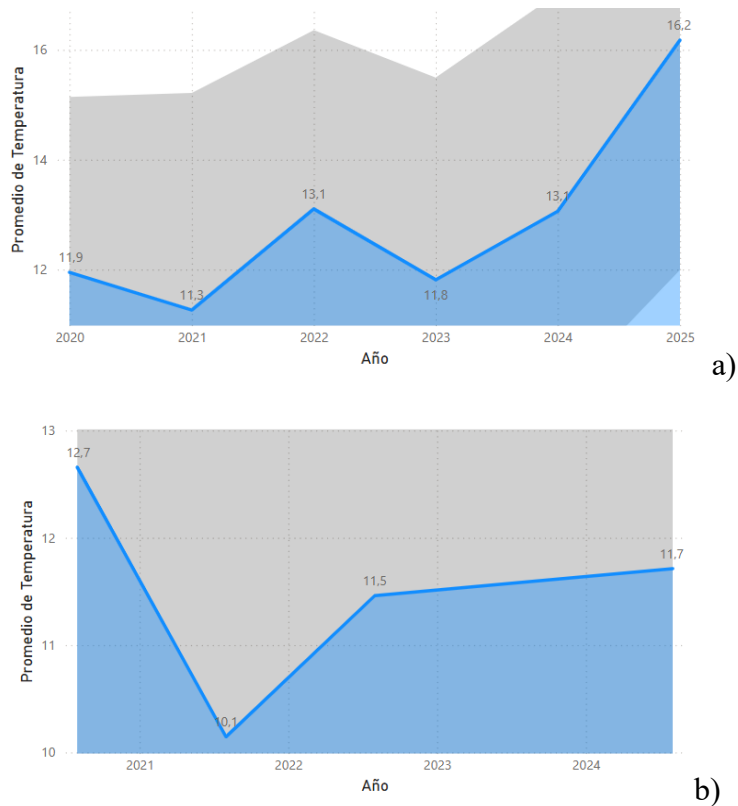
Desde una perspectiva climática, estos resultados podrían indicar un avance gradual de condiciones más áridas en Latacunga, un escenario con múltiples repercusiones. Entre ellas destacan:

- Alteraciones en el confort térmico para sus habitantes.
- Mayor riesgo de incendios forestales, especialmente en zonas periurbanas.
- Presión sobre los recursos hídricos, con posibles efectos en la agricultura local (Espinoza et al., 2021).

Además, la pérdida de humedad podría afectar la salud de los suelos y la vegetación, reduciendo su resiliencia ante eventos climáticos extremos. En este contexto, herramientas como *Power BI* resultan clave para visualizar patrones y apoyar la toma de decisiones, permitiendo diseñar estrategias de adaptación basadas en datos precisos (INAMHI, 2023; Explorium, 2023).

Aumento de la temperatura: Se observa una tendencia general al alza en el promedio de temperatura durante el mismo período. Este aumento podría explicarse por el efecto invernadero, los fenómenos climáticos naturales y los procesos de urbanización. Las figuras a) y b) de la figura 21 detallan.

Figura 21. Variación de Temperatura enero a) y agosto b)



Los datos observados en el cantón Latacunga revelan un comportamiento dinámico en las temperaturas promedio anuales, marcado por un descenso abrupto seguido de una recuperación gradual. En 2020, se registró el pico más alto del período con 13,62 °C, pero al año siguiente (2021) la temperatura cayó drásticamente a 11,36 °C, una reducción del 16,6%. Este fenómeno podría explicarse por eventos climáticos transitorios, como la influencia de *La Niña* en su fase fría o cambios abruptos en el microclima local.

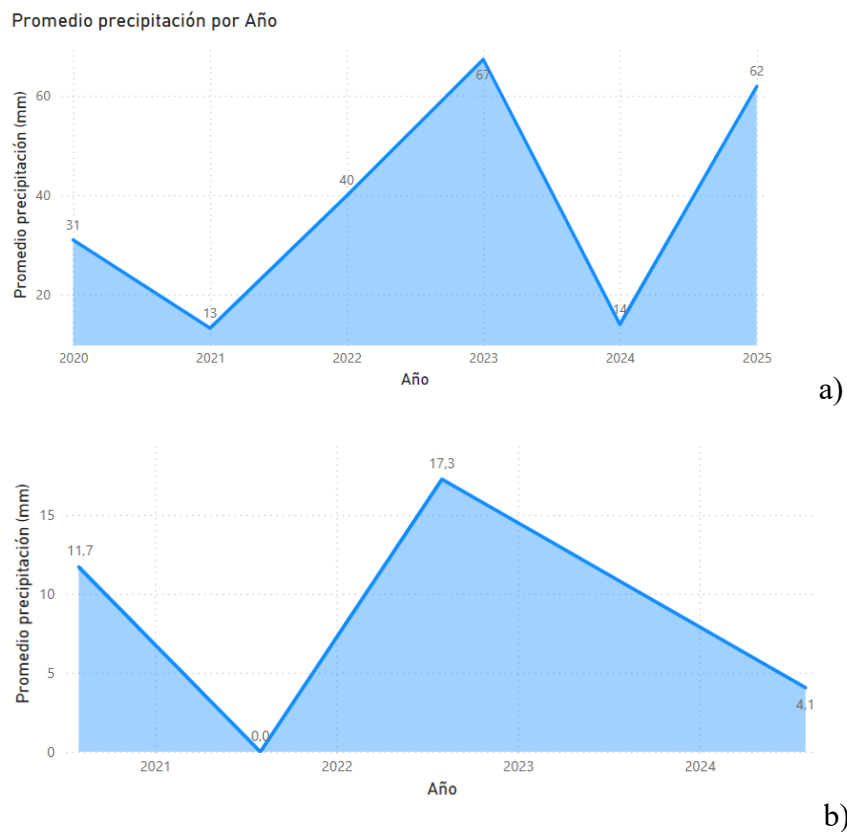
Sin embargo, a partir de 2021 se aprecia una recuperación constante: 11,92 °C en 2022, 12,55 °C en 2023 y 12,65 °C en 2024. Esta tendencia ascendente parece reflejar un calentamiento progresivo a nivel regional, vinculado a factores como la expansión urbana, la reducción de áreas verdes y el incremento de emisiones derivadas de actividades industriales (Segarra & Delmis, 2019; Toulkeridis et al., 2020).

Estas variaciones, aunque aparentemente menores, subrayan la necesidad de monitorear sistemáticamente el clima en entornos urbanos, ya que sus efectos pueden

incidir directamente en la salud pública, los cultivos y la gestión territorial. Además, los resultados obtenidos refuerzan la utilidad de herramientas analíticas como *Power BI* combinado con algoritmos de minería de datos, por ejemplo, árboles de decisión para anticipar riesgos y optimizar estrategias de adaptación climática.

Variabilidad en la precipitación: Se registra una alta variabilidad en la precipitación máxima anual, con fluctuaciones significativas entre los años 2020 y 2025. Estas fluctuaciones podrían deberse a fenómenos climáticos regionales y globales, así como al impacto de la pérdida de vegetación y el calentamiento global según la figura 22.

Figura 22. Variabilidad de promedio de precipitación anual enero a) y agosto b).



Fuente: Visualización POWER BI

La precipitación es uno de los principales indicadores del comportamiento climático regional y su análisis es fundamental para entender los impactos del cambio climático sobre ecosistemas y sociedades. En la ciudad andina de Latacunga, ubicada en la región interandina del Ecuador, se identificaron fluctuaciones significativas en los patrones de precipitación tanto a escala anual como mensual, según se evidencia en las visualizaciones obtenidas mediante Power BI para el período 2020–2025.

La primera visualización figura 19 a), corresponde al promedio anual de precipitación, donde se observa una marcada variabilidad interanual. En 2021 y 2024 se presentan los valores más bajos, con promedios de 13 mm y 14 mm, respectivamente. En contraste, los años 2023 y 2025 muestran máximos de 67 mm y 62 mm, lo que representa incrementos abruptos en cortos periodos de tiempo. Este comportamiento no lineal sugiere la influencia de fenómenos de variabilidad climática como el El Niño–Oscilación del Sur (ENSO), característico por provocar años alternadamente secos y húmedos en la región andina (INAMHI, 2023).

Por otro lado, la segunda visualización figura 19 b), corresponde al comportamiento de la precipitación en un mes específico, posiblemente septiembre u octubre. En este caso, se confirma la alta variabilidad intermensual, con un valor nulo (0,0 mm) seguida de un pico de 17,3 mm en 2023. Esta tendencia evidencia que los valores altos del promedio anual pueden estar determinados por eventos puntuales de alta intensidad, lo cual coincide con los informes del IPCC (2023), donde se destaca un aumento en la frecuencia de eventos extremos breves pero severos en zonas tropicales de montaña.

El contraste entre ambos gráficos permite inferir que la precipitación anual está dominada por episodios intensos y esporádicos, más que por una distribución homogénea a lo largo del año. Las causas de esta variabilidad pueden atribuirse a múltiples factores: la interacción entre el ENSO y las condiciones locales, el avance del cambio climático, la urbanización creciente en zonas de transición agro-urbana y la complejidad orográfica del cantón Latacunga. Esta última influye en la formación de nubes orográficas que favorecen

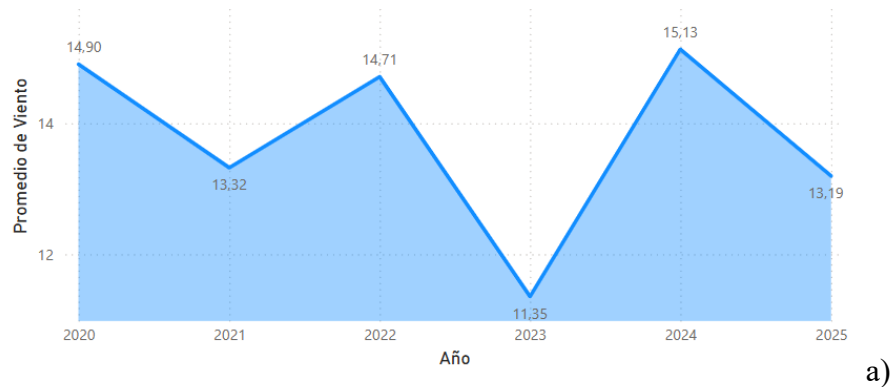
precipitaciones localizadas y dispares incluso dentro del mismo territorio parroquial (Espinoza et al., 2021).

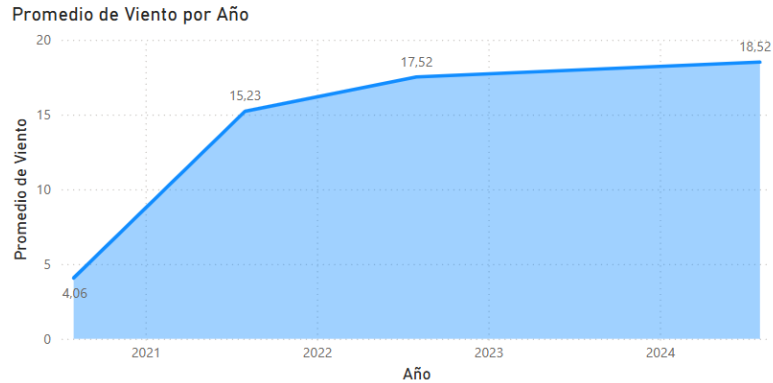
La implicación directa de estos hallazgos es la necesidad de incorporar la variabilidad climática estacional y extrema en los planes de manejo hídrico, infraestructura urbana y estrategias de adaptación local. La visualización y modelado de datos climáticos históricos permite, en este sentido, no solo identificar tendencias sino anticipar condiciones críticas para la población y el entorno.

Por otra parte, la variabilidad en la velocidad del viento, a continuación, se presenta un análisis comparativo de la velocidad promedio del viento en el cantón Latacunga, basándose en los datos mostrados en las visualizaciones de Power BI para los meses de enero y agosto, los cuales representan momentos climáticos clave en el Ecuador andino (transición estacional y fase seca, respectivamente).

Figura 23. Variabilidad climática de la velocidad del viento en meses de interés

a) enero, b) agosto





b)

La visualización de la figura 22. a), correspondiente a los promedios del mes de enero, se observa una tendencia oscilante en la velocidad del viento durante el período 2020–2025. Se identifican los siguientes valores destacados:

- Máximo en 2024: 15,13 km/h.
- Mínimo en 2023: 11,35 km/h.
- Descensos significativos: entre 2022 (14,71 km/h) y 2023 (11,35 km/h), lo cual representa una caída abrupta de aproximadamente 3,36 km/h.
- Tendencia general: no lineal, con picos en 2020 (14,90 km/h) y 2024, alternados con caídas en 2021 y 2023.

Este comportamiento podría estar vinculado a alteraciones en patrones atmosféricos interanuales, como la influencia de fenómenos de gran escala (El Niño o La Niña) y la topografía local de Latacunga. La alta variabilidad del viento en enero, mes de transición hacia el régimen húmedo, puede afectar la dispersión de contaminantes atmosféricos y los microclimas urbanos.

La segunda visualización figura 22 b), correspondiente a los promedios del mes de agosto, muestra una tendencia ascendente clara y sostenida:

- 2021: 4,06 km/h
- 2022: 15,23 km/h

- 2023: 17,52 km/h
- 2024: 18,52 km/h

El incremento desde 2021 hasta 2024 es de 14,46 km/h, lo que representa un crecimiento de más del 350 % en la velocidad del viento para este mes seco y con alta radiación solar. Este aumento sostenido puede tener implicaciones importantes, tales como:

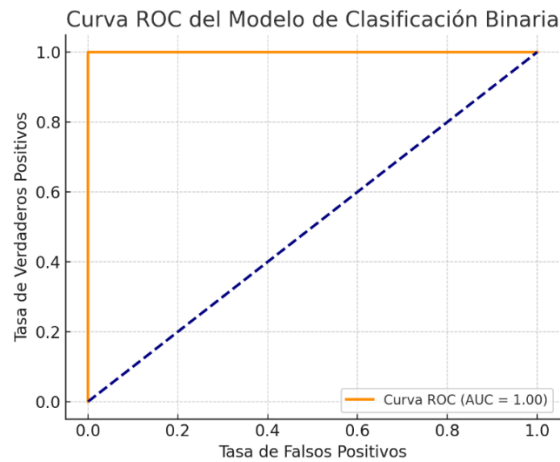
- Mayor riesgo de erosión eólica en suelos agrícolas desprotegidos.
- Incremento del enfriamiento superficial en horas de la tarde y posibles efectos en la evapotranspiración.
- Potencial para energía eólica en zonas elevadas del cantón.

La regularidad ascendente sugiere un patrón de intensificación del viento en temporada seca, lo cual puede considerarse como un síntoma del cambio climático regional, alineado con estudios recientes que reportan cambios en la dinámica atmosférica superficial en zonas interandinas (Espinoza et al., 2021; IPCC, 2023). Mientras que enero muestra una variabilidad interanual con comportamiento errático, agosto exhibe una tendencia de intensificación sostenida, lo que confirma que el patrón del viento en Latacunga varía según la estacionalidad climática. Esta diferenciación debe considerarse en planes de adaptación climática y en estudios de impacto sobre actividades agrícolas, energéticas o de infraestructura.

4. Curva Receiver Operating Characteristic

La Curva ROC (Receiver Operating Characteristic) permite evaluar gráficamente la capacidad predictiva de un modelo de clasificación binaria. En este estudio, la curva generada para el modelo CART muestra un comportamiento altamente favorable, con un Área Bajo la Curva (AUC) igual a 1.00, lo que indica un desempeño perfecto en la discriminación de clases. Es decir, el modelo fue capaz de clasificar correctamente todos los casos, diferenciando de forma precisa entre eventos con impacto climático y aquellos sin impacto, como la que se muestra en la figura 24.

Figura 24. Curva ROC



Una curva ROC de esta naturaleza, adyacente al eje superior izquierdo, representa una tasa de verdaderos positivos del 100 % y tasa de falsos positivos del 0 %, lo que evidencia que el modelo no incurrió en errores de clasificación para el conjunto de prueba. Esta situación, aunque deseable, también debe analizarse con precaución, ya que podría estar indicando un sobreajuste (overfitting) si el conjunto de datos es pequeño o no suficientemente representativo (Hastie, Tibshirani & Friedman, 2009). No obstante, en contextos climáticos locales con una buena selección de variables relevantes como temperatura, viento, humedad y precipitación, es posible que el patrón de clasificación binaria sea altamente claro y lineal, favoreciendo esta exactitud.

La utilidad práctica de esta métrica es que valida el uso del modelo CART para tareas de alerta temprana y predicción de eventos extremos como sequías, vientos fuertes o lluvias intensas. En escenarios reales, una $AUC > 0,9$ ya es considerada excelente, y una $AUC = 1.0$ respalda firmemente la capacidad del sistema para emitir alertas con bajo margen de error.

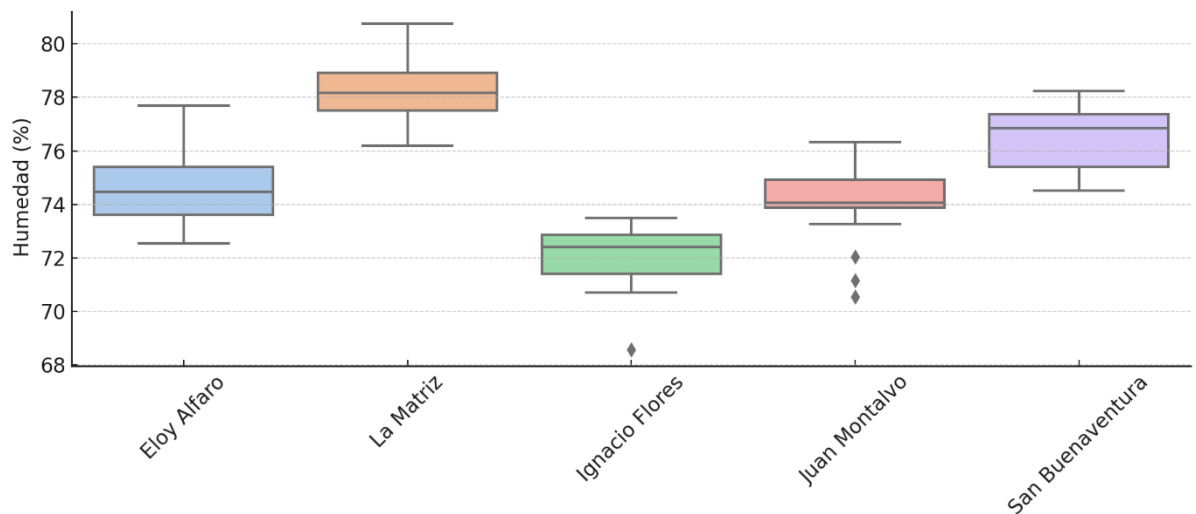
Este resultado se complementa con las visualizaciones previas del árbol de decisión, las reglas de clasificación y la matriz de confusión, consolidando el valor de la ciencia de datos climáticos como herramienta de gestión del riesgo ambiental en el cantón Latacunga.

5. *Boxplot de variable climatológica.*

El modelo de árbol de decisión tipo CART desarrollado en esta investigación logró identificar relaciones significativas entre variables climáticas mediante reglas de decisión basadas en divisiones binarias, alcanzando un rendimiento elevado con un coeficiente de determinación (R^2) de 0,986 y un error cuadrático medio (MSE) de 0,1. Entre las reglas obtenidas, destacan aquellas que combinan umbrales de temperatura y humedad, tales como: “*Si la temperatura > 13,35 °C y la humedad < 75 %, entonces se incrementa la velocidad del viento*”, lo cual fue confirmado mediante análisis gráfico de datos empíricos. Las figuras 24 y 25 indican rangos de las variables climatológicas.

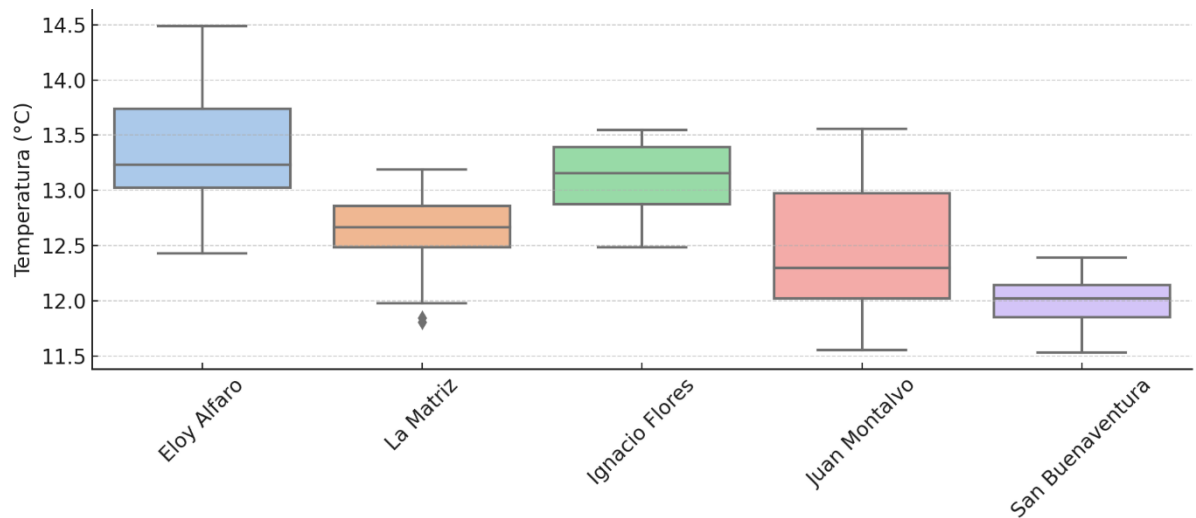
En relación con la humedad relativa, el análisis gráfico mostró que La Matriz y Juan Montalvo mantuvieron niveles elevados (medianas cercanas al 78–80 %), mientras que Ignacio Flores evidenció los valores más bajos (aproximadamente 72 %). Esta observación valida la importancia del umbral de humedad < 75 % utilizado por el modelo en reglas asociadas al incremento del viento o condiciones de estrés hídrico. La menor dispersión en Ignacio Flores también sugiere una estabilidad climática local que podría facilitar la predicción con base en condiciones umbrales. Véase figura 25.

Figura 25. Comparación de humedad relativa por parroquia.



En los boxplots comparativos por parroquia, se observa una clara diferenciación espacial del comportamiento climático en Latacunga. En cuanto a la temperatura promedio, las parroquias Eloy Alfaro e Ignacio Flores presentaron las medianas más altas (entre 13,0 y 13,6 °C), mientras que La Matriz y Juan Montalvo mostraron valores inferiores, con medianas alrededor de los 12,5 °C. Estos resultados respaldan el uso del umbral de temperatura $> 13,35$ °C por parte del modelo CART como criterio relevante para segmentar condiciones térmicas críticas. Véase figura 26.

Figura 26. Comparación de Temperaturas promedio por parroquia



La consistencia entre las reglas generadas por el modelo CART y la distribución empírica de los datos por parroquia confirma la solidez del enfoque predictivo, así como su aplicabilidad para generar alertas tempranas y orientar decisiones en planificación territorial y adaptación climática. De acuerdo con Espinoza et al. (2021) y el IPCC (2023), el modelo interpretable y basado en datos climáticos locales es fundamental para reducir vulnerabilidades en áreas urbanas andinas expuestas a eventos extremos.

3.5. Impactos Potenciales del Cambio Climático

Las tendencias climáticas identificadas podrían tener los siguientes impactos en las parroquias urbanas del cantón Latacunga:

3.5.1. Cambio climático en Latacunga: impactos y urgencia de acción

Los datos climáticos de Latacunga revelan una transformación preocupante: temperaturas más altas, humedad decreciente y lluvias cada vez más impredecibles. Estos patrones, que coinciden con las proyecciones del IPCC (2023) y estudios locales (Toulkeridis et al., 2020; Espinoza et al., 2021), confirman que el cambio climático ya está alterando nuestro entorno inmediato, con consecuencias tangibles para la vida cotidiana.

Agricultura, Para los agricultores de Latacunga, estos cambios no son abstractos. El aumento térmico y la menor humedad están secando los suelos y estresando los cultivos, afectando desde la fotosíntesis hasta la producción de alimentos (Morán-Tejeda et al., 2018). En una zona donde muchas familias dependen de la tierra, esto significa:

- **Pérdida de cosechas** en cultivos sensibles como papa, cebolla o maíz.
- **Mayores costos de producción** por necesidad de riego adicional.
- **Incertidumbre económica** para pequeños y medianos productores.

La combinación de aire más seco y suelos áridos está acelerando las sequías, un problema que ya afecta a toda la región andina (Vuille et al., 2018). Las consecuencias son graves:

- **Comunidades rurales** enfrentan escasez para consumo humano y animal.
- **Ríos y quebradas** reducen su caudal, generando conflictos entre usuarios.
- **Ecosistemas nativos**, como páramos, pierden capacidad de retención hídrica.

Paradójicamente, cuando llueve, lo hace con intensidad destructiva. Las precipitaciones extremas registradas:

- **Dañan caminos y viviendas** en áreas urbanas y rurales.
- **Aumentan deslizamientos** en laderas deforestadas.
- **Saturan sistemas de drenaje**, empeorando inundaciones (IDEAM, 2020; INAMHI, 2023).

Mirando hacia adelante en proyección al Cambio Climático

Estos desafíos exigen respuestas coordinadas. Herramientas como *Power BI* para visualizar tendencias, junto con modelamiento predictivo, pueden ayudar a:

- ✓ Anticipar crisis hídricas mediante alertas tempranas.
- ✓ Priorizar inversiones en infraestructura resiliente.
- ✓ Educar a la población sobre adaptación climática.

Para lograr una sensibilización ambiental hay que considerar que cada grado de temperatura adicional y cada punto porcentual de humedad perdida profundizan riesgos que afectarán a las próximas generaciones. Con la evidencia científica se observó muchas evidencias de variaciones climáticas a lo largo del tiempo; corresponde a instituciones y sociedad traducirlas en acciones concretas.

3.6. Propuesta de Mitigación, Adaptación y Resiliencia para el Cantón Latacunga

1. Estrategias de Mitigación

Las acciones de mitigación están orientadas a reducir las causas del cambio climático, especialmente las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI). En el contexto de Latacunga, se proponen:

- **Fomento de prácticas agroecológicas y reducción de emisiones en la agricultura:** Promover el uso de fertilizantes orgánicos, control biológico de plagas y prácticas de labranza mínima que reduzcan las emisiones de N₂O y CO₂ en cultivos afectados por el estrés hídrico.
- **Incentivos para la movilidad sostenible urbana:** Implementar campañas para el uso de bicicletas y transporte eléctrico, reduciendo el uso de vehículos con combustibles fósiles en zonas densamente urbanas.
- **Reforestación y corredores ecológicos urbanos:** Establecer cinturones verdes que funcionen como sumideros de carbono, restauren humedad ambiental y regulen microclimas locales (Toulkeridis et al., 2020).

2. Estrategias de Adaptación

Las acciones de adaptación buscan ajustarse a los efectos del cambio climático ya observados, tales como el aumento de la temperatura, la reducción de la humedad y la variabilidad en la precipitación:

- **Optimización del uso del recurso hídrico:** Introducción de sistemas de riego tecnificado (goteo, aspersión eficiente) y cosecha de agua de lluvia para reducir la vulnerabilidad agrícola frente a sequías.
- **Rediseño urbano climático-sensible:** Incorporar criterios de ventilación natural, techos verdes y superficies permeables en nuevas construcciones, para reducir el efecto de isla de calor y facilitar la infiltración del agua.
- **Monitoreo climático comunitario:** Fortalecer el uso de plataformas como Power BI en conjunto con sensores locales y datos del INAMHI para generar alertas tempranas de eventos extremos (inundaciones, olas de calor), permitiendo decisiones basadas en evidencia.

3. Estrategias de Resiliencia

La resiliencia implica la capacidad de recuperarse y transformarse frente a crisis climáticas futuras. Se plantean las siguientes acciones:

- **Capacitación a agricultores, técnicos y funcionarios públicos:** Formación en gestión de riesgos, manejo sostenible del suelo, diversificación de cultivos resistentes al calor y planificación del recurso hídrico.
- **Fortalecimiento institucional y participación ciudadana:** Creación de comités de gestión de riesgo climático a nivel parroquial, con enfoque intersectorial y participación activa de la ciudadanía.
- **Sistemas de información climática abiertos:** Desarrollo de dashboards comunitarios y espacios educativos en línea con acceso a visualizaciones climáticas como las generadas en este estudio, que fortalezcan el conocimiento local y la toma de decisiones autónoma.

4. Justificación técnica

Las tendencias identificadas en Latacunga —como el aumento de temperatura promedio de 11,36 °C (2021) a 12,65 °C (2024), y la reducción sostenida de humedad de 82,2 % a 71,0 % en el mismo período— reflejan un proceso de aridificación progresiva (INAMHI, 2023), que, combinado con variaciones en la precipitación (máximo anual cayendo de 60 mm a 35 mm), incrementa la exposición al riesgo climático urbano. Esta propuesta busca anticiparse a esos efectos mediante acciones diferenciadas y coordinadas, coherentes con el marco de acción climática del IPCC (2023) y experiencias latinoamericanas (Espinoza et al., 2021; Vuille et al., 2018).

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

- La base de datos investigada mostró a través de un análisis de las variables climáticas que, en las parroquias urbanas del cantón Latacunga durante el periodo 2020–2024 revela una tendencia clara de incremento térmico, descenso sostenido de la humedad relativa y una precipitación interanual irregular. La temperatura promedio anual aumentó de 11,36 °C en 2021 a 12,65 °C en 2025, con un valor máximo de 13,62 °C en 2020, lo que sugiere una posible intensificación del fenómeno de isla de calor urbano. Simultáneamente, la humedad relativa promedio descendió de 82,2 % en 2020 a 71,0 % en 2025, reflejando condiciones de aridez progresiva. En cuanto a la precipitación máxima anual, se identificó una caída de 60 mm en 2020 a 26 mm en 2023, con una recuperación parcial en 2025 (35 mm). Estos patrones evidencian una variabilidad climática significativa con posibles implicaciones ecológicas, agrícolas y urbanas, en línea con lo expuesto por el IPCC (2023) para regiones de montaña en países en desarrollo.
- El uso del algoritmo CART como modelo de árbol de decisión binario permitió identificar patrones no lineales entre las variables climáticas con una alta precisión. El mejor modelo obtuvo un coeficiente de determinación (R^2) de 0,986 y un error cuadrático medio (MSE) de 0,1, lo que respalda la confiabilidad del modelo como herramienta para la predicción climática local y la generación de alertas tempranas, así mismo la implementación de Power BI permitió construir visualizaciones interactivas y accesibles, facilitando la interpretación y difusión de los resultados climáticos entre usuarios técnicos y no técnicos. Este enfoque representa un puente entre la ciencia de datos y la gestión ambiental, promoviendo una toma de decisiones informada basada en evidencia.
- El informe técnico mostrado en la investigación utilizó las tendencias observadas que impactan directamente en la agricultura, la seguridad hídrica y

la infraestructura local. Aplicando medidas de mitigación, adaptación y resiliencia en los impactos ambientales sobre la reducción de la humedad relativa y el aumento de la temperatura constituyen condiciones propicias para estrés hídrico en cultivos, mientras que la variabilidad en la precipitación puede agravar tanto escenarios de sequía como eventos de inundación repentina, afectando la resiliencia comunitaria en entornos urbanos y generando múltiples estrategias de mitigación y adaptación.

Recomendaciones

- Se recomienda a los gobiernos locales del cantón Latacunga incorporar la vigilancia climática como parte de su planificación territorial mediante el desarrollo de un sistema de monitoreo climático parroquial que registre en tiempo real variables como temperatura, humedad relativa y precipitación. Los datos deben ser procesados mediante herramientas de ciencia de datos para identificar umbrales críticos de riesgo. Este sistema permitirá actuar preventivamente frente al estrés hídrico, que ya es evidente con la disminución de la humedad relativa del 82,2 % al 71,0 % entre 2020 y 2024, y una temperatura promedio que aumentó de 11,36 °C a 12,65 °C en el mismo período. Se recomienda implementar infraestructura verde y zonas de recarga hídrica para mitigar los efectos del fenómeno de isla de calor urbano y la pérdida de humedad atmosférica.
- Con base en la alta precisión del modelo CART ($R^2 = 0,986$; $MSE = 0,1$), se recomienda su implementación institucional como modelo de predicción climática local en organismos de gestión de riesgos, planificación urbana y agricultura sostenible. Su capacidad para identificar reglas como “si temperatura > 13,35 °C y humedad < 75 %, entonces viento ↑” permite generar sistemas de alerta temprana accesibles, visualizados mediante paneles dinámicos en Power BI. Se sugiere capacitar al personal técnico municipal en el uso de estos modelos y visualizaciones para que sean herramientas operativas en la toma de decisiones

adaptativas, especialmente en sectores sensibles como recursos hídricos, infraestructura vial y salud pública.

- Para investigaciones futuras se sugiere incorporar modelos de aprendizaje profundo como redes neuronales recurrentes (RNN) para mejorar la predicción de variables climáticas de tipo temporal, así como expandir el análisis a zonas rurales del cantón. Frente al impacto de la disminución de humedad y el aumento térmico sobre la agricultura y la infraestructura, se recomienda desarrollar e implementar un plan local de mitigación, adaptación y resiliencia climática. Este plan debe considerar estrategias como la diversificación de cultivos resistentes a estrés hídrico, instalación de sistemas de riego tecnificado, creación de cinturones verdes urbanos y protocolos para enfrentar lluvias intensas o eventos de sequía. Asimismo, los datos del período 2020–2025 muestran que precipitaciones extremas (60 mm en 2020 a 26 mm en 2023) coexisten con picos de viento (hasta 15 km/h en 2024), lo que sugiere interacciones que deben anticiparse mediante modelos predictivos y gestión diferenciada por parroquia. La formulación de políticas públicas basadas en estas evidencias permitirá fortalecer la resiliencia comunitaria y reducir la vulnerabilidad estructural del cantón ante el cambio climático.

BIBLIOGRAFÍA

- Abbass, K., Qasim, M. Z., Song, H., Murshed, M., Mahmood, H., & Younis, I. (2022). A review of the global climate change impacts, adaptation, and sustainable mitigation measures. *Environmental science and pollution research*, 29(28), 42539-42559. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11356-022-19718-6>
- Ali, A. H., & Thakkar, R. (2023). *Climate Changes through Data Science: Understanding and Mitigating Environmental Crisis*. <https://doi.org/10.58496/mjbd/2023/017>
- Andrade, F. (2019a). *Ecuador y su ambición por combatir el cambio climático*. <https://www.undp.org/es/ecuador/blog/ecuador-y-su-ambicion-por-combatir-el-cambio-climatico>
- Andrade, F. (2019b). *Ecuador y su ambición por combatir el cambio climático*. <https://www.undp.org/es/ecuador/blog/ecuador-y-su-ambicion-por-combatir-el-cambio-climatico>
- Arana, C. (2021, febrero 1). MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO MEDIANTE ÁRBOLES DE DECISIÓN. www.cema.edu.ar/publicaciones/doc_trabajo.html
- Arenas, C. (2025, febrero 10). *Estrategias de Inversión*. <https://www.estrategiasdeinversion.com/herramientas/diccionario/fondos/r2-r-cuadrado-o-coeficiente-de-determinacion-t-1163>
- Arias-Muñoz, P., Chamorro-Benavides, E. L., Patiño-Yar, S. A., Jácome-Aguirre, G., & Rosales, O. (2025). Efectos del cambio de uso de suelo y cambio climático en la distribución potencial de la caña de azúcar en el Valle del Chota, Ecuador. *La Granja*. <https://doi.org/10.17163/lgr.n42.2025.06>
- Balogun, A. L., & Tella, A. (2022). Modelling and investigating the impacts of climatic variables on ozone concentration in Malaysia using correlation analysis with random forest, decision tree regression, linear regression, and support vector regression. *Chemosphere*, 299, 134250. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2022.134250>
- Hassani, H., Huang, X., & Silva, E. S. (2019). Big Data and Climate Change. 3(1), 12. <https://doi.org/10.3390/BDCC3010012>
- Bouza, C., & Santiago, A. (s/f). LA MINERÍA DE DATOS: ARBOLES DE DECISIÓN Y SU APLICACIÓN EN ESTUDIOS MÉDICOS. https://rideca.cs.buap.mx/web/files/articulo_itBUo0uWIAaJENf.pdf
- Caballero, J. (2023). Fundamentos de árboles de decisión y aprendizaje supervisado. LinkedIn Learning.
- Caio, R. (2022). Crisp-DM: las 6 etapas de la metodología del futuro. <https://blog.mbauspesalq.com/es/2022/05/31/crisp-dm-las-6-etapas-de-la-metodologia-del-futuro/#:~:text=Crisp%2DDDM%20se%20puede%20utilizar,con%20sus%20particularidades%20y%20funcionalidades>.
- CART (Classification And Regression Tree) in Machine Learning | GeeksforGeeks. (2023). Recuperado el 27 de marzo de 2025, de

- <https://www.geeksforgeeks.org/cart-classification-and-regression-tree-in-machine-learning/>
- Chaithra. (2020, enero). (PDF) Algoritmo de clasificación y árbol de regresión (CART) para la predicción de la cardiopatía isquémica. https://www.researchgate.net/publication/344469894_Classification_and_Regression_Tree_CART_Algorithm_for_the_Prediction_of_Ischemic_Heart_Disease
- Conceptos básicos de ayuda de CRISP-DM. (2021). <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/saas?topic=dm-crisp-help-overview>
- Computational Climate Change: How Data Science and Numerical Models Can Help Build Good Climate Policies and Practices* (pp. 261–277). (2023). Springer eBooks. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16624-2_14
- Corona, E., Jiménez, J., & Cortés, G. (2019, marzo). Principales Metodologías en el Desarrollo de Proyectos de Minería de Datos. <https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Ftecnocultura.org%2Findex.php%2FTecnocultura%2Farticle%2Fdownload%2F9%2F9%2F27&psig=AOvVaw1SicP3lbM0kCnHTDw5HTUz&ust=1728447325373000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAQQn5wMahcKEwjwtpyY9v2IAxUAAAAAHQAAAAAQBA>
- Cosio, N. A. L. (2021, diciembre 21). Métricas en regresión. Medium. <https://medium.com/@nicolasarrioja/m%C3%A9tricas-en-regresi%C3%B3n-5e5d4259430b>
- Crespo Montero, R. (2020). Metodología de la investigación para enfermería nefrológica. https://www.revistasden.org/files/art318_1.pdf
- Diaz, A. (2022, junio). Metodología SEMMA. <https://prezi.com/p/qo5fy30gnzqs/semma/>
- Duo, M. (2023, agosto). *Guía de las Mejores Herramientas de Visualización de Datos*. <https://kinsta.com/es/blog/herramientas-de-visualizacion-de-datos/>
- Espinoza, G. (2021, agosto 17). Cambio climático. <https://news.un.org/es/story/2021/08/1495582>
- Espinoza, M. (2021). CONOCIMIENTO Y COMUNICACIÓN DE UNA METODOLOGÍA PARA MINERÍA DE DATOS. <https://libros.ecotec.edu.ec/index.php/editorial/catalog/download/2/2/29-1?inline=1>
- Espinoza, G., Andrade, M., & Ramos, J. (2021). Cambio climático y vulnerabilidad hídrica en la región andina. *Revista Ecuatoriana de Ciencias Ambientales*, 18(2), 112-127.
- Explorium. (2023). Tendencias en el análisis predictivo del clima urbano. Explorium AI Labs.
- Fisher, R. (2021, enero 9). Decision Tree and Random Forest Algorithms: *Decision Drivers*. <https://www.historyofdatascience.com/decision-tree-and-random-forest-algorithms-decision-drivers/>
- Forster, P., Storelvmo, T., Armour, K., Collins, W., Dufresne, J.-L., Frame, D., Lunt, D. J., Mauritsen, T., Palmer, M. D., Watanabe, M., Wild, M., & Zhang, X. (2021). The Earth's energy budget, climate feedbacks, and climate sensitivity. En V. Masson-Delmotte, P. Zhai, A. Pirani, S. L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud,

- Y. Chen, L. Goldfarb, M. I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J. B. R. Matthews, T. K. Maycock, T. Waterfield, Ö. Yelekçi, R. Yu, & B. Zhou (Eds.), *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (pp. 923–1054). *Cambridge University Press*.
<https://doi.org/10.1017/9781009157896.001>
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874.
- Galan, V. (2022). APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA CRISP-DM A UN PROYECTO DE MINERÍA DE DATOS.
- García, I., & Romero, P. (2017, septiembre 18). Evolución climática en la costa de Ecuador por efecto del cambio climático. *Dyna*.
<https://doi.org/10.15446/dyna.v84n203.59600>
- GunKurnia. (2024, septiembre 11). Choosing the Optimal Data Split for Machine Learning: 80/20 vs 70/30? Medium. <https://medium.com/@gunkurnia/choosing-the-optimal-data-split-for-machine-learning-80-20-vs-70-30-0fd266710236>
- Gutierrez, J., & Huerta, K. (2023, noviembre). Introducción al Análisis de Datos. https://bookdown.org/kennedy_huerta/introduccion_al_analisis_de_datos/
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. Springer.
- Haro Rivera, S. M. (2020, enero 26). Árbol De Decisión, Aplicación Con Datos Meteorológicos/Decision Tree, Application With Meteorological Data. *Knowledge E*.
https://www.researchgate.net/publication/338836693_Arbol_De_Decision_Aplicacion_Con_Datos_MeteorologicosDecision_Tree_Application_With_Meteorological_Data
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. Springer.
- Haya, P. (2021). *La metodología CRISP-DM en ciencia de datos*.
<https://www.iic.uam.es/innovacion/metodologia-crisp-dm-ciencia-de-datos/>
- Hasan, M. M., & Wyseure, G. (2018). Impact of climate change on hydropower generation in Rio Jubones Basin, Ecuador. *Water Science and Engineering*, 11(2), 157-166. <https://doi.org/10.1016/j.wse.2018.07.002>
- Herbozo, J. E., Muñoz, L. E., Guerra, M. J., Minaya, V., Haro, P., Carrillo, V., ... & Campozano, L. (2022). *Non-stationary hydrological regimes due to climate change: The impact of future precipitation in the spillway design of a reservoir, case study: Sube y Baja Dam, in Ecuador*. *Atmosphere*, 13(5), 828.
<https://doi.org/10.3390/atmos13050828>
- IDEAM. (2020). Fenómenos climáticos en la región andina y su impacto en la precipitación. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales.
- INAMHI. (2023). Boletín climático nacional: Variabilidad de precipitación en zonas urbanas. *Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología del Ecuador*.
- INAMHI. (2023). Resumen climático nacional: comportamiento térmico de los últimos cinco años. *Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología del Ecuador*.

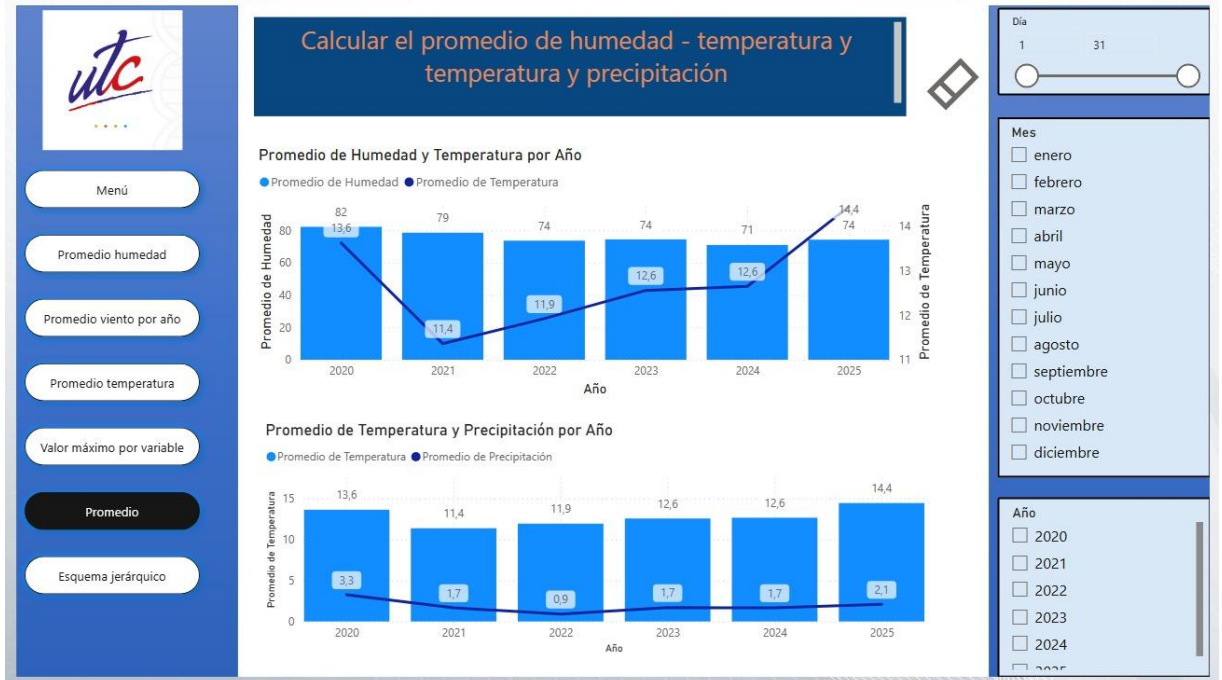
- IPCC. (2023). *Sixth Assessment Report – Climate Change 2023: Impacts, Adaptation and Vulnerability*. Intergovernmental Panel on Climate Change.
- IPCC. (2023). *Sixth Assessment Report – Climate Change 2023: Impacts, Adaptation and Vulnerability*.
- IPCC. (2023). *Climate Change 2023: Impacts, Adaptation and Vulnerability*. Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Kjellstrom, T. (2013). Impactos de las condiciones climáticas. 1, 145–156. La interacción entre temperatura y humedad: Un análisis completo - Sensor One Stop - *El proveedor de sensores y cadena de suministro de mejor valor en China*. (2024, julio 15). <https://sensor1stop.com/es/knowledge/interplay-between-temperature-and-humidity/>
- Kleemann, J., Koo, H., Hensen, I., Mendieta-Leiva, G., Kahnt, B., Kurze, C., ... & Fürst, C. (2022). Priorities of action and research for the protection of biodiversity and ecosystem services in continental Ecuador. *Biological Conservation*, 265, 109404. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2021.109404>
- Lozano-Povis, A., Alvarez-Montalván, C. E., & Moggiano, N. (2021). Climate change in the Andes and its impact on agriculture: a systematic review. *Scientia Agropecuaria*, 12(1). https://www.researchgate.net/profile/Nabilt-Moggiano/publication/350077684_Climate_change_in_the_Andes_and_its_impact_on_agriculture_a_systematic_review/links/6115528f169a1a0103f92e75/Climate-change-in-the-Andes-and-its-impact-on-agriculture-a-systematic-review.pdf
- Marín, J. L. (2023, agosto 29). *Datos abiertos y cambio climático: Información esencial para un futuro sostenible*. <https://datos.gob.es/es/blog/datos-abiertos-y-cambio-climatico-informacion-esencial-para-un-futuro-sostenible>
- Mestanza-Ramón, C., Monar-Nuñez, J., Guala-Alulema, P., Montenegro-Zambrano, Y., Herrera-Chávez, R., Milanes, C. B., ... & Toledo-Villacís, M. (2023). A review to update the Protected Areas in Ecuador and an analysis of their main impacts and conservation strategies. *Environments*, 10(5), 79. <https://doi.org/10.3390/environments10050079>
- Montaluisa, R., Cadena, J., & Cayo, L. (2017). Cambios bruscos de temperatura en la ciudad de Iatacunga y las afectaciones que esta provoca en la salud de los habitantes. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/6132731.pdf>
- Mora, M. (2023, noviembre 30). Árbol de Decisión Binario en la Enciclopedia de Arbolpedia. <https://www.linkedin.com/pulse/%C3%A1rbol-de-decisi%C3%B3n-binario-en-la-enciclopedia-mauricio-mora-caballero-tphe/>
- Mora, J. (2023). *Fundamentos de meteorología ambiental*. Editorial Académica Española.
- National Water and Climate Center | Natural Resources Conservation Service. (2023). Recuperado el 26 de marzo de 2025, de <https://www.nrcs.usda.gov/programs-initiatives/sswsf-snow-survey-and-water-supply-forecasting-program/national-water-and>
- Morán-Tejeda, E., et al. (2018). Climate trends and agricultural productivity in the tropical Andes. *Global Environmental Change*, 52, 144–157.
- QUISPE MAMANI, A. D. R. (2019). *Libro de meteorología (Vol. 2)*. <https://www.reitec.es/Pdf/agua02.pdf>

- Quinlan, J. R. (1993). C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers.
- Rosnick, D. (2023, enero 1). Evaluación del IPCC. *SciSpace - Paper*. https://doi.org/10.1007/978-981-19-7502-8_1
- Ruiz, D. (2019). CRISP-DM: los 6 pasos del proceso de Data Mining. <https://blog.smartup.es/crisp-dm-6-pasos-proceso-data-mining/>
- Segarra, A., & Delmis, C. (2019). *Cambio climático*. 6–22.
- Segarra, M., & Delmis, R. (2019). Cambios en la temperatura media global y sus efectos regionales. *Revista Latinoamericana de Climatología Aplicada*, 25(3), 132-144.
- Stewart, L. (2021). Qué es la investigación descriptiva y cómo se utiliza. <https://atlasti.com/es/research-hub/investigacion-descriptiva>
- Sesana, E., Gagnon, A. S., Ciantelli, C., Cassar, J., & Hughes, J. J. (2021). Climate change impacts on cultural heritage: A literature review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 12(4), e710. <https://doi.org/10.1002/wcc.710>
- Taylor. (2024, agosto 31). Power BI Dashboard vs Report: Key Differences Explained. *New Horizons*. <https://www.newhorizons.com/resources/blog/power-bi-dashboard-vs-report>
- Tejeda Martínez, A. (2021, mayo 15). La Modelación climática es clave para estudio del cambio climático. *Instituto de Ciencias de la Atmósfera y Cambio Climático*. <https://www.atmosfera.unam.mx/la-modelacion-climatica-es-clave-para-estudio-del-cambio-climatico/>
- The Complete Guide to Decision Tree Analysis. (2023, agosto 6). [Blog]. *explorium*. <https://www.explorium.ai/blog/machine-learning/the-complete-guide-to-decision-trees/>
- Tejeda Martínez, A. (2021). Interacciones atmósfera–superficie y cambios en la humedad relativa. *Revista de Climatología Aplicada*, 35(1), 44–59.
- Toulkeridis, T., Tamayo, E., & Simón, D. (2020, marzo 1). CAMBIO CLIMÁTICO SEGÚN LOS ACADÉMICOS ECUATORIANOS - PERCEPCIONES VERSUS HECHOS. <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/18635>
- Toulkeridis, T., et al. (2020). La urbanización y su impacto en el microclima de ciudades andinas. *Estudios Ambientales del Ecuador*, 8(1), 45–61.
- Toulkeridis, T., et al. (2020). La urbanización y su impacto en el microclima de ciudades andinas. *Estudios Ambientales del Ecuador*, 8(1), 45–61.
- Ubico, A. (2023, septiembre). Redes neuronales para predicción. <https://www.linkedin.com/pulse/redes-neuronales-para-predicci%C3%B3n-de-diagn%C3%B3stico-c%C3%A1ncer-ubico/>
- USDA. (2020). Climatic Data *Elements*. <https://www.nrcs.usda.gov/wps/portal/wcc/home/climateSupport/fieldOfficeGuide/climaticDataElements>
- Vallalta, J. F. (2020). CRISP-DM: metodología para minería de datos. <https://healthdataminer.com/data-mining/crisp-dm-una-metodologia-para-mineria-de-datos-en-salud/>
- Velarde, O. (2022, junio). Herramientas de visualización de datos. <https://visme.co/blog/es/visualizacion-de-datos/>

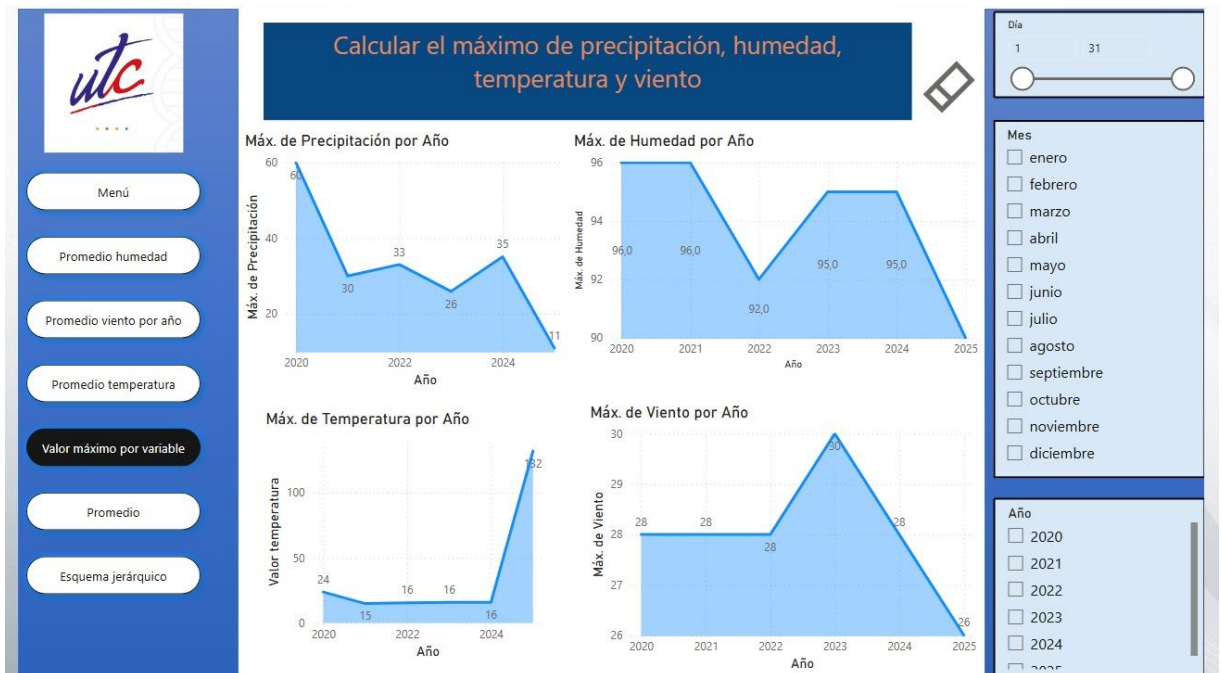
- Vuille, M., et al. (2018). Rapid decline of snow and ice in the tropical Andes – Implications for water, energy and livelihoods. *Earth-Science Reviews*, 176, 195–213.
- Vuille, M., et al. (2018). Rapid decline of snow and ice in the tropical Andes – Implications for water, energy and livelihoods. *Earth-Science Reviews*, 176, 195–213.
- Zamora Martínez, M. C. (2015). Cambio climático. *Revista mexicana de ciencias forestales*, 6(31), 04–07.

ANEXOS

Anexo 1. Visualizaciones



Anexo 2. Comparación entre Variables



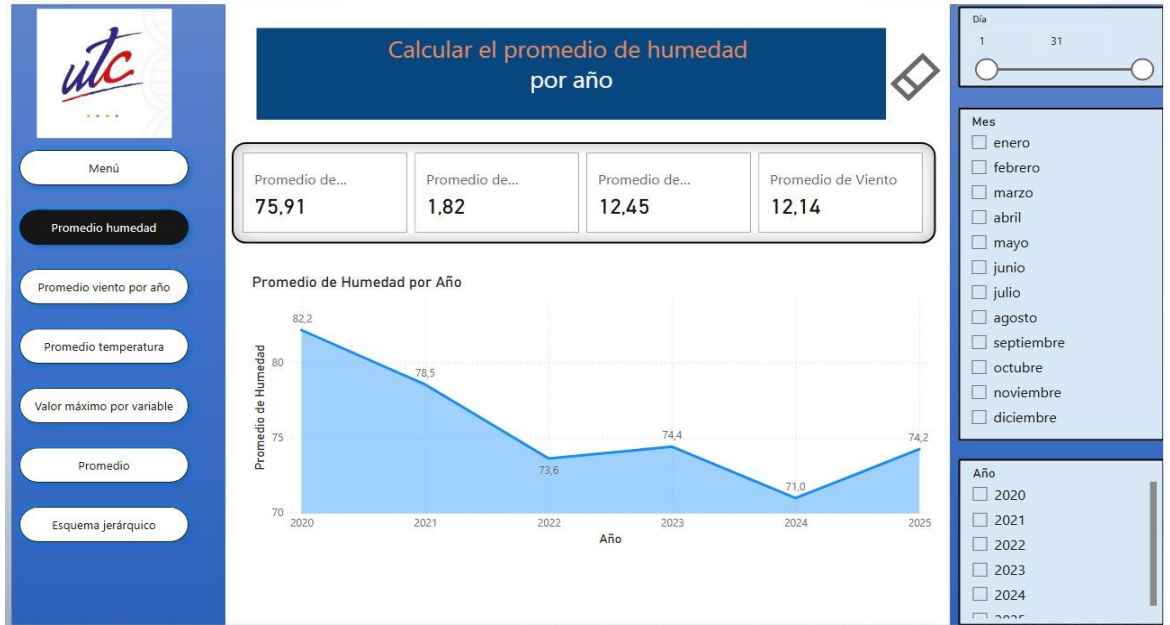
Anexo3. Visualización Temperatura



Anexo 4. Visualización velocidad del viento y humedad



Anexo 5. Visualización promedio de humedad



Anexo 6. Presentación

Universidad Técnica de Cotopaxi
Maestría en Ciencia de Datos

Estudio de datos climáticos históricos y actuales para crear visualizaciones que muestren el impacto del cambio climático " en las parroquias urbanas del cantón Latacunga", mediante el uso de arboles de decisión binaria.

2011 - 2015

Anexo 7.

Entrevista a un experto en cambio climático y ciencia de datos ambientales

Entrevistador:

Gracias por acompañarnos, doctor. En el marco del análisis climático de Latacunga entre 2020 y 2025, se aplicó un modelo de árbol de decisión tipo CART. ¿Cuál considera usted que es el valor de este tipo de modelado para interpretar patrones climáticos locales?

Ing. Yajaira Maldonado, experta ambiental:

El modelo CART es una herramienta poderosa porque no solo predice, sino que genera reglas de decisión fácilmente interpretables. En el contexto de Latacunga, permite identificar umbrales críticos entre variables como la temperatura y la humedad que se traducen en cambios significativos en el comportamiento del viento o la precipitación. Por ejemplo, reglas como si la temperatura supera los 13,35 °C y la humedad baja del 75 %, entonces el viento tiende a intensificarse son valiosas para emitir alertas tempranas con base en datos locales. Esa capacidad de convertir datos históricos en conocimiento operativo es fundamental para fortalecer la gestión ambiental en territorios vulnerables.

Entrevistador:

Al observar las visualizaciones de Power BI entre 2020 y 2025, se detecta alta variabilidad en precipitación y una tendencia creciente del viento en agosto. ¿Cómo interpreta estos hallazgos en el contexto del cambio climático andino?

Ing. Yajaira Maldonado:

Lo primero que debemos destacar es la creciente irregularidad en los ciclos hidrometeorológicos. La alternancia de años muy húmedos con otros extremadamente secos, como se observa en 2021 y 2025, indica una pérdida de estacionalidad. Esto se alinea con los reportes del IPCC que advierten sobre un aumento en la frecuencia de eventos extremos. En cuanto al viento, su intensificación durante agosto un mes históricamente seco puede reflejar un patrón de transición hacia condiciones de mayor aridez, asociado al avance del cambio climático y a la disminución de humedad en capas bajas de la atmósfera.

Entrevistador:

¿Qué riesgos implica la combinación de baja humedad relativa y alta temperatura para las parroquias urbanas analizadas en este estudio?

Ing. Yajaira Maldonado:

Esta combinación es altamente peligrosa. Las parroquias que registran temperaturas elevadas (como Eloy Alfaro e Ignacio Flores) y baja humedad (como Ignacio Flores en particular), son más susceptibles a estrés hídrico, pérdida de cobertura vegetal y degradación del suelo. Además, estas condiciones incrementan la evapotranspiración y reducen la disponibilidad de agua superficial. Desde una perspectiva de salud pública, también aumentan los casos de deshidratación y enfermedades respiratorias, especialmente en grupos vulnerables.

Entrevistador:

Finalmente, ¿cómo podrían los gobiernos locales utilizar estos hallazgos para diseñar estrategias de adaptación más eficaces?

Ing. Yajaira Maldonado:

Primero, deben integrarse estos análisis a sistemas de información territorial y planificación del recurso hídrico. Las reglas del árbol CART pueden utilizarse para construir indicadores de riesgo climático local, y las visualizaciones ayudan a comunicar los riesgos de manera accesible. Segundo, se deben generar políticas diferenciadas por parroquia, considerando su microclima, nivel de vulnerabilidad y actividad económica. Y tercero, impulsar una cultura de prevención mediante campañas educativas basadas en evidencia, para que la ciudadanía entienda cómo actuar frente a estos nuevos escenarios climáticos.

ANEXO 8. Fuente DATOS INAMHI

29/5/25, 23:13

Correo de PORTAL TECNOLOGICO - Fwd: Datos Cotopax



PATRICIA PRISCILA MALDONADO CAMPAÑA<patricia.maldonado8216@utc.edu.ec>

Fwd: Datos Cotopax

1 mensaje

PATRICIA PRISCILA MALDONADO CAMPAÑA<patricia.maldonado8216@utc.edu.ec> 16 de diciembre de 2024, 20:38
Para: patymaldonado252301@gmail.com



----- Forwarded message -----

De: **DARWIN ANDRÉS ROSERO VACA** <drosero@inamhi.gob.ec>
Date: mié, 11 de dic de 2024, 13:42
Subject: Datos Cotopaxi.
To: <patricia.maldonado8216@utc.edu.ec>

Estimada Patricia,

Mediante el presente remito los datos históricos disponibles para la provincia de Cotopaxi y los scripts realizados para control de calidad de datos.

2 adjuntos

-  **Manuales automaticas.zip**
12082K
-  **COTOPAXI (1).rar**
270K