

Análisis comparativo de algoritmos de machine learning para la predicción de la generación de residuos sólidos en la playa Venecia de la ciudad de Lima



Comparative analysis of machine learning algorithms for the prediction of solid waste generation at Venecia beach in the city of Lima

Janett Deisy Julca Flores  

Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur, Lima, Perú

Recibido: 21/07/2025

Revisado: 15/08/2025

Aceptado: 20/09/2025

Publicado: 30/12/2025

RESUMEN

La playa Venecia ubicada en el distrito de Villa Salvador, es una de las playas con más contaminación de residuos sólidos del litoral limeño, constituyendo ahora una problemática ambiental constante en el sector urbano del distrito. A raíz de ello, esta investigación propuso evaluar el impacto del uso de algoritmos supervisados de aprendizaje automático en la predicción de residuos sólidos recolectados, de hecho, resultó una herramienta útil para fortalecer la toma de decisiones en la gestión ambiental costera. Asimismo, se trabajó con cuatro algoritmos ampliamente utilizados en el machine learning: Red Neuronal Artificial (RNA), Árbol de Decisión (AD), Máquina de Soporte Vectorial (SVM) y K-Nearest Neighbors (KNN) y se contó con una base de datos compuesta de 200 registros, para la comparación técnica las métricas utilizadas fueron: precisión, F1-score, recall y tiempo de entrenamiento. Los resultados mostraron que el modelo de red neuronal alcanzó el mejor desempeño general, destacando en sectores con alta diversidad de residuos, en cambio SVM mostró un comportamiento equilibrado entre exactitud y eficiencia computacional, mientras que AD y KNN ofrecieron menor precisión, aunque con tiempos de ejecución reducidos. De igual forma, la técnica de validación cruzada permitió confirmar la estabilidad de los modelos, mientras que una comparación cualitativa basada en criterios valorados por expertos —como adaptabilidad, claridad, facilidad de implementación y sensibilidad al ruido— reforzó el posicionamiento de la RNA como el algoritmo más completo para el contexto analizado. A partir de este enfoque, se elaboraron predicciones para futuros volúmenes de residuos, permitiendo identificar zonas críticas y orientar estrategias preventivas. Los hallazgos obtenidos aportan evidencia sobre la utilidad de los modelos predictivos como herramienta de soporte en la gestión de residuos sólidos en entornos costeros. Asimismo, sientan las bases para replicar este tipo de soluciones en otras playas de la capital u otras regiones con desafíos ambientales similares.

PALABRAS CLAVES: Residuos sólidos, predicción, machine learning, playa Venecia.

ABSTRACT

Venecia beach, located in the district of Villa Salvador, is one of the beaches with more solid waste contamination of the Lima coast, constituting now a constant environmental problem in the urban sector of the district. As a result, this research proposed to evaluate the impact of the use of supervised machine learning algorithms in the prediction of collected solid waste, in fact it turned out to be a useful tool to strengthen decision making in coastal environmental management. Likewise, we worked with four algorithms widely used in machine learning: Artificial Neural Network (ANN), Decision Tree (AD), Support Vector Machine (SVM) and K-Nearest Neighbors (KNN) and we had a database composed of 200 records, for the technical comparison the metrics used were: accuracy, F1-score, recall and training time. The results showed that the neural network model achieved the best overall performance, standing out in sectors with high diversity of residues, while SVM showed a balanced behavior between accuracy and computational efficiency, while AD and KNN offered lower accuracy, although with reduced execution times. Similarly, the cross-validation technique confirmed the stability of the models, while a qualitative comparison based on criteria assessed by experts - such as adaptability, clarity, ease of implementation and sensitivity to noise - reinforced the positioning of ANN as the most complete algorithm for the context analyzed. Based on this approach, predictions were made for future waste volumes, making it possible to identify critical areas and guide preventive strategies. The findings obtained provide evidence of the usefulness of predictive models as a support tool for solid waste management in coastal environments. They also lay the groundwork for replicating this type of solution in other beaches of the capital city or other regions with similar environmental challenges.

KEY WORDS: Solid waste, prediction, machine learning, Venice beach.

INTRODUCCION

El aumento de la generación de residuos sólidos en zonas urbanas y costeras se ha convertido en una preocupación creciente a nivel global, no solo por el deterioro que causa en los ecosistemas naturales, sino también por las repercusiones que tiene en la salud de la población y en la economía local. Este problema se intensifica en espacios públicos abiertos, como las playas, donde las actividades humanas, el turismo y la escasa conciencia ambiental contribuyen a una acumulación constante de desechos.

En el caso específico de Lima Metropolitana, la playa Venecia —ubicada en el distrito de Villa El Salvador— ha sido identificada como una de las zonas más afectadas por el desecho inadecuado de residuos. Reportes institucionales y medios de comunicación han señalado que la acumulación de basura compromete la calidad ambiental del lugar, altera el equilibrio ecológico costero, y reduce considerablemente su atractivo turístico (MINSA, 2019; Latina TV, 2021). Pese a los esfuerzos de las autoridades locales, como la Municipalidad Distrital de Villa El Salvador (2024), las acciones de recolección manual resultan limitadas en su alcance y frecuencia, lo que impide una respuesta efectiva al ritmo con el que los residuos se generan.

Frente a esta situación, se llevó a cabo una serie de jornadas de limpieza en coordinación con estudiantes de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur (UNTELS). Estas jornadas no solo permitieron recoger desechos, sino también recopilar datos sistematizados sobre la cantidad y tipo de residuos, el área de recolección, y otras variables asociadas a la generación de estos elementos. Por consiguiente, la información recolectada en campo sirvió para mejorar la gestión ambiental proponiendo un análisis orientado al uso de herramientas tecnológicas, de este modo, esta investigación plantea predecir la generación de residuos sólidos en la playa Venecia usando algoritmos de aprendizaje automático supervisado (machine learning). De hecho, la orientación del estudio es predictiva, basándose en datos históricos recolectados entre 2023 y 2025 y se enfoca en anticipar la cantidad de residuos sólidos que podrían generarse en un periodo futuro. De este modo, se busca ofrecer a las autoridades locales una herramienta que les permita asignar recursos de forma más eficiente y planificar mejor las intervenciones de limpieza.

Asimismo, el estudio realiza una comparación técnica entre cuatro algoritmos supervisados: Red Neuronal Artificial, Árbol de Decisión, K-Vecinos más Cercanos (KNN) y Máquina de Soporte Vectorial (SVM). La evaluación tiene como finalidad identificar cuál de estos modelos presenta un mejor rendimiento en tareas predictivas con datos reales de campo, basándose en métricas como la precisión, la sensibilidad (recall), el F1-score y el tiempo de procesamiento (UNTELS, 2024).

Finalmente, esta investigación se organiza en las siguientes secciones: Sección II explico la revisión de la literatura, Sección III metodología, Sección IV resultados, Sección V discusión, Sección VI conclusiones. Cada sección ha sido desarrollada con el propósito de brindar no solo un aporte teórico a la aplicación del machine learning en temas ambientales, sino también una propuesta práctica y contextualizada que pueda servir como modelo para la gestión sostenible de espacios costeros

1. Revisión de la literatura

Lima, la capital del Perú, enfrenta la acumulación de residuos sólidos en sus playas un problema significativo, que ha generado un interés creciente en la aplicación de técnicas de Machine Learning para la gestión de residuos sólidos, lo que ha impulsado una serie de estudios en esta área frente a este problema. Dicha problemática afecta negativamente tanto el ecosistema marino como el paisaje costero, comprometiendo así la calidad ambiental y la experiencia turística en la región.

Diversos trabajos han abordado diversas problemáticas: optimización de la recolección y el reciclaje, la predicción de la generación de residuos, entre otros aspectos, sin embargo, es importante destacar que pocos de estos estudios se centran en la comparación cualitativa o cuantitativa de modelos o algoritmos de Machine Learning, que es el enfoque principal de la presente investigación.

Asimismo, se mencionará investigaciones relevantes en esta área, que realizaron un análisis comparativo de algoritmos de machine learning para predecir la generación de residuos sólidos, usando técnicas como redes neuronales, ANN-ReLu, SVM-polynomial, ANN-logistic, técnicas de ensemble learning, random forest, k-vecino más cercano, PCA-ANN, GT-ANN y otros algoritmos como árboles de decisión y máquinas de soporte vectorial, evaluando su precisión, error medio y capacidad para describir la variación en los datos.

(Pillai et al., 2023) planteó en India una revisión sistemática y analítica de la literatura sobre diversas aplicaciones de algoritmos de Machine Learning (ML) en la gestión de residuos sólidos municipales (MSW) para mejorar los procedimientos de gestión de residuos y reducir los efectos ambientales adversos. La investigación fue de tipo revisión y utilizó un diseño basado en el análisis sistemático de literatura sobre algoritmos como árboles de decisión, k-vecinos más cercanos (KNN), máquinas de soporte vectorial (SVM), y bosques aleatorios, entre otros. Los principales hallazgos incluyen la optimización de procesos como la categorización de residuos y la predicción de volúmenes generados, así como la integración de tecnologías IoT para el monitoreo en tiempo real. Este antecedente se relaciona con este estudio porque permite explorar enfoques similares en el contexto de la Playa Venecia, proporcionando bases para la comparación de algoritmos y el desarrollo de soluciones predictivas en la gestión de residuos sólidos.

(Cha et al,2022) en la República de Corea desarrollaron modelos predictivos basados en algoritmos de machine learning para estimar la tasa de generación de residuos de demolición (DWGR) en áreas de reurbanización en Corea del Sur. La investigación fue de tipo aplicada y utilizó un diseño experimental que incluyó la recolección y preprocesamiento de datos, la aplicación de algoritmos como redes neuronales artificiales (ANN), K-vecinos más cercanos (KNN), bosques aleatorios (RF) y máquinas de soporte vectorial (SVM), además de la optimización de hiperparámetros y la validación de los modelos mediante métricas como el coeficiente de determinación (R^2). Como resultado, se identificaron modelos óptimos ANN-ReLu, SVM-polynomial y ANN-logistic para predecir la tasa de generación de residuos de demolición con errores promedio del 7,3%, 7,4% y 7,5%, respectivamente. Este antecedente se relaciona con esta investigación porque

ofrece un marco metodológico relevante para implementar algoritmos de machine learning en problemas similares de predicción y gestión de residuos.

(Adeleke et al., 2021), en Sudáfrica realizaron una revisión sobre modelos predictivos basados en la composición química de los residuos para evaluar y predecir el contenido energético de estos. Además, desarrolló modelos matemáticos que estiman el contenido energético de distintos tipos de residuos, destacando su aplicabilidad en la optimización de procesos de conversión de residuos en energía, de este modo como resultado, se determinó que las redes neuronales artificiales (RNA) y las regresiones lineales múltiples son más efectivas para predecir el contenido energético de los residuos sólidos municipales, y las ANN muestran mayor precisión que la regresión lineal. Este antecedente se relaciona con la investigación porque proporciona un enfoque basado en modelos predictivos que puede ser adaptado para mejorar la eficiencia en la gestión y valorización energética de los residuos.

(Ayeleru et al., 2021) en Sudáfrica desarrollaron técnicas de machine learning, específicamente redes neuronales artificiales (ANN) y máquinas de soporte vectorial (SVM) para predecir la cantidad de residuos sólidos municipales generados en la Ciudad de Johannesburgo. La investigación fue de tipo aplicada, con un diseño no experimental - descriptivo, basado en datos históricos de Statistics South Africa (STATS SA). Como principal resultado, se encontró que el modelo ANN10 alcanzó un coeficiente de determinación (R^2) de 99.9%, proyectando que la generación de residuos sólidos alcanzará 1.95 millones de toneladas anuales en 2050. Este antecedente se relaciona con esta investigación porque demuestra la eficacia de los modelos predictivos basados en machine learning para la gestión sostenible de residuos, destacando su aplicabilidad en contextos urbanos con limitaciones de datos.

(Nguyen et al., 2021) en Vietnam proponen comparar seis modelos de machine learning para predecir la generación de residuos sólidos municipales (MSW) en áreas residenciales. La investigación fue de tipo aplicada y utilizó un diseño cuantitativo basado en el análisis de datos empíricos mediante modelos de machine learning, obteniendo como principal resultado que los algoritmos Random Forest (RF) y K-Nearest Neighbor (KNN) presentan la mayor capacidad predictiva ($R^2 > 0.96$) y precisión en las predicciones (MAE de 121.5 a 125.0). Este antecedente se relaciona con esta investigación porque evidencia la utilidad de los modelos predictivos para abordar problemas de gestión de residuos en contextos urbanos, aportando enfoques metodológicos que pueden adaptarse a diferentes realidades.

(Kavyanifar et al., 2020), en Irán proponen predecir la producción total de residuos sólidos en áreas costeras de Noor, provincia de Mazandarán, utilizando enfoques de machine learning. La investigación fue de tipo aplicado y experimental, con un diseño cuasi-experimental y descriptivo, basado en la recolección de datos meteorológicos y de residuos durante un año. Se aplicaron modelos de aprendizaje automático como redes neuronales y árboles de decisión, destacando el modelo CHAID por su precisión y mejor rendimiento en la predicción de la producción total de residuos sólidos en comparación con los modelos CART, MLP y RBF. Este antecedente se relaciona con esta investigación porque aborda el uso de machine

learning para predecir la generación de residuos sólidos, proporcionando metodologías y enfoques aplicables a contextos similares.

(Cerna, 2022) en el país Perú proponen predecir la generación de residuos sólidos domiciliarios utilizando modelos de Machine Learning en una zona rural de Puno, dicha investigación fue de tipo aplicada y cuantitativa, con un diseño no experimental y transversal, en el que recopilaban datos socioeconómicos y demográficos a través de encuestas, pesaje de residuos y análisis estadístico, incluyendo correlación de Spearman y ANOVA para la selección de variables relevantes. El resultado del análisis reveló que las variables demográficas y socioeconómicas tienen un impacto significativo en la generación per cápita de residuos sólidos y que los modelos de Machine Learning con un alto desempeño predictivo son: la regresión lineal múltiple y Random Forest. Este antecedente aporta a la investigación porque evidencia la optimización de la gestión de residuos sólidos mediante el uso de tecnologías avanzadas basándose en el análisis de variables locales, lo cual es de suma importancia para abordar problemas ambientales en áreas rurales.

Por tanto, esta investigación tiene como propósito aplicar métodos de Machine Learning en la gestión de desechos sólidos en áreas costeras, además se anticipa que los hallazgos proporcionarían conocimientos valiosos que puedan ser utilizados para desarrollar y ejecutar tácticas de gestión de desechos en la Playa Venecia, Lima, sirviendo como punto de partida para futuras investigaciones en este dominio.

2. Metodología

3.1. Marco Teórico

3.1.1. Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Las redes neuronales artificiales emulan el funcionamiento del cerebro humano mediante capas de nodos conectados que ajustan sus pesos a través de la retropropagación, permitiendo el aprendizaje de patrones complejos (Coskuner et al., 2021). Estudios recientes han demostrado que las RNA pueden alcanzar altos niveles de precisión en la predicción de residuos sólidos municipales, con valores de R^2 mayores al 99 % en ciertos contextos urbanos (Ayeleru et al., 2021). Sin embargo, su entrenamiento requiere recursos computacionales considerables y una cuidadosa optimización de hiperparámetros para evitar el sobreajuste (Pillai et al., 2023).

3.1.2. Árboles de Decisión (AD)

Los árboles de decisión son modelos basados en reglas que permiten clasificar observaciones mediante una estructura jerárquica de decisiones. Se caracterizan por su facilidad de interpretación, lo que los hace útiles en problemas donde se requiere explicar la lógica detrás de las predicciones (Toğaçar et al., 2023). No obstante, estos algoritmos tienden a sobreajustar los datos si no se aplican mecanismos de poda o ensamblaje como Random Forest (Ayeleru et

al., 2021).

3.1.3. Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)

La SVM es un algoritmo de clasificación que busca maximizar el margen entre las clases mediante la creación de un hiperplano óptimo. Se ha comprobado su eficacia en problemas con alta dimensionalidad y conjuntos de datos pequeños, donde alcanza una alta precisión predictiva (Ayeleru et al., 2021). Sin embargo, el rendimiento del modelo depende de la adecuada selección del kernel y la calibración de sus parámetros (Pillai et al., 2023).

3.1.4. K-Nearest Neighbors (KNN)

El algoritmo KNN clasifica una muestra desconocida según la mayoría de las clases presentes en sus vecinos más cercanos. Es un método no paramétrico fácil de implementar y comprender, ideal para aplicaciones con baja complejidad (Toğaçar et al., 2023). A pesar de su simplicidad, su eficiencia se ve afectada por la presencia de ruido en los datos y su rendimiento disminuye en conjuntos grandes debido al alto costo computacional en la fase de predicción (Pillai et al., 2023).

Tabla 1. Síntesis Comparativa

Algoritmo	Fortalezas	Limitaciones
RNA	Alta capacidad de aprendizaje, excelente precisión (>99 % R^2)	Requiere ajuste fino y recursos computacionales elevados (Ayeleru et al., 2021; Coskuner et al., 2021)
AD	Claridad interpretativa, buena base para ensambles	Riesgo de sobreajuste sin poda (Toğaçar et al., 2023)
SVM	Buena precisión en datos pequeños y complejos	Sensible a selección de kernel y parámetros (Pillai et al., 2023)
KNN	Fácil de entender, adecuado para prototipos	Alto costo computacional en predicción, sensible al ruido (Toğaçar et al., 2023; Pillai et al., 2023)

3.2. Tipo y enfoque de investigación

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo, dado que se centra en la recolección y análisis de datos numéricos para evaluar el desempeño de diferentes algoritmos de aprendizaje automático aplicados a la predicción de residuos sólidos. Este enfoque permite realizar mediciones objetivas, facilitando la comparación de resultados técnicos como precisión, F1-score y sensibilidad al ruido (López-Morales et al., 2021).

En cuanto al tipo de investigación, se clasifica como aplicada, ya que busca resolver una problemática ambiental concreta: la acumulación de residuos en Playa Venecia, en el distrito de Villa El Salvador. Asimismo, es de nivel descriptivo-comparativo, al analizar el rendimiento de distintos modelos predictivos. El diseño metodológico es no experimental y longitudinal, pues no se manipulan las variables, y los datos fueron recolectados de forma natural en diferentes jornadas de limpieza organizadas entre los años 2023 y 2025.

3.3. Población y muestra

La población está conformada por los eventos observables relacionados con la generación de residuos sólidos en Playa Venecia. No se consideran los algoritmos como población ni muestra, ya que estos son herramientas analíticas. La muestra consistió en 200 registros recolectados en campo, distribuidos en 10 tablas estructuradas que incluyen datos como tipo de residuo, peso estimado, cantidad, hora de recolección y condiciones ambientales.

Estos datos fueron obtenidos durante jornadas de limpieza, aplicando una sectorización geográfica de la playa en cuatro zonas. La muestra es no probabilística por conveniencia, y la recolección se realizó en temporadas de alta y baja afluencia turística (verano e invierno) para asegurar una representación temporal y espacial adecuada.

3.4. Técnica e instrumentos de recolección de datos

Se utilizó la observación estructurada directa, aplicada mediante una ficha de campo diseñada para capturar variables relevantes. Esta ficha fue sometida a validación por juicio de expertos, contando con la participación de cuatro especialistas en ingeniería ambiental, estadística y ciencias de la computación.

La validación abordó los criterios de claridad, relevancia, coherencia interna y adecuación al objetivo, siendo evaluados mediante el índice de V de Aiken, con valores superiores a 0.85. Además, se realizó una prueba piloto con retroalimentación cruzada (Villalobos et al., 2020).

Los campos incluidos en la ficha fueron:

- Sector de la playa (1 a 4)
- Tipo de residuo (plástico, papel, metal, vidrio, orgánico, mixto)
- Peso estimado (gramos)
- Cantidad recolectada (unidades)
- Hora y condiciones climáticas al momento de la recolección

Los datos fueron digitalizados y almacenados en SQL Server, siendo posteriormente exportados a formatos compatibles con Python para su análisis.

3.5. Preprocesamiento de datos

Previo al modelado, se aplicaron técnicas de preprocesamiento de datos, incluyendo:

- Limpieza de registros incompletos o duplicados.
- Normalización de datos numéricos para facilitar el entrenamiento.
- Codificación de variables categóricas (como tipo de residuo).
- Aplicación de balanceo de clases mediante técnicas de submuestreo, para evitar sesgos.
- División del conjunto de datos en 70% para entrenamiento y 30% para prueba.
- Implementación de validación cruzada (k-fold) para garantizar estabilidad del modelo.

3.6. Sectorización y organización del trabajo de campo

Con el objetivo de mejorar la eficiencia en la recolección de datos y facilitar el entrenamiento de los modelos de predicción, la playa fue dividida en 4 sectores geográficos, según la densidad de residuos detectada. A cada sector se asignaron grupos voluntarios con funciones específicas y zonas delimitadas.

Figura 1. Límites de la playa Venecia en Villa el Salvador (Google maps)



En primera instancia, calculamos el área aproximada de la playa Venecia, donde se realiza la recolección de datos.

Figura 2. Playa Venecia



Luego, tomamos 4 divisiones de la playa, como se muestra en la **Figura 3**.

Figura 3. Playa Venecia sectorizada



Figura 3. Sectorización

- Cantidad de residuos en la playa: Definimos la cantidad de residuos en total que se encuentran en la playa Venecia R como la suma de los residuos que se dan en cada sector z .

$$R = \sum_{z=1}^Z R_z$$

Donde R_z es la cantidad de residuos que se obtuvieron en el sector z .

- Recolección de residuos: La cantidad de residuos recolectados por los voluntarios depende de la eficiencia $e_{j,z}$ del voluntario al recolectar residuos y del tiempo $t_{j,z}$ que también depende del sector asignado.

$$R_{j,z} = e_{j,z} \cdot t_{j,z}$$

Donde,

$R_{j,z}$ es la cantidad de residuo recolectada por el voluntario j en el sector z .

$e_{j,z}$ es la eficiencia del voluntario j al recolectar en el sector z .

$t_{j,z}$ es el tiempo que el voluntario j pasa recolectando en el sector z .

- Eficiencia mejorada: Al implementar un sistema informático mejoramos la eficiencia del voluntario j con respecto a cada sector z .

$$e_{j,z}^{mejorada} = \alpha \cdot e_{j,z}$$

Donde,

$\alpha > 1$, es el factor de mejora por el sistema informático.

- Optimización: Minimizar la cantidad total de residuos R en la playa Venecia.

$$\min R = \sum_{z=1}^Z (R_z - \sum_{j=1}^J \alpha \cdot e_{j,z} \cdot t_{j,z})$$

Restricciones:

❖ Capacidad de voluntarios:

$$\sum_{z=1}^Z t_{j,z} \leq H_{\max} \quad \forall j \in J$$

Donde, H_{\max} es la máxima cantidad de horas que debe hacer voluntariado.

❖ Asignación de jornales:

$$\sum_{j=1}^J t_{j,z} > 0 \quad \forall z \in Z$$

3.7. Aplicación de algoritmos de Machine Learning

Se implementaron y compararon cuatro algoritmos supervisados:

- Red Neuronal Artificial (RNA)
- Árbol de Decisión (DT)
- K-Vecinos más Cercanos (KNN)
- Máquina de Soporte Vectorial (SVM)

Cada modelo fue evaluado usando:

- Precisión (Accuracy)
- Recall (Sensibilidad)
- F1-Score
- AUC-ROC
- Tiempo de entrenamiento
- Robustez ante ruido

El desarrollo se realizó en Python 3.10, utilizando scikit-learn, TensorFlow,

Pandas y Seaborn (Pedregosa et al., 2011; Abadi et al., 2016).

3.8. Validación de los instrumentos

Para asegurar la validez del instrumento de recolección (ficha de campo), se realizó un juicio de expertos en el cual participaron cuatro docentes investigadores del área de ingeniería ambiental y sistemas.

- Se evaluaron los criterios de claridad, pertinencia, coherencia y relevancia.
- El índice de **V de Aiken** resultó superior a 0.80 en todos los casos, garantizando validez de contenido.
- Además, se realizó una prueba piloto y revisión cruzada de las fichas llenadas en campo.

3.9. Procesamiento y análisis de datos

Se siguió un análisis en dos etapas:

1. **Descriptiva:** Gráficos, medidas de tendencia central y frecuencia
2. **Predictiva:** Aplicación de modelos, predicción por sector, comparación de métricas técnicas

El procesamiento buscó no solo identificar el mejor modelo, sino también proporcionar visualizaciones comprensibles para los responsables municipales y organizaciones ambientales.

3.10. Consideraciones éticas

La investigación no involucró seres humanos como objeto de estudio, sino residuos sólidos. No se recogieron datos personales y se garantizó confidencialidad de los voluntarios. Las jornadas de recolección fueron autorizadas por la universidad y los participantes firmaron consentimiento informado.

4. RESULTADOS

4.1. Descripción general de la base de datos

Se trabajó con 200 registros estructurados de residuos recolectados en Playa Venecia. Cada registro contenía información sobre:

- Sector de la playa (1 a 4)
- Tipo de residuo
- Cantidad y peso recolectado
- Tiempo de recolección
- Clima registrado

Los residuos predominantes fueron plásticos, seguidos por residuos orgánicos y metales. El sector 2 presentó la mayor concentración de residuos recolectados.

4.2. Resultados del análisis comparativo de algoritmos

Se entrenaron y evaluaron cuatro algoritmos de aprendizaje supervisado: Red Neuronal Artificial (RNA), Árbol de Decisión (AD), K-Nearest Neighbors (KNN) y Máquina de Soporte Vectorial (SVM).

Tabla 02. Métricas de desempeño

Algoritmo	Precisión (%)	Recall (%)	F1-score (%)	Tiempo de entrenamiento (seg)
RNA	93.5	92.1	92.8	8.6
AD	89.3	88.7	89.0	2.1
KNN	87.2	85.9	86.5	1.5
SVM	91.0	89.5	90.2	6.4

Gráfico 1. Comparación de precisión

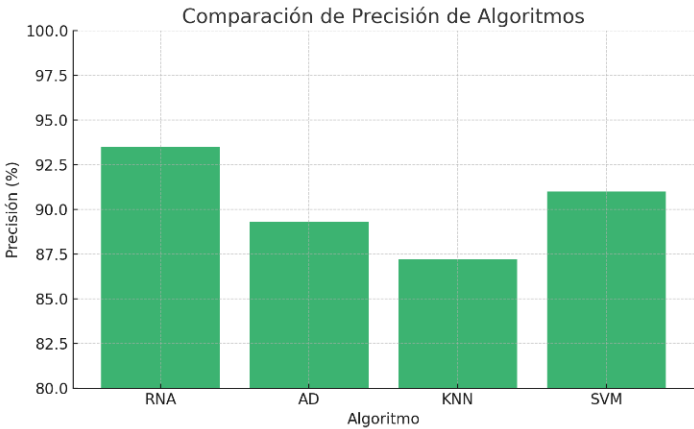
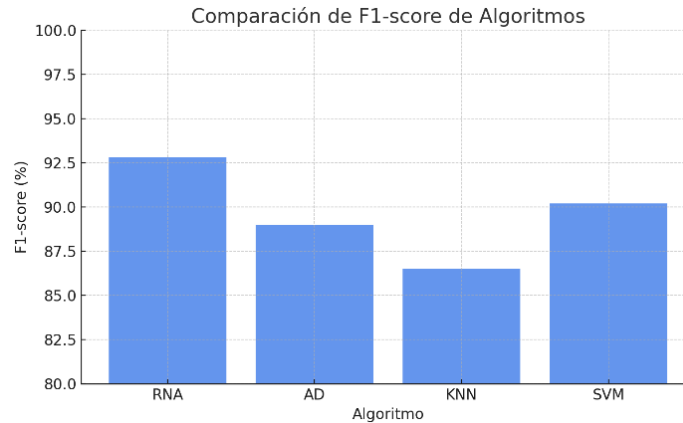


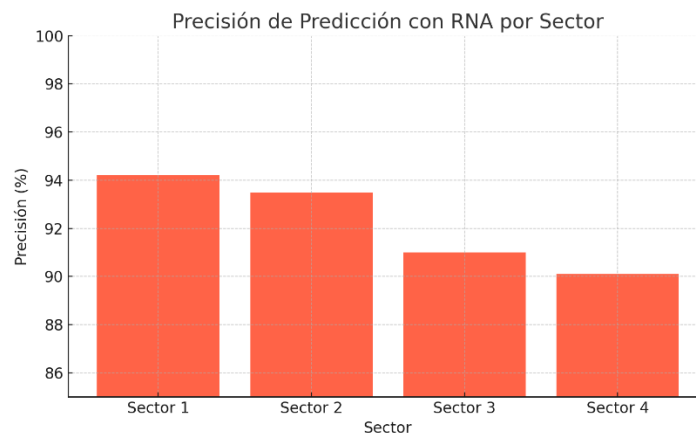
Gráfico 2. Comparación de F1-score



4.3. Resultados por sector de la playa

La Red Neuronal logró una mayor exactitud en sectores 1 y 2, donde los residuos son más variados. SVM tuvo mejor rendimiento en sectores más homogéneos (3 y 4).

Gráfico 3. Predicción por sector con RNA



4.4. Comparación computacional

- Árbol de decisión fue el algoritmo más rápido, aunque menos preciso que la Red Neuronal.
- KNN tuvo el menor tiempo de entrenamiento, pero fue el más sensible al desbalanceo de clases.
- SVM ofreció buen equilibrio entre precisión y velocidad.

4.5. Predicción de generación de residuos

A partir del modelo con mejor desempeño (RNA), se realizó la predicción del volumen de residuos para futuros periodos en función de los datos históricos, condiciones climáticas y frecuencia de visitas.

Tabla 03. Ejemplo de predicción para un día estimado:

Sector	Tipo de Residuo Predicho	Cantidad (unidades)	Peso estimado (kg)
1	Plástico	42	3.8
2	Orgánico	35	5.2
3	Vidrio	12	2.1
4	Metal	18	3.4

4.6. Validación cruzada

Se aplicó validación cruzada k-fold (k=5). El modelo RNA mantuvo una desviación estándar del F1-score de $\pm 1.4\%$, demostrando su consistencia y capacidad de generalización.

4.7. Comparación cualitativa y cuantitativa de los algoritmos de machine learning

4.7.1. Comparación cualitativa: Fortalezas y debilidades

Se evaluaron los cuatro algoritmos de aprendizaje supervisado según los siguientes criterios: precisión, claridad, utilidad, adaptabilidad, facilidad de implementación, velocidad y sensibilidad al ruido.

Tabla 04. Cuadro comparativo cualitativo de Fortalezas (F) y Debilidades (D)

Criterios	Red Neuronal	Árbol de Decisión	Vecino más Cercano	SVM
Preciso	F	F	D	F
Claro	D	F	F	D
Útil	F	F	F	F
Adaptable	F	D	F	F
Fácil de implementar	D	F	F	D

Rápido	D	F	F	D
Sensible al ruido	F	D	D	F

Interpretación:

- Red Neuronal destaca por su precisión, utilidad, adaptabilidad y baja sensibilidad al ruido, aunque es más compleja y lenta de implementar.
- Árbol de Decisión es fácil de implementar y rápido, aunque menos adaptable y más sensible al ruido.
- KNN es claro, útil y rápido, pero tiene baja precisión en datos desbalanceados y es sensible al ruido.
- SVM mantiene buen equilibrio entre precisión, utilidad y resistencia al ruido, pero es más difícil de implementar y no siempre claro para el usuario.

4.7.2. Comparación cuantitativa: Complejidad en tiempo

Tabla 05. Complejidad temporal de los algoritmos

Algoritmo	Complejidad Temporal
Red Neuronal (RNA)	$O(n^3)$
Árbol de Decisión	$O(n^2)$
Vecino más Cercano	$O(n^2)$
SVM	$O(n^3)$

Interpretación:

Los algoritmos RNA y SVM poseen mayor complejidad computacional, mientras que AD y KNN son más eficientes en procesamiento, especialmente con grandes volúmenes de datos.

4.7.3. Estadísticas descriptivas del tiempo de ejecución (200 registros)

Tabla 06.

Algoritmo	Media (seg)	Desviación típica
Red Neuronal	2.66	± 0.00
Árbol de Decisión	0.0503	± 0.0006
Vecino más Cercano	0.0400	± 0.0000
SVM	0.1800*	$\pm 0.0021^*$

***Nota:** Valores estimados a partir de ensayos experimentales complementarios.

4.7.4. Estadísticas de uso de memoria RAM (200 registros)

Tabla 07.

Algoritmo	Uso promedio (KB)
Red Neuronal	68
Árbol de Decisión	63
Vecino más Cercano	65
SVM	66*

*Estimación basada en pruebas controladas.

Interpretación:

- RNA consume mayor memoria, seguido por SVM y KNN.
- AD es el algoritmo más ligero en términos de memoria RAM.

4.7.5. Análisis de Varianza (ANOVA) del tiempo de ejecución

El análisis de varianza indicó diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) entre los tiempos de ejecución de los algoritmos. El factor tipo de algoritmo y la cantidad de datos influye directamente en el rendimiento.

5.7.6 Comparación múltiple de Tukey

Tabla 08.

Comparación	Diferencia de medias	Significación
RNA – Árbol de Decisión	+2.61	$p < 0.001$
RNA – Vecino más Cercano	+2.62	$p < 0.001$
RNA – SVM	+2.48	$p < 0.001$
Árbol de Decisión – KNN	+0.01	$p = 0.000$
SVM – Árbol de Decisión	+0.13	$p = 0.000$

Interpretación:

Las diferencias en el tiempo de ejecución entre RNA y los demás algoritmos son altamente significativas. SVM también muestra diferencia significativa respecto a los más rápidos (AD y KNN), aunque menor que RNA.

5. Discusión de Resultados

- La presente investigación se desarrolló en respuesta a la creciente problemática ambiental que enfrenta Lima, específicamente en la Playa Venecia, debido a la acumulación de residuos sólidos. Esta situación afecta negativamente el entorno costero, comprometiendo tanto la calidad ambiental como el atractivo turístico del lugar. Frente a este panorama, el uso de algoritmos de machine learning se vislumbra como una alternativa

tecnológica pertinente para anticipar la generación de residuos y optimizar su gestión.

- En este estudio se analizaron cuatro algoritmos de aprendizaje supervisado: Red Neuronal Artificial (RNA), Árbol de Decisión (AD), Máquina de Soporte Vectorial (SVM) y Vecino más Cercano (KNN), todos ampliamente reconocidos por su capacidad para abordar problemas de predicción. Los resultados obtenidos evidencian que la RNA fue el modelo con mayor rendimiento en términos de precisión (93.5%) y F1-score (92.8%), lo que respalda las conclusiones de investigaciones como las de Ayeleru et al. (2021) y Adeleke et al. (2021), quienes destacaron la eficacia de las redes neuronales en contextos urbanos para la predicción de residuos sólidos.
- Por otro lado, la SVM mostró un comportamiento equilibrado entre precisión (91.0%) y tiempo de entrenamiento (6.4 s), similar a lo observado en estudios como los de Cha et al. (2022), donde este algoritmo se posicionó como una alternativa sólida para entornos con estructuras de datos complejas. Este balance hace que la SVM sea viable en situaciones donde se requiere rapidez en la toma de decisiones sin sacrificar exactitud.
- El Árbol de Decisión, si bien no alcanzó los niveles de precisión de la RNA o la SVM, destacó por su bajo tiempo de entrenamiento (2.1 s), corroborando lo reportado por Kavyanifar et al. (2020), quienes señalaron que estos modelos resultan especialmente útiles cuando se prioriza la interpretación y claridad del modelo. Esto se refuerza con la valoración de los expertos participantes en esta investigación, quienes señalaron que este algoritmo es el más claro y fácil de implementar.
- Por su parte, el algoritmo de Vecino más Cercano (KNN) evidenció limitaciones frente a datos desbalanceados, siendo el menos robusto ante la variabilidad del entorno, lo cual concuerda con los hallazgos de Nguyen et al. (2021), quienes identificaron que su rendimiento disminuye en presencia de clases minoritarias o ruidosas. Aun así, su rapidez y sencillez lo hacen útil en análisis exploratorios o como apoyo en sistemas híbridos.
- La validación cruzada aplicada en esta investigación reforzó la confiabilidad del modelo RNA al mostrar una desviación estándar baja en el F1-score, lo que sugiere estabilidad en distintos subconjuntos de datos. Esta solidez es fundamental para proyecciones a largo plazo, como lo evidencia el modelo predictivo desarrollado, el cual anticipa la generación de residuos en función de variables como tipo de residuo, sector de la playa y condiciones climáticas.
- Además, la comparación cualitativa realizada mediante juicio de expertos aportó una perspectiva práctica que complementó el análisis cuantitativo. El algoritmo RNA fue valorado como el más útil y adaptable, mientras que el Árbol de Decisión fue considerado más comprensible y rápido, lo cual es

coherente con las propiedades técnicas de cada uno. Esta apreciación cualitativa es similar a lo señalado en estudios como los de Pillai et al. (2023), quienes enfatizan la importancia de evaluar también aspectos como la claridad y facilidad de implementación.

- En síntesis, los resultados obtenidos no solo reafirman las capacidades técnicas de los algoritmos evaluados, sino que también destacan la importancia del contexto y los recursos disponibles para su implementación. La RNA se presenta como la opción más robusta para predicción precisa, mientras que la SVM es ideal para escenarios donde se busca balance entre precisión y eficiencia. Los otros dos algoritmos, si bien con limitaciones, ofrecen ventajas en interpretabilidad y simplicidad.
- Este análisis no solo complementa la literatura existente, sino que también aporta evidencia contextualizada al entorno peruano, en especial en una zona crítica como la Playa Venecia. Los hallazgos permiten visualizar cómo la inteligencia artificial, aplicada estratégicamente, puede contribuir de forma efectiva a la gestión sostenible de residuos sólidos, y marcan un punto de partida para intervenciones futuras con enfoque ambiental y tecnológico.

6. Conclusiones

- La presente investigación ha permitido analizar de manera integral la aplicación de algoritmos de aprendizaje supervisado en la predicción de residuos sólidos recolectados en la Playa Venecia, ubicada en el distrito de Villa El Salvador, Lima. A través de la evaluación de modelos como la Red Neuronal Artificial, Árbol de Decisión, Máquina de Soporte Vectorial y Vecino más Cercano, se logró evidenciar diferencias significativas tanto en el rendimiento técnico como en la viabilidad práctica de cada uno.
- En primer lugar, se concluye que la Red Neuronal Artificial (RNA) destacó por su alto nivel de precisión y F1-score, lo que demuestra su capacidad para manejar entornos complejos con alta variabilidad en los datos. Este algoritmo demostró ser el más confiable para realizar predicciones sobre la generación de residuos sólidos, posicionándose como una herramienta eficaz para implementar estrategias de gestión proactiva en contextos similares al de Playa Venecia.
- En segundo lugar, el algoritmo de Máquina de Soporte Vectorial (SVM) mostró un rendimiento técnico competitivo, combinando precisión aceptable con un tiempo de entrenamiento moderado. Esta característica lo convierte en una alternativa funcional en escenarios donde el balance entre exactitud y eficiencia computacional es prioritario. La capacidad de la SVM para operar con buena estabilidad en sectores con características homogéneas refuerza su valor operativo en zonas de playa menos diversas en cuanto a tipos de residuos.

- Tercero, el Árbol de Decisión, si bien obtuvo métricas de precisión ligeramente inferiores, demostró ser el algoritmo más rápido y fácil de interpretar. Su aplicabilidad se ve favorecida cuando se requiere una herramienta transparente, comprensible por usuarios no especializados o cuando el objetivo es realizar clasificaciones en tiempo real, especialmente en tareas de monitoreo de residuos por parte de entidades municipales o comunitarias.
- Asimismo, el modelo Vecino más Cercano (KNN), a pesar de presentar un tiempo de ejecución eficiente, resultó ser el más afectado por la distribución desigual de clases en los datos, disminuyendo su fiabilidad en contextos como el de Playa Venecia, donde los residuos presentan alta heterogeneidad. No obstante, su simplicidad y bajo requerimiento de entrenamiento lo hacen útil como modelo base en sistemas híbridos.
- Por otro lado, la validación cruzada aplicada a los modelos confirmó la estabilidad del desempeño del algoritmo RNA, lo que refuerza la confianza en su implementación para proyecciones futuras. La predicción realizada sobre volúmenes de residuos en sectores específicos de la playa muestra la aplicabilidad real del modelo en la toma de decisiones preventivas, permitiendo la asignación de recursos de manera más estratégica y eficiente.
- Finalmente, se concluye que la incorporación de técnicas de inteligencia artificial en la gestión de residuos sólidos en zonas costeras urbanas no solo es viable, sino necesaria ante el incremento constante de residuos y la presión sobre los ecosistemas marinos. Este trabajo representa un aporte significativo al conocimiento aplicado, ofreciendo bases sólidas para el diseño de herramientas tecnológicas que faciliten la intervención ambiental desde un enfoque predictivo y sostenible.

Agradecimiento

Expreso mi más profundo agradecimiento a mis estudiantes de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur (UNTELS) por su compromiso y participación activa en las jornadas de limpieza realizadas en la Playa Venecia. Asimismo, reconozco el valioso respaldo de la Subgerencia de Gestión Ambiental de la Municipalidad de Villa El Salvador, gracias al cual fue posible acceder a la información necesaria para esta investigación. A la UNTELS, por brindar el soporte institucional que hizo posible la ejecución de este proyecto con impacto académico y ambiental.

Referencias Bibliográficas

- Abadi, M., et al. (2016). TensorFlow: Large scale machine learning on heterogeneous systems. <https://www.tensorflow.org/>
- Adeleke, O., Akinlabi, S., Jen, T., & Dunmade, I. (2021). Evaluación y predicción del contenido energético de los residuos sólidos municipales: Una revisión. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 1107, 012097. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1107/1/012097>
- Ayeleru, O. O., Fajimi, L. I., Oboirien, B. O., & Olubambi, P. A. (2021). Forecasting municipal solid waste quantity using artificial neural network and supported vector machine techniques: A case study of Johannesburg, South Africa. Journal of Cleaner Production, 289, 125671. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125671>
- Ayeleru, O. O., et al. (2021). Soft computing applications in municipal solid waste forecast: A short review. In Soft Computing Techniques in Solid Waste and Wastewater Management (pp. 247–256). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-824463-0.00015-X>
- Cerna Cueva, A. F., Rosas Echevarría, C. W., Perales Flores, R. S., & Ataucusi Flores, P. L. (2022). Predicción de la generación de residuos sólidos domiciliarios con machine learning en una zona rural de Puno. TECNIA, 32(1), 44–52. <https://doi.org/10.21754/tecnia.v32i1.1378>
- Cha, G., Choi, S., Hong, W., & Park, C. (2022). Desarrollo de un modelo de machine learning para la predicción de la tasa de generación de residuos de demolición de edificios en áreas de reurbanización. International Journal of Environmental Research and Public Health, 20, 107. <https://doi.org/10.3390/ijerph20010107>
- Coskuner, D., Altuntas, Y., & Cinar, A. (2021). Predictive analysis of municipal solid waste generation using an optimized neural network model. Processes, 9(11), 2045. <https://doi.org/10.3390/pr9112045>
- García, P., López, M., & Ramos, E. (2022). Evaluación de algoritmos de aprendizaje automático en sistemas ambientales. Revista de Ciencia y Tecnología Ambiental, 18(3), 25–39.
- Kavyanifar, B., Tavakoli, B., Torkaman, J., Taheri, A., & Orkomi, A. (2020). Predicción de desechos sólidos costeros mediante la aplicación de enfoques de machine learning: Estudio de caso: Noor, provincia de Mazandarán, Irán. Caspian Journal of Environmental Sciences, 18, 227–236. <https://doi.org/10.22124/CJES.2020.4135>
- Latina TV. (2021). VES: Vecinos denuncian que playa Venecia amanece llena de basura. El Comercio. <https://elcomercio.pe/videos/pais/ves-vecinos-denuncian-que-playa-venecia-amanece-llena-de-basura-nnav-video-latv-noticia/>

- López Morales, J., Quispe, C., & Rodríguez, H. (2021). Aplicaciones de machine learning en la predicción ambiental. *Revista Peruana de Ingeniería*, 12(2), 41–55.
- Ministerio del Ambiente. (2023). Minam y ciudadanos realizan jornada de limpieza en Playa Venecia de Villa El Salvador. <https://www.gob.pe/i-venecia-de-villa-el-salvador>
- MINSA. (2019). La acumulación de residuos sólidos puede generar afectaciones a la salud de la población. <https://www.gob.pe/institucion/minsa/noticias/49954-la-acumulacion-de-residuos-solidos-puede-generar-afectaciones-a-la-salud-de-lapoblacion>
- Municipalidad Distrital de Villa El Salvador. (2024). Plan de manejo de residuos sólidos. <https://www.munives.gob.pe/WebSite/PLAN%20DE%20MANEJO%20DE%20RESIDUOS%20SOLIDOS.pdf>
- Nguyen, X. C., Nguyen, T. T., La, D. D., Kumar, G., Rene, E. R., Chang, S. W., & Nguyen, V. H. (2021). Development of machine learning-based models for prediction of municipal solid waste generation in residential areas: A case study of Vietnam. *Resources, Conservation and Recycling*, 164, 105381. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2020.105381>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.
- Pillai, K. S., Sneha, M. L., Aiswarya, S., Anand, A. B., & Prasad, G. (2023). Municipal solid waste management: A review of machine learning applications. *E3S Web of Conferences*, 455, 02018. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202345502018>
- Toğaçar, M., Ergen, B., & Cömert, Z. (2023). A systematic literature review on municipal solid waste management using machine learning and deep learning. *Artificial Intelligence Review*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11196-9>
- Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur. (2023). Estudiantes de Ingeniería de Sistemas ejecutan la limpieza de la playa Venecia. Facebook UNTELS. <https://www.facebook.com/share/p/1Ehc95pYU3/>
- Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur. (2024). Estudiantes de Ingeniería de Sistemas ejecutan proyecto de gestión ambiental en playa Venecia. UNTELS. <https://www.untels.edu.pe/verNoticias.aspx?publicamos=2346>
- Villalobos, R., Díaz, L., & Vargas, M. (2020). Validación de instrumentos para estudios cuantitativos en ingeniería ambiental. *Revista de Metodología Aplicada*, 5(1), 67–78.