

PREDICCIÓN DEL APRENDIZAJE SOBRE EL CORREO ELECTRÓNICO EN LA POBLACIÓN MAYOR: UN ENFOQUE CON APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

Quimbayo Castro, Julián Andrés

Corporación universitaria del Huila
Neiva, Colombia
julian.quimbayo@corhuila.edu.co
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6846-9997>

García Perdomo, Edisney

Corporación universitaria del Huila
Neiva, Colombia
edisney.garcia@corhuila.edu.co
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4456-5153>

Alarcón López, Álvaro Hernán

Corporación universitaria del Huila
Neiva, Colombia
alvaro.alarcon@corhuila.edu.co
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4703-1907>

Díaz Muñoz, Freddy

Corporación universitaria del Huila
Neiva, Colombia
freddydiaz_20182@corhuila.edu.co

Granada Rojas, Katherin Dayana

Corporación universitaria del Huila
Neiva, Colombia
katheringgranada_20182@corhuila.edu.co

RESUMEN

Los adultos mayores desempeñan un papel esencial en la sociedad, ya que su vasta experiencia los convierte en fuentes valiosas de sabiduría para las generaciones más jóvenes. Sin embargo, esta etapa de la vida a menudo se percibe como solitaria y marginada, especialmente en la era digital, donde pueden carecer de conocimientos tecnológicos. El estudio se centró en evaluar el uso efectivo del correo electrónico en setenta adultos mayores después de recibir capacitación en la Agencia Cultural del Banco de la República de Neiva, Colombia, llamada "Uso efectivo del correo electrónico". El objetivo era determinar la eficacia de la capacitación y las variables relevantes para futuras sesiones. Se recopilaron datos mediante un cuestionario cuantitativo con diez preguntas de opción única, evaluadas en una escala del 1 al 10. Un análisis de prueba t pareada comparó las puntuaciones finales del pretest y el post test, revelando un avance significativo de 1.604 en promedio. Además, se evaluaron algoritmos de machine learning como el algoritmo K vecinos cercanos logrando una eficiencia perfecta de 1.0 en la predicción de puntuaciones finales, seguido de la regresión lineal con 0.67 y la máquina de regresión vectorial



con 0.60. Estos resultados destacan la pertinencia de la metodología y las variables consideradas al evaluar la apropiación tecnológica de los adultos mayores.

Palabras clave: adulto mayor, correo electrónico, herramientas tecnológicas, aprendizaje automático, predicción, aprendizaje.

ABSTRACT

Elderly people play an essential role in society, as their vast life experience makes them valuable sources of wisdom for younger generations. However, this stage of life is often perceived as solitary and marginalized, especially in the digital age, where they may lack technological knowledge. The study focused on assessing the effective use of email in seventy elderly individuals after receiving training at the Cultural Agency of Banco de la República in Neiva, Colombia, titled "Effective Email Usage." The objective was to determine the effectiveness of the training and relevant variables for future sessions. Data was collected through a quantitative questionnaire with ten single-choice questions, evaluated on a scale from 1 to 10. A paired t-test analysis compared the final scores of the pretest and posttest, revealing a significant improvement of 1.604 on average. Additionally, machine learning algorithms were evaluated, with the K-nearest neighbors algorithm achieving a perfect efficiency score of 1.0 in predicting final scores, followed by linear regression with 0.67, and support vector regression with 0.60. These results underscore the relevance of the methodology and variables considered when assessing the technological adoption of elderly people.

Keywords: elderly people, email, digital tools, machine learning, prediction, learning.

1. INTRODUCCIÓN

En la última década, la rápida evolución tecnológica ha transformado la interacción con el entorno y los demás, destacando su impacto en los adultos mayores, considerados así a partir de los 60 años (Minsalud, 2023). La adaptación tecnológica en esta etapa puede afectar significativamente su calidad de vida. La relación de los adultos mayores con la tecnología ha ganado importancia. A pesar de las percepciones tradicionales sobre sus dificultades con la tecnología, se reconoce cada vez más su potencial y beneficios. La investigación se centra en medir la apropiación de los adultos mayores en una herramienta esencial en su uso diario en el mundo tecnológico: el correo electrónico.

Aunque la publicidad tecnológica no suele dirigirse a este grupo, es crucial que no se sientan excluidos de los avances tecnológicos. La tecnología puede ser un aliado, activando funciones cognitivas, fortaleciendo vínculos sociales y mejorando su calidad de vida (Cristancho, 2022). La metodología andragógica, centrada en la educación de personas adultas, busca promover la inclusión digital y reducir la brecha digital. La investigación tiene como objetivo enseñar el uso del correo electrónico para medir la capacidad de aprendizaje en adultos mayores y responder a la pregunta: ¿Cuál es el nivel de uso efectivo del correo electrónico en este grupo?

2. MARCO CONCEPTUAL

En los últimos años, el uso de la tecnología e internet ha aumentado drásticamente a nivel mundial. Este incremento no se limita a la población joven, ya que se observa un creciente interés en personas mayores de 60 años, contribuyendo significativamente a la felicidad, adaptación e inclusión social (Nimrod, 2020).

La sociedad actual está fuertemente influenciada por las tecnologías informáticas, que proporcionan herramientas para el desarrollo social, cultural y empresarial. Aunque se ha dado un crecimiento exponencial, los adultos mayores enfrentan obstáculos y una brecha digital debido

a factores como el estrato socioeconómico y la falta de apoyo (Quinde et al., 2020). A pesar de ser un apoyo valioso en el envejecimiento, las tecnologías digitales aún enfrentan obstáculos y una brecha digital que dificulta la plena participación de los adultos mayores (Martínez Gálvez & Ortega Expósito, 2021). Algunos países han implementado acciones para reducir esta brecha, como capacitación en cómputo, aumentando así las posibilidades de comunicación (Gobierno de México, 2023).

La andragogía juega un papel importante en la enseñanza de tecnología a adultos mayores, ya que fomenta la autonomía y el autoaprendizaje (Latorre Barragán, 2021). La aplicación de técnicas de aprendizaje automático permite medir eficientemente la metodología y anticipar posibles fallas en la adquisición de conceptos sobre el uso del correo electrónico. La importancia de medir y vincular a los adultos mayores a las tendencias sociales se destaca con el crecimiento de la población mundial mayor de 60 años, según un estudio de las Naciones Unidas (2022). La globalización, los avances tecnológicos y otros cambios influyen directa e indirectamente en la vida de las personas mayores.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

Esta investigación emplea una metodología de información documental con enfoque cualitativo-descriptivo para analizar la apropiación del tema en 70 participantes de edades entre 41 y 88 años. Se abordaron contenidos sobre el correo electrónico de Google, Gmail, desde conceptos generales hasta el dominio básico de la herramienta. Se utilizó un cuestionario pretest para evaluar los conocimientos iniciales y focalizar los talleres, que se realizaron de manera presencial durante 10 meses con clases teórico-prácticas, material de repaso y sesiones semi-personalizadas en el espacio de la biblioteca del Banco de la república en la ciudad de Neiva – Huila y con el apoyo del programa de ingeniería de sistemas su grupo INPROTI y el semillero Sociedad NTIC.

Se aplicó un post test para medir el nivel de apropiación del conocimiento. En la construcción de modelos de aprendizaje automático, se utilizó la metodología CRISP-DM, con fases de entendimiento del problema, análisis descriptivo exploratorio, preparación de datos, modelado y evaluación. Se usaron dos datasets (pretest y post test) y tres algoritmos (regresión lineal, máquina de regresión vectorial y k vecinos cercanos) para predecir la puntuación final de conocimiento en correo electrónico. Se iteraron en combinaciones de entrenamiento y testeo (60% - 40%, 70% - 30% y 80% - 20%) utilizando Python 3.10.9 y sklearn en Visual Studio Code. A continuación, se detalla el instrumento evaluador con el cual se realizó la medición de un antes y un después de la investigación.

Tabla 1.
Instrumento evaluador

Categoría	Pregunta	Opciones de respuesta
Conocimiento general en tecnología	P1. ¿Cuáles son las partes fundamentales de un computador?	Escritorio, silla y base Teclado, ratón y pantalla Teclado, escritorio y plóter Impresora, pantalla y silla
	P2. ¿Qué programa de ofimática usamos para escribir cartas?	Word, Excel, PowerPoint, Paint
	P3.Cuál de las enunciadas en el siguiente listado hacen parte de las herramientas utilizadas para crear un correo electrónico.	Tener una computadora o un teléfono o dispositivo inteligentes con acceso a internet Debe tener un celular para realizar llamadas

Predicción del Aprendizaje sobre el Correo Electrónico en la Población Mayor: Un Enfoque con Aprendizaje Automático

	No es necesario saber sus datos personales Debe compartir su clave con un familiar o conocido
P4. Del siguiente listado maque cual es un navegador de Internet	Windows, Microsoft Office, Google Chrome, Gmail
P5. Del siguiente listado seleccione los principales proveedores de correo electrónico:	WhatsApp, YouTube Gmail, Hotmail, Yahoo Windows, Microsoft office Google Drive
P6. ¿Qué es el correo electrónico?	Es un servicio que permite enviar y recibir mensajes de otros usuarios Es un servicio y programa que me ayuda a consultar en internet Es una aplicación que ofrece servicios de entretenimiento. Un programa que permite escuchar música
P7. ¿Cuál de las siguientes cuentas de correo electrónico tiene una estructura incorrecta?	kathefmd.gmail.com katheryngranada@gmail.com freddydiazm1998@gmail.com freddy. diaz. Muñoz@gmail.com
P8. Una dirección de correo electrónico tiene una estructura y está siempre debe tener:	Siempre debe tener el símbolo de arroba (@) Debe ser en mayúscula sostenida Siempre debe incluir un numero Ninguna de las anteriores
P9. ¿Qué tipos de archivos se pueden enviar en un mensaje por correo electrónico?	Fotos, videos y cualquier documento Solo documentos de Word Solo documentos de Excel Solo documentos de Paint
P10. El uso y las aplicaciones que tiene una cuenta de correo van mucho más allá de mantenernos conectados con nuestros amigos y familiares. ¿Para que se utiliza nuestro correo electrónico?	Sincronizar toda la información almacenada, como contactos, agenda, localizaciones guardadas, etc., en nuestros dispositivos. Redactar un documento con imágenes y videos Realizar o llevar la contabilidad personal Elaborar presentaciones y trabajos colaborativos

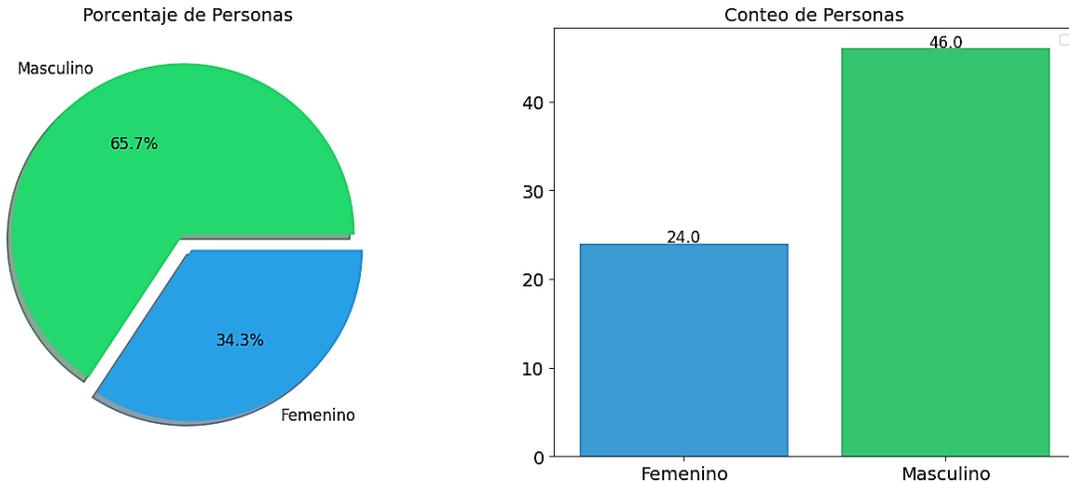
Conocimiento específico en correo electrónico

De igual forma se complementó el estudio con la puntuación total del pretest y post test en una escala de 1 a 10 siendo 1 muy bajo y 10 muy alto, otra variable fue la edad, género y estrato social de 1 a 4 siendo el 1 el valor más bajo y 4 el valor más alto, finalmente un nivel de escolaridad de 1 a 5 distribuido de la siguiente manera: 1 primaria, 2 bachillerato, 3 técnico, 4 tecnológico y 5 profesional.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La población se distribuyó de la siguiente manera: 15 personas menores de 60 años, 22 personas entre 60 a 70 años, 24 personas entre 70 – 80 años y finalmente 9 personas entre 80 y 90 años respectivamente. En cuanto a la distribución por género se presentó 65.7% de adultos mayores del género masculino y 34.3% del género femenino como se evidencia en la figura 1.

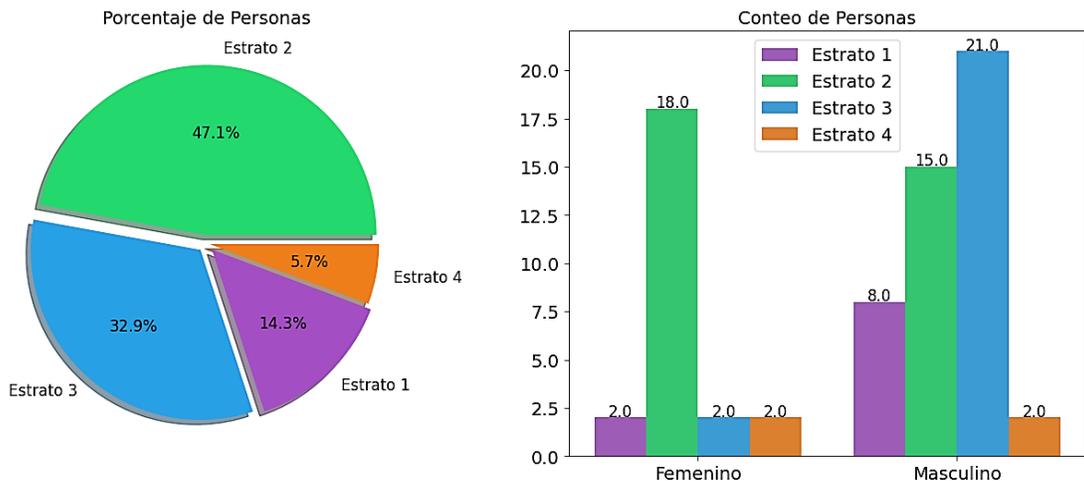
Figura 1 Distribución de población de estudio



Fuente: Autores

En cuanto a la distribución por estrato socioeconómico se encontró 10 personas del estrato uno, 33 personas del estrato dos, 23 personas del estrato tres y finalmente 4 personas del estrato cuatro. Esto equivale a 14.3%, 47.1%, 32.9% y 5.7% respectivamente de la población total en el mismo orden de estratos anteriores, tal como se evidencia en la figura 2.

Figura 2 Distribución de población por estrato socioeconómico

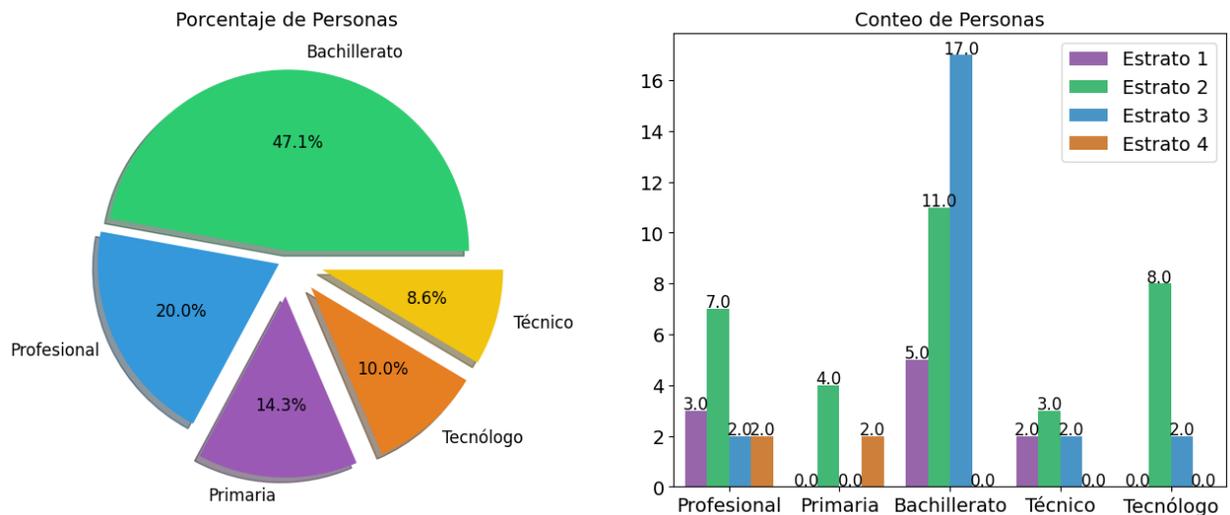


Fuente: Autores

Predicción del Aprendizaje sobre el Correo Electrónico en la Población Mayor: Un Enfoque con Aprendizaje Automático

Por otro lado, en cuanto al nivel de escolaridad de la población objeto de estudio por estrato se evidenció lo siguiente: el 14.3% posee nivel de primaria, el 47.1% nivel de bachillerato, el 20.0% nivel profesional, 8.6% nivel técnico y finalmente 10.0% nivel tecnológico, se determina la mayor participación en el estrato 3, tal como se puede observar en la figura 3.

Figura 3 Distribución de población por nivel de escolaridad y estrato



Fuente: Autores

Teniendo en cuenta dicha distribución se procede a comenzar con la metodología CRISP-DM que define los pasos necesarios para la creación de soluciones predictivas acorde a las necesidades para poder predecir el nivel de aprendizaje en adultos mayores sobre las temáticas de correo electrónico.

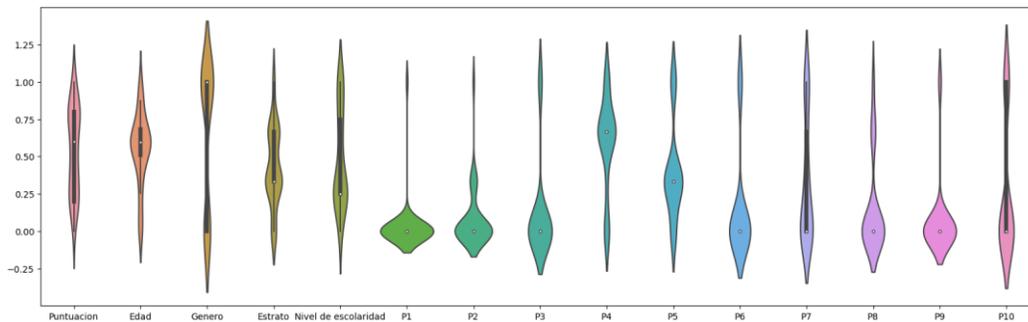
4.1. ENTENDIMIENTO DEL PROBLEMA:

Para el entendimiento del problema se procede a plantear un enfoque de solución dada la premisa de poder predecir el nivel de aprendizaje de los adultos mayores con base en un sistema de puntuación en una escala de 1 a 10, siendo 1 bajo y 10 muy alto. De igual manera conocer cuáles son las variables a tener en cuenta en una mejora continua del instrumento y finalmente reconocer cuál algoritmo es el más importante en cuanto a eficiencia y diferencia entre lo observado y precedido a fin de establecer una predicción acertada.

4.2. ENTENDIMIENTO DE LOS DATOS (ANÁLISIS DESCRIPTIVO EXPLORATORIO)

Dentro del análisis descriptivo exploratorio se analizó ambos data set tanto del pretest y el post test encontrando una data no normalizada allí se procede a normalizar la data entre cero (0) y uno(1) para así evitar la dispersión de los datos y establecer una desviación estándar equidistante, como se evidencia en la figura 4, en la tabla 2 y 3.

Figura 1 Datos normalizados del pretest



Fuente: Autores

Tabla 2. Distribuciones Normalizadas del pretest

	count	mean	Std Normalizada	Std Sin Normalizar
Puntuacion	70.0	0.540000	1.458111	
Edad	70.0	0.551368	11.485016	
Género	70.0	0.657143	0.478091	
Estrato	70.0	0.433333	0.786664	
Nivel de escolaridad	70.0	0.475000	1.331339	
P1	70.0	0.028571	0.335603	
P2	70.0	0.080952	0.600379	
P3	70.0	0.128571	0.337142	
P4	70.0	0.590476	0.935165	
P5	70.0	0.395238	0.952386	
P6	70.0	0.157143	0.366563	
P7	70.0	0.328571	1.221698	
P8	70.0	0.161905	0.959209	
P9	70.0	0.071429	0.259399	
P10	70.0	0.271429	0.447907	

Tabla 3. Distribuciones Normalizadas del postest

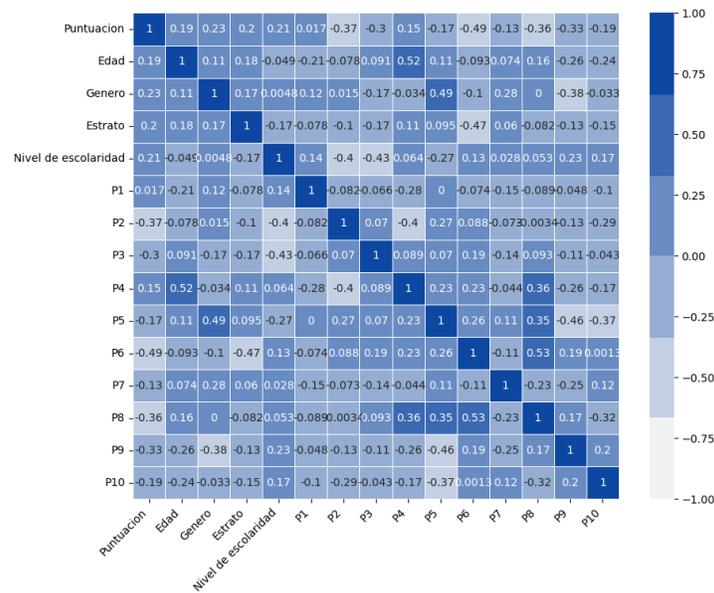
	count	mean	Std Normalizada	Std Sin Normalizar
Puntuación	70.0	0.284157	0.568314	
Edad	70.0	0.284476	13.370350	
Género	70.0	0.431906	0.431906	
Estrato	70.0	0.201216	0.603647	
Nivel de escolaridad	70.0	0.320314	1.281255	
P1	70.0	0.289928	0.579855	
P2	70.0	0.233791	0.233791	
P3	70.0	0.000000	0.000000	
P4	70.0	0.170251	0.340503	
P5	70.0	0.167802	0.167802	
P6	70.0	0.302166	0.302166	
P7	70.0	0.259399	0.778197	
P8	70.0	0.000000	0.000000	
P9	70.0	0.000000	0.000000	
P10	70.0	0.273178	0.819534	

Así mismo, para reconocer cuáles son las variables más importantes se realizó un ejercicio de correlación de Spearman(Lobo & Guntur, 2018), la cual permite identificar como una variable

Predicción del Aprendizaje sobre el Correo Electrónico en la Población Mayor: Un Enfoque con Aprendizaje Automático

puede definir otra en este casos cuales son las preguntas que puedan ayudar a predecir la puntuación tanto en el pretest como en el postest, como se evidencia en la figura 5 en cuanto a las mayores correlaciones se 0.53 entre la pregunta P8 y P6 y la edad con la pregunta P4 con 0.52 pero ninguna oportuna para predecir la puntuación.

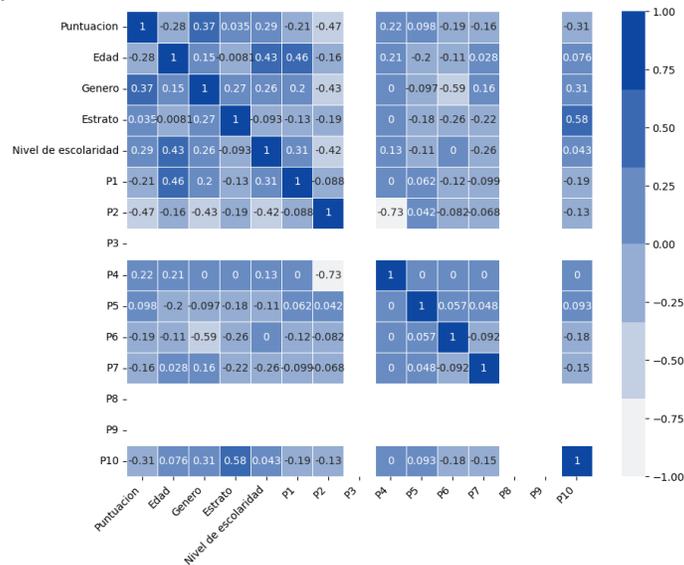
Figura 2 Correlación Spearman pretest



Fuente: Autores

De igual manera para el post test solo se presentó correlación por encima de 0.5 con las variables estrato y la pregunta P10 con un valor de 0.58, pero ninguna con suficiente fuerza para la predicción de la puntuación final del post test como se evidencia en la figura 6.

Figura 3 Correlación Spearman post test

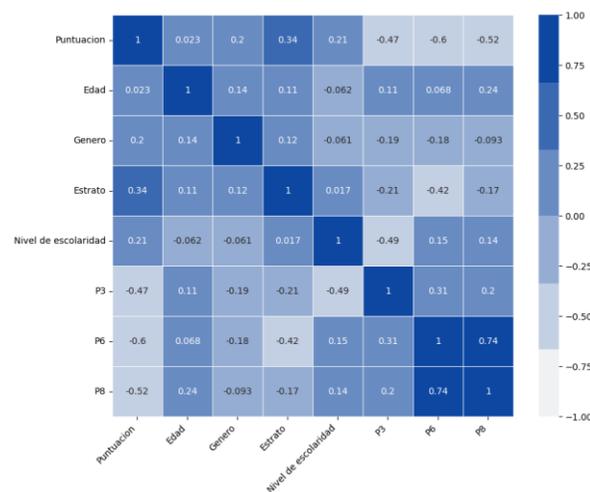


Fuente: Autores

4.3. PREPARACIÓN DE LOS DATOS

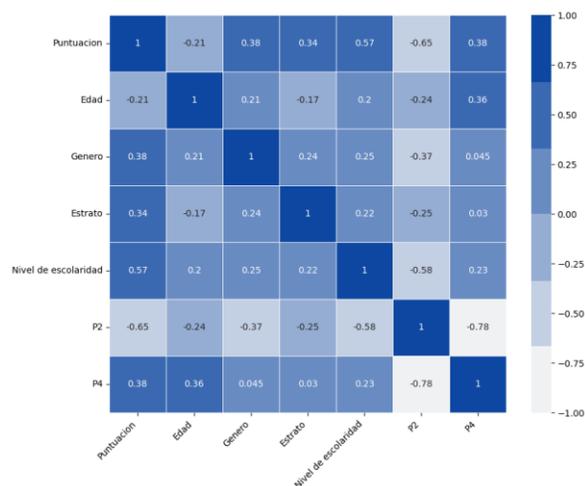
En esta fase de construcción de los modelos predictivos teniendo en cuenta el problema de desbalance de género en los adultos mayores donde existe mayor distribución de hombres con 46 y mujeres con 24 se procede a realizar la técnica de oversampling, que consiste en generar data sintética que crezca en proporción que permita nivelar las categorías de hombre y mujeres para un total de 106 observaciones. Para esto se realizó en los datasets de pretest y postest la correspondiente aplicación de la librería resample de Python. Así pues, se procedió a eliminar las columnas que no aportaban valor a la correlación de spearman y que generaban valores negativos sobre la predicción de la puntuación para el caso del pretest se eliminó las variables: P1, P2, P4, P5, P7, P9 y P10; por otro lado para el caso del post test se eliminaron las variables: P1, P5, P7, P3, P9, P10, P6, P10 y P8, generando nuevas correlaciones de mayor valor para la futura predicción como se evidencia en la figura 7 y 8.

Figura 7 Correlación spearman pretest mejorada



Fuente: Autores

Figura 8 Correlación de spearman post test mejorada

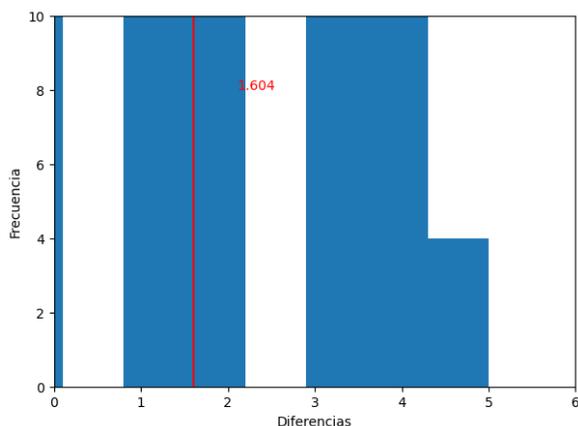


Fuente: Autores

Predicción del Aprendizaje sobre el Correo Electrónico en la Población Mayor: Un Enfoque con Aprendizaje Automático

Con este proceso en mente se realizó una prueba t student pareada que permite conocer la diferencia entre el rendimiento de los adultos mayores a nivel del pretest y post test encontrando un aumento del rendimiento en 1.6 puntos por encima del valor inicial como se evidencia en la figura 9. Esto indica el nivel de aumento de conocimiento del adulto mayor en cuanto al manejo de conceptos sobre correo electrónico. De igual manera hay que reconocer que las variables de mayor importancia para el ejercicio inicial son el estrato socioeconómico, la edad, el nivel de escolaridad, y las preguntas P2, P4, P6, P8 y P3, como insumos necesarios para un instrumento futuro más consolidado. Finalmente se procede a crear el modelo de aprendizaje automático teniendo en cuenta tres iteraciones en cuanto a la distribución de la data de entrenamiento y testing las cuales fueron: 60% entrenamiento – 40% testeo, 70% entrenamiento – 30% testeo y 80% entrenamiento – 20% testeo respectivamente para los tres algoritmos seleccionados.

Figura 4 Prueba t Student para pretest y post test en la puntuación final



Fuente: Autores

4.4. MODELADO

Para el modelado se usó los algoritmos de regresión lineal, K vecinos cercanos y Máquina de soporte vectorial para regresión. Los resultados de la predicción realizada en las tres iteraciones a nivel de porcentaje de datos de entrenamiento y testeo del dataset de post test arrojaron los siguientes resultados evidenciados en la tabla 4.

Tabla 4. Resultados de las iteraciones

Algoritmo	Iteración	Eficiencia (R ²)	RMSE
Regresión Lineal	60% entrenamiento 40% testeo	0.6470860013404938	0.17638424453635182
	70% entrenamiento 30% testeo	0.6351499343964782	0.17066761390670843
	80% entrenamiento 20% testeo	0.6707449294823551	0.1792852088705296
Máquina de Soporte Vectorial Regresión	60% entrenamiento 40% testeo	0.6165883282306939	0.1838476196961139
	70% entrenamiento 30% testeo	0.5614334438974576	0.18711631566297987
	80% entrenamiento 20% testeo	0.602905391233112	0.1968907081585217
K Vecinos Cercanos	60% entrenamiento 40% testeo	1.0	0.0
	70% entrenamiento	1.0	0.0

	30% testeo		
	80% entrenamiento	1.0	0.0
	20% testeo		

4.5. EVALUACIÓN

Se reconoce el algoritmo K vecinos más cercanos con una cantidad de vecinos de 4 y utilizando el parámetro de distancia una predicción totalmente eficiente con un R^2 de 1.0, seguido con un algoritmo de máquina de Soporte Vectorial de regresión con 0.61 de R^2 y finalmente un algoritmo de regresión 0.67 de R^2 , los modelos actuaron cercanos a un valor RMSE de entre 0.17 a 0.19 lo cual indica una predicción correcta versus lo observado.

5. CONCLUSIONES

Como conclusiones se demostró que con 6 variables (Edad, estrato, genero, nivel de escolaridad, P2 y P4) es posible predecir el nivel de aprendizaje basados en la puntuación final de los adultos mayores haciendo uso del algoritmo vecinos más cercanos con una eficiencia de 1.0 y parametrizando 4 vecinos con el uso del valor de distancia para los cálculos internos.

Si bien el crecimiento en el conocimiento no llega a los dos puntos en la puntuación se evidencia un crecimiento en los adultos mayores en cuanto contenidos sobre correo electrónico. Así pues, se hace necesario mejorar el instrumento de evaluación que permita medir el índice de Cronbach para revisar su nivel de robustez ante la validez de la prueba de conocimiento.

Finalmente, se reconoce el uso de técnicas de machine learning para poder realimentar el proceso pedagógico modelado el escenario de conocimiento por medio de un ejercicio tradicional de pretest y postest.

REFERENCIAS

- Aguilar Flores, S. M., & Chiang Vega, M. M. (2020). Factores que determinan el uso de las TIC en adultos mayores de Chile. *Revista científica*, 296-308.
<http://www.scielo.org.co/pdf/cient/n39/2344-8350-cient-39-296.pdf>
- Arguelles Pabón, D. C., Chica Cañas, F., Guzmán Serna, M. D., Pava Díaz, G. H., & Montejó Ángel, F. A. (2019). Referentes para una mirada actualizada del bienestar universitario en el contexto de la educación a distancia y virtual. Bogotá: Ediciones EAN.
<https://repository.universidadean.edu.co/handle/10882/9449?locale-attribute=es>
- Cristancho, A. M. (05 de 07 de 2022). Fepropaz Fundación. Obtenido de Los beneficios de la tecnología para los adultos mayores
<https://fepropaz.com/tecnologia-adultos-mayores/>
- Flores Cabello, L. M. (2020). La alfabetización digital en el público adulto mayor. *Revista ComHumanitas*, 70.
https://repositorio.consejodecomunicacion.gob.ec/handle/CONSEJO_REP/2733
- Gobierno de México. (15 de 08 de 2023). Obtenido de Alfabetización digital y envejecimiento activo
<https://www.gob.mx/inapam/articulos/alfabetizacion-digital-y-envejecimiento-activo>
- Latorre Barragán, C. F. (2021). La andragogía y las tecnologías de información y comunicación (TIC). *Revista digital CITAS*.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8663074>
- Martínez Gálvez, C., & Ortega Expósito, T. (2021). El papel de las tecnologías digitales en el envejecimiento activo hacia una mayor independencia. *MLS Inclusion and Society Journal*, 96-116.

Predicción del Aprendizaje sobre el Correo Electrónico en la Población Mayor: Un Enfoque con Aprendizaje Automático

- <https://www.mlsjournals.com/MLS-Inclusion-Society/article/view/1048/1339>
Minsalud. (13 de 08 de 2023). Ministerio de salud Colombia. Obtenido de <https://www.minsalud.gov.co/proteccionsocial/promocion-social/Paginas/envejecimiento-vejez.aspx>
- Nimrod, G. (2020). Aging Well in the Digital Age: Technology in Processes of Selective Optimization with Compensation. *The Journals of Gerontology*, 2008-2017. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31504873/>
- Quinde Barcia, B., Mosquera, M., & Vázquez-Martínez, A. (2020). Brecha Digital en Adultos Mayores: Accesibilidad Tecnológica y Redes Sociales. *GIGAPP Studios Working Papers*, 744-757. <https://www.gigapp.org/ewp/index.php/GIGAPP-EWP/article/view/220/228>
- Alaraj, R., & Alshammari, R. (2020). Utilizing Machine Learning to Recognize Human Activities for Elderly and Homecare. *Acta Informática Medica*, 28(3), 196-201. <https://doi.org/10.5455/aim.2020.28.196-201>
- Lobo, M., & Guntur, R. D. (2018). Spearman's rank correlation analysis on public perception toward health partnership projects between Indonesia and Australia in East Nusa Tenggara Province. *Journal of Physics: Conference Series*, 1116, 022020. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1116/2/022020>
- Naciones Unidas. (2022). *Ageing and health*. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ageing-and-health>
- Nahar, N., Hossain, M. S., & Andersson, K. (2020). A Machine Learning Based Fall Detection for Elderly People with Neurodegenerative Disorders. En M. Mahmud, S. Vassanelli, M. S. Kaiser, & N. Zhong (Eds.), *Brain Informatics* (Vol. 12241, pp. 194-203). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-59277-6_18
- Romeo, L., Marani, R., D'Orazio, T., & Cicirelli, G. (2023). Video Based Mobility Monitoring of Elderly People Using Deep Learning Models. *IEEE Access*, 11, 2804-2819. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3234421>
- Wirth, R., & Hipp, J. (2000). *CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining*.