

Artificial intelligence for personality prediction based on handwriting and signature: a systematic review

Ralph Junior Ibañez-Chanamé, Systems Engineering and Computer Science student,
Universidad Tecnológica del Perú, Peru, U20215522@utp.edu.pe
Jury Yesenia Aquino-Trujillo, Dra in Education,
Universidad Tecnológica del Perú, Peru, C22835@utp.edu.pe

Abstract: *Artificial intelligence (AI) is increasingly being used to assess personality in various contexts. Therefore, this study focuses on identifying and evaluating the most effective techniques in computational graphology. An exhaustive search was carried out in scopus, reviewing articles published between 2014 and 2024 using the PRISMA methodology, selecting 29 articles and 6 additional ones through citation extraction, from a total of 1262 records. The results highlighted the difficulty of manual feature extraction, which is prone to errors. However, advanced AI techniques such as machine learning and deep learning are significantly improving the accuracy of interpreting graphological features. Therefore, a wide variability in the accuracy of the techniques was observed, with some showing high levels of accuracy, while others had difficulties in generalizing results across different datasets. This review provides a solid foundation for future research and practical applications in computational graphology.*

Keywords: *machine learning, deep learning, artificial intelligence, personality, graphology*

Inteligencia artificial para la predicción de personalidad basado en la escritura y firma: una revisión sistemática

Ralph Junior Ibañez-Chanamé, estudiante de ingeniería de sistemas e informática,
Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U20215522@utp.edu.pe
Jury Yesenia Aquino-Trujillo, Dra en educación,
Universidad Tecnológica del Perú, Perú, C22835@utp.edu.pe

Resumen: *La inteligencia artificial (IA) está siendo cada vez más utilizada para evaluar la personalidad en diversos contextos. Por ello, en este estudio se enfoca en identificar y evaluar las técnicas más efectivas en la grafología computacional. Se realizó una búsqueda exhaustiva en scopus, revisando artículos publicados entre 2014 y 2024 mediante la metodología PRISMA, seleccionando 29 artículos y 6 adicionales mediante extracción de citas, de un total de 1262 registros. Los resultados destacaron la dificultad de la extracción manual de características, propensa a errores. Sin embargo, las técnicas avanzadas de IA, como machine learning y deep learning, están mejorando significativamente la precisión en la interpretación de características grafológicas. Por lo tanto, se observó una amplia variabilidad en la precisión de las técnicas, algunas mostraron altos niveles de exactitud, mientras que otras presentaron dificultades para generalizar resultados en diferentes conjuntos de datos. Esta revisión proporciona una base sólida para futuras investigaciones y aplicaciones prácticas en la grafología computacional.*

Palabras clave: *machine learning, deep learning, inteligencia artificial, personalidad, grafología*

I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la evaluación del carácter de una persona se puede llevar a cabo de diversas maneras, una de las cuales es el análisis de su escritura, también conocido como grafología, que consiste en interpretar el estilo de escritura y firma de una persona para determinar aspectos de su personalidad y carácter, por ello, ciertos psicólogos, afirman el análisis del manuscrito de cada individuo puede revelar hasta 100 características de personalidad [1]. Algunos de los aspectos clave examinados en el manuscrito incluyen la rapidez, la fuerza aplicada, la forma de las letras, su tamaño, la consistencia en el trazo, la inclinación y el orden [2]. Esta información puede tener diversas aplicaciones, como en la selección de personal, donde la grafología se emplea como herramienta de evaluación.

Sin embargo, el desarrollo de un sistema de detección automatizada que identifique personalidades a partir de patrones de firma y escritura sigue siendo un desafío [1]. Hasta el momento, hay pocas investigaciones en el campo de la grafología computacional centradas en la escritura manual. Dado que la esencia de la grafología implica la extracción de rasgos de textos escritos a mano, por lo que es crucial identificar características relevantes y eficaces. Debido a que este proceso puede ser muy prolongado, parece inevitable que el uso de computadoras se vuelva indispensable [3]. Además, en varias investigaciones han mostrado una precisión promedio de

80.25%, lo que señala ciertas limitaciones en los procesos de segmentación y extracción de características [1]–[5].

Por lo tanto, cada investigación ha utilizado diferentes algoritmos de procesamiento de imágenes y clasificación, con el objetivo de obtener una precisión aceptable y eficaz. Sin embargo, a pesar de los avances tecnológicos, la investigación en el campo de la grafología computacional sigue siendo limitada. Existe una necesidad de consolidar el conocimiento existente y evaluar de manera crítica las técnicas y enfoques utilizados hasta la fecha.

Por ello, en esta revisión sistemática tiene como objetivo investigar y sintetizar el estado actual de la investigación sobre la aplicación de inteligencia artificial en la predicción de la personalidad basada en la escritura y la firma. Específicamente, se busca identificar y evaluar qué técnicas o métodos son más efectivos en el ámbito de la grafología computacional, sus resultados en términos de precisión, y los desafíos enfrentados en este proceso. Al hacerlo, se pretende proporcionar una base sólida para futuras investigaciones y aplicaciones prácticas en la grafología computacional.

Además, se ha estructurado para abordar integralmente la identificación y evaluación de las técnicas de IA utilizadas en los diversos estudios. Comienza con la metodología donde se incluye la formulación de preguntas PICO y criterios de inclusión/exclusión y la selección de artículos para el análisis. Los resultados se presentan organizados por año y país de publicación, acompañados de un análisis de la co-ocurrencia de palabras clave. La discusión interpreta los hallazgos relativos a problemas, técnicas y resultados. Finalmente, la conclusión resume los hallazgos clave y ofrece recomendaciones para futuras investigaciones en este campo emergente.

II. METODOLOGÍA

La investigación presentada consiste en una revisión sistemática de la literatura (RSL), un método riguroso destinado a recopilar, analizar y evaluar críticamente una amplia variedad de estudios disponibles, desde artículos hasta actas de congresos, libros y disertaciones, con el fin de mantener al lector actualizado sobre la literatura más reciente en un tema específico y analizar a fondo los puntos esenciales del conocimiento vigente en una determinada temática, sugiriendo áreas para una exploración más detallada; además, el método

PICOC (Población, Intervención, Comparación, Resultado y Contexto) son esenciales en este enfoque, desglosando sus objetivos en términos clave de búsqueda y facilitando la formulación de preguntas de investigación precisas, siendo ampliamente utilizados en las áreas de las ciencias de la salud y las ciencias sociales, estos criterios alientan a los investigadores a considerar los diversos componentes de las preguntas de investigación, contribuyendo a un enfoque más completo y exhaustivo en la exploración del conocimiento existente [6]. En esta investigación se formularon tres preguntas que guiarán la realización de la revisión sistemática:

Tabla 1 Pregunta PICO

Componente PICO	Pregunta	Keywords
P = Problema	¿Qué problemas presentan en los procesos manuales?	Graphology Handwriting analysis, handwriting, Handwritten Signature, Signature recognition, signature, Handwriting recognition, Computational graphology, Characteristics psychological, Profile psychological, Writing Style
I = Intervención	¿Qué técnicas de inteligencia artificial se han aplicado?	Artificial Intelligence Convolutional neural networks, Image processing, K nearest neighbors, Convolutional networks, Machine Learning, Deep Learning, Support vector machines, Machine learning classification, Image processing for handwriting analysis
O = Resultado	¿Cuánto de precisión se obtuvo al implementar el algoritmo?	Personality prediction Personality traits, Emotion recognition,

		Personality, prediction models
--	--	--------------------------------

En la etapa siguiente, se realizó la búsqueda en la base de datos Scopus, que alberga una vasta colección de 33 millones de registros acumulados desde el año 1841, incluyendo una amplia gama de fuentes como revistas revisadas por pares, actas de congresos, publicaciones comerciales y series de libros en diversas áreas del conocimiento [7]. Para esta revisión sistemática, se estableció la siguiente cadena de búsqueda para obtener los documentos necesarios para la investigación:

“(TITLE-ABS-KEY (graphology OR ((analysis OR signature OR recognition) AND handwriting) OR "Signature recognition" OR signature OR "Writing Style" OR ((profile OR characteristics) AND psychological) OR "Computational graphology" OR "Handwriting features") AND TITLE-ABS-KEY ("artificial intelligence" OR ai OR "Convolution neural networks" OR cnn OR "Image processing" OR "K nearest neighbors" OR knn OR "Convolution networks" OR "Support vector machines" OR svm OR "Machine learning classification" OR "Image processing for handwriting analysis" OR "machine learning" OR ml OR "deep learning" OR "Neural networks" OR "Feature extraction" OR "Decision trees" OR "Random forests" OR "Fuzzy logic" OR "Artificial neural networks" OR ann OR "Bayesian networks" OR "Learning algorithms" OR "natural language processing") AND TITLE-ABS-KEY (((traits OR recognition OR prediction OR "Big five") AND personality) OR "prediction models" OR "Emotion Classification" OR " text analysis" OR "Sentiments")) AND PUBYEAR > 2013 AND PUBYEAR < 2025 AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "ENGI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "COMP")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar")) AND (LIMIT-TO (OA , "all"))”

Después de obtener los resultados de la búsqueda en scopus, se aplicaron los criterios de elegibilidad para seleccionar los documentos necesarios para esta investigación, los cuales se detallan en las siguientes tablas:

Tabla 2 - Criterios de inclusión

Nº	Criterio
CI1	Publicaciones que tengan relación con problemas de precisión en escritura y firma
CI2	Publicaciones que traten el tema sobre inteligencia artificial
CI3	Estudios que versen sobre la predicción de personalidad

Estos criterios se establecieron como esenciales para incluir publicaciones que aborden problemas de precisión en la escritura y firma, considerando que estos aspectos son fundamentales para evaluar la autenticidad y las características personales en el análisis de firmas y textos escritos. Además, se consideraron estudios sobre inteligencia artificial, dado que esta

tecnología es crucial para desarrollar modelos predictivos eficientes. Finalmente, se incorporaron estudios que investigan la predicción de la personalidad, puesto que es el objetivo principal de la investigación.

Tabla 3 - Criterios de exclusión

Nº	Criterios
CE1	Publicaciones que no son de acceso abierto
CE2	Publicaciones que no están en idioma inglés
CE3	Artículos inferiores al año 2014
CE4	Artículos que no pertenecen al área temática de ingeniería y ciencias de la computación

Con estos criterios, se decidió excluir publicaciones que no son de acceso abierto para asegurar la accesibilidad, así como aquellas que no están en inglés, dado que este es el idioma predominante en la literatura científica. Asimismo, se descartaron artículos publicados antes del año 2014 para asegurar la relevancia y actualidad, y aquellos que no pertenecen a los campos de ingeniería y ciencias de la computación, dado que el enfoque de la investigación es la aplicación de inteligencia artificial para la predicción de la personalidad de la escritura y firma.

Durante el proceso de selección, se excluyeron los registros que no se pudieron descargar o que no eran de acceso abierto. Asimismo, se aplicaron los criterios de exclusión mostrados en la tabla 3 para asegurar que los artículos fueran actuales y pertinentes al tema de investigación. Como resultado, se obtuvieron 126 artículos de un total de 1262 registros. Para ilustrar el proceso de selección, se utilizó la gráfica PRISMA, una guía que asiste a los revisores sistemáticos en la comunicación clara y transparente de los motivos y metodologías empleadas para llevar a cabo una revisión [8]. A continuación, se presenta en la figura 1 la gráfica PRISMA con los resultados obtenidos:

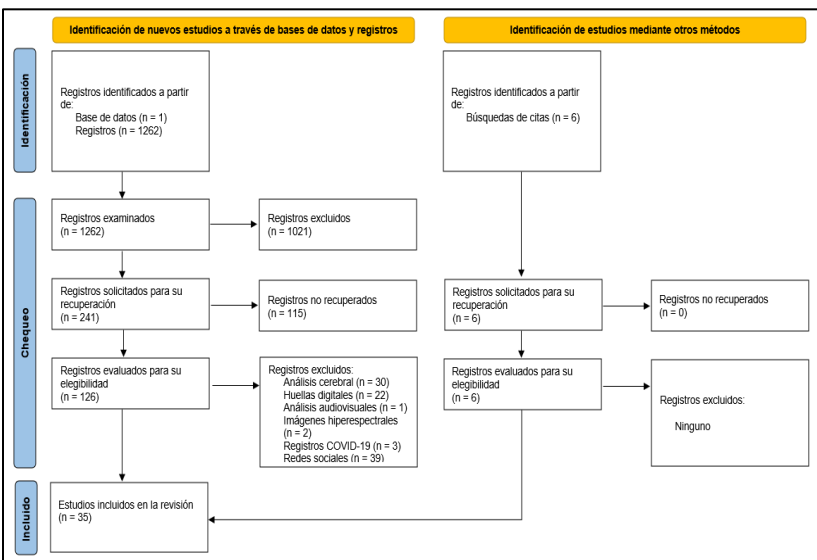


Fig. 1. Gráfica PRISMA

III. RESULTADOS

En la presente investigación se recopilaron los artículos necesarios para llevar a cabo el estudio. Mediante gráficos estadísticos, se visualiza la cantidad de documentos según diferentes características, como el año de publicación y el país. Al analizar la figura 2, correspondiente a los artículos por año, se puede interpretar que en el año 2022 hubo un aumento en la producción científica, con 9 de los 35 artículos incluidos en el análisis. Sin embargo, en el año 2023 se observó un leve declive, lo que sugiere una disminución del interés en el tema. Hasta la fecha, se puede visualizar que siguen existiendo investigaciones sobre el tema, con 3 artículos publicados en el año 2024, por ello, es importante considerar que el año aún no ha concluido, por lo que podría haber más publicaciones en proceso.

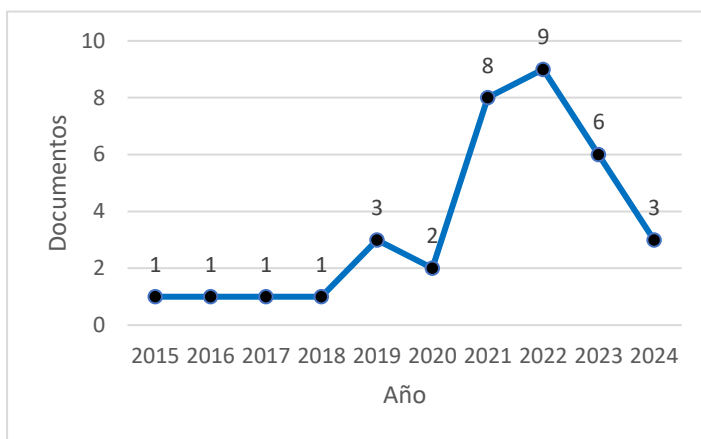


Fig. 2. Cantidad de artículos por año

En la figura 3, se muestra la cantidad de documentos por país; en este gráfico se puede interpretar la existencia de una concentración de la investigación en ciertos países asiáticos, con China en el primer lugar, con 9 de los 35 artículos incluidos en el análisis. A la vez, se observa la presencia de varios países de diferentes continentes, aunque en menor medida, en el interés del tema investigado.

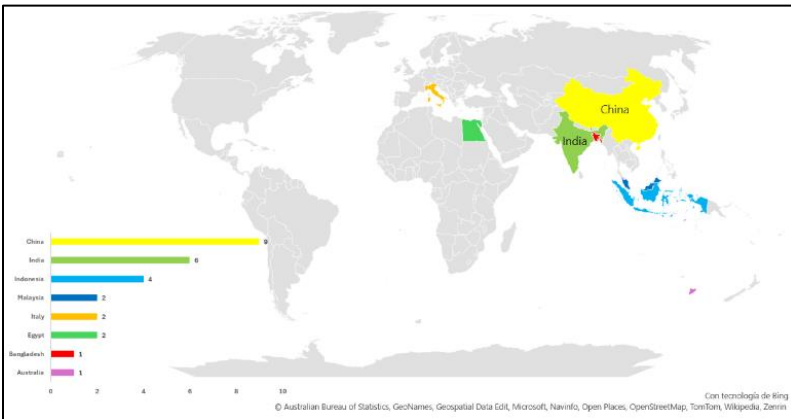


Fig. 3. Cantidad de artículos publicados por país

Asimismo, en la figura 4, se visualiza la co-ocurrencia de las palabras clave de los artículos pertinentes del estudio mediante el software de análisis VOSviewer. En este gráfico de red muestra los principales términos y su interconexión en el campo de la grafología y la inteligencia artificial. Entre las palabras clave más destacadas en la imagen se encuentran “Rasgos de personalidad”, “pronóstico” y “algoritmos de aprendizaje”. La cantidad de conexiones de estos términos indica la frecuencia con la que aparecen en los artículos, sugiriendo tendencias y focos en las investigaciones actuales. Además, los colores asignados a cada palabra clave representan la evolución temporal de las investigaciones, siendo “rasgos de personalidad” el término con más apariciones en los artículos.

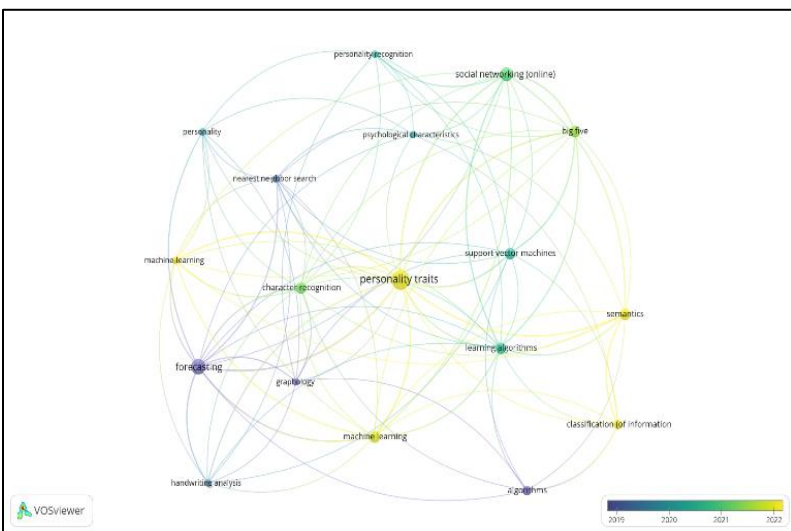


Fig. 4. Co-ocurrencia de las palabras clave

Problemáticas en los procesos manuales

En el mundo de la grafología se habla sobre el análisis de las escrituras y firmas a mano utilizados para inferir características de la personalidad del escritor, así como estados emocionales y psicológicos. Esta disciplina examina aspectos

como la forma, el tamaño, la presión y la inclinación de las letras y firmas para proporcionar una comprensión más profunda del individuo [2]. Con los avances tecnológicos, se ha demostrado que diferentes campos de estudio han mejorado con la aparición de la inteligencia artificial, sin excluir en este estudio, llevando a resolver los problemas más comunes en los procesos manuales como la extracción de las características.

Extraer elementos específicos de las firmas y las escrituras a mano de manera eficiente es difícil y propenso a errores, especialmente al tratar de características léxicas, gramaticales y gráficas como márgenes, espacios, línea base y entre otros, con la identificación de rasgos significativos en las firmas y escrituras sigue siendo compleja y subjetiva, dificultando la extracción de pistas de personalidad y el modelo efectivo de la información semántica del texto [1], [9]–[13].

El siguiente desafío es la interpretación de los analistas, que al requerir un análisis detallado y subjetivo, conllevaría un proceso lento y costoso, por lo que este proceso es susceptible a la interpretación subjetiva y los sesgos de los analistas, afectando la consistencia y fiabilidad de los resultados, también, en la interpretación puede variar entre diferentes grafólogos, llevando a inconsistencias en las conclusiones sobre la misma muestra de escritura, y la calidad de los resultados depende en gran medida de la capacidad y juicio del analista, resultando en evaluaciones sesgadas y poco fiables [3]–[5], [9], [11], [14]–[18].

Además, la limitación de los procesamientos de datos, es otro de los procesos manuales que enfrentan problemas en la capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, lo que resulta en una cobertura insuficiente y afecta la generalización de los resultados, asimismo, la recopilación y en análisis manual de los datos son laboriosos y lentos, limitando la escalabilidad y eficiencia del proceso, por ello estas limitaciones son especialmente problemáticas en entornos donde se requiere un procedimiento rápido y preciso, como en el análisis de grandes conjuntos de datos de escritura a mano y firmas [9], [11], [14], [16], [17], [19], [20].

De igual manera, otro problema relevante es la baja precisión, que enfrentan dificultades para comprender y analizar los estilos de escritura personalizados, lo que resulta en una precisión mínima en el reconocimiento de fuentes escritas a mano, llevando así en una baja exactitud en la identificación y análisis de diferentes tipos de escritura, afectando la fiabilidad de los resultados obtenidos [21], [22].

Técnicas de la inteligencia artificial en el campo de la grafología computacional

La convergencia de la inteligencia artificial y la grafología está abriendo nuevas fronteras en la investigación y análisis de la escritura a mano. Las técnicas avanzadas de IA, como machine learning y deep learning, están revolucionando la capacidad de los sistemas computacionales para interpretar y evaluar características grafológicas con una precisión sin precedentes. Sin embargo, es crucial comprender el rendimiento y la rapidez de estas técnicas en el procesamiento de grandes volúmenes de datos de texto.

En esta temática, el aprendizaje supervisado juega un papel crucial al permitir que los modelos de IA sean entrenados con

conjuntos de datos etiquetados, donde se conocen de antemano las características y resultados esperados. En ciertos estudios se aplica diversas técnicas de aprendizaje supervisado para analizar la escritura a mano y predecir rasgos de personalidad según el modelo de los cinco grandes, utilizando algoritmos más conocidos como Máquina de Vectores de Soporte (SVM), Multinomial Naive Bayes, Regresión Logística, AdaBoost, Bosque aleatorio y Vecinos más cercanos (KNN), así como modelos pre-entrenados como MBERT y RoBERT Base, para clasificar y predecir rasgos de personalidad en datos textuales en firmas y escritura a mano [1], [4], [5], [12], [15], [16], [19], [22]–[29]. Además, se emplean técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) para limpiar datos y extraer características relevantes, abordando problemas como el covariable shift para reducir el sesgo en la predicción, mezclas en las palabras formales, informales, jerga y abreviaturas de los usuarios [30].

Por otro lado, el aprendizaje no supervisado también desempeña un papel significativo en la grafología computacional. A diferencia del aprendizaje supervisado, que requiere datos etiquetados, el aprendizaje no supervisado trabaja con datos sin etiquetas, permitiendo la identificación de patrones ocultos y la formación de grupos naturales dentro de los datos. En algunos estudios, se comenta el uso del modelo Latente de Dirichlet (LDA) para extraer características de los textos de los usuarios, identificando patrones y temas significativos, siendo así un modelo eficaz para encontrar temas en múltiples textos, lo que facilita la comprensión de los patrones de escritura [31]. Además, en el análisis de precisión de personalidad basado en firmas, comúnmente se aplica la técnica de Análisis de Componentes Principales (PCA) para la extracción de características, mejorando así la predicción y eficiencia del modelo predictivo [1].

El aprendizaje profundo, por su parte, lleva estas capacidades un paso más allá al utilizar redes neuronales profundas que pueden aprender representaciones jerárquicas de los datos. En varios estudios se habla sobre el uso de diversas técnicas de este campo para analizar firmas y escritura a mano con el fin de predecir rasgos de personalidad. Uno de ellos son las redes neuronales convolucionales (CNN) para procesar imágenes de firmas y modelos como XLNet y redes de cápsulas para extraer características textuales [9]–[11], [14], [21], [25]. A la vez, se aplican Transforms y redes apiladas para mejorar la predicción [32]. En el contexto de la escritura a mano, se usan arquitecturas como LeNet-5 y MLP, así como redes neuronales recurrentes como GRU y LSTM, para abordar incertidumbres y mejorar la precisión en la clasificación de rasgos de personalidad [2], [21], [25], [28], [33].

A continuación, en la tabla 4, se presentan los demás autores que han utilizado técnicas en los mismos campos de la inteligencia artificial explicadas en la redacción.

TABLA 4
OTRAS TÉCNICAS EN LOS CAMPOS DE LA
INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Citas	Técnicas	Campo IA
Adeyemi et al. [34]	-Zero Rule (ZeroR) -Decision Table Naive Bayes (DTNB) -Partial Decision Trees (PART) -J48 -Logistic Model Trees (LMT) -Reduced Error Pruning Tree (REP Tree)	Aprendizaje supervisado
Xue et al. [20]	Aprendizaje de distribución de etiquetas (LDL)	
Shabaz & Garg [35]	RBF Kernel	
Liu et al. [13]	Red neuronal gráfica (GCN) -Método de convolución de gráficos basado en el conocimiento lingüístico y las características semánticas de sentimiento (PS-GCN)	Aprendizaje profundo
Hung & Hsiao [36]	-Modelo de redes neuronales adaptativas	
Rosenbusch et al. [17]	Deep Convolutional Neural Networks (DNN)	
Yang et al. [37]	-Modelo Skip-gram de Word2Vec - Bi-LSTM	
Gayrilescu & Vizireanu [18]	-Redes neuronales	

Precisión en las técnicas aplicadas

La precisión de las técnicas de inteligencia artificial se refiere a la capacidad de un sistema de IA para realizar predicciones o clasificaciones correctas en relación con la verdad o el resultado real. En otras palabras, mide qué tan acertados son los resultados generados por el modelo comparados con los resultados esperados. Esta precisión está influenciada por varios factores como la calidad y cantidad de datos de entrenamiento, la complejidad, y la capacidad del modelo para generalizar nuevos datos no vistos. En los estudios de grafología computacional, se han aplicado diversas técnicas

de IA con el objetivo de obtener una exactitud aceptable para los lectores.

Por un lado, Las técnicas de aprendizaje supervisado, como SVM, KNN, y árboles de decisión, son ampliamente utilizadas en la inteligencia artificial para realizar predicciones y clasificaciones basadas en datos etiquetados. Estas técnicas se evalúan comúnmente en términos de precisión, que mide la exactitud de sus predicciones. En los estudios revisados, se observaron variaciones significativas en la precisión de diferentes algoritmos, siendo así el árbol de decisión con la exactitud más alta, que logró un 100% en un estudio específico [4]. Además, la precisión más baja que se ha encontrado fue en uso del algoritmo Indo Distil BERT y RoBERTa Base, ambos obteniendo un 50.19% [26]. Otros resultados notables incluyen una precisión del 99% con SVM y del 95.32% con KNN [4]. Además, las técnicas como AdaBoost y Random Forest también mostraron un rendimiento competitivo, con precisiones de 79.5% y 77.7%, respectivamente [23].

Por otro lado, el aprendizaje no supervisado se utiliza para descubrir patrones y estructuras en datos sin etiquetas, permitiendo a los modelos identificar relaciones y agrupaciones de manera autónoma. En los estudios revisados, se observó una amplia variación en las tasas de precisión de diferentes algoritmos, siendo así la combinación entre técnica LDA y red neuronal BP con la precisión más alta, alcanzando un promedio del 74% [31]. En contraste, la precisión más baja se observó con un enfoque puro de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) aplicado a usuarios de Twitter, obteniendo solo un 37.41% [30]. Otros resultados notables incluyen una precisión del 71% al utilizar PCA y SVM para la predicción de personalidad basada en firmas, y del 71.73% con el clasificador J48 en el conjunto de datos SPAL [1], [28].

Finalmente, el aprendizaje profundo, una rama de la IA que utiliza redes neuronales con múltiples capas, ha demostrado ser altamente eficaz en tareas de clasificación y reconocimiento de patrones complejos. En los estudios revisados, se observaron variaciones significativas en las tasas de precisión de diferentes modelos de aprendizaje profundo. La precisión más alta se logró con una red neuronal convolucional híbrida FD5NN, alcanzando un 97% en la clasificación de rasgos de personalidad en firmas [9]. En contraste, la precisión más baja se obtuvo con una red neuronal bidireccional GRU (BiGRU), que alcanzó un F1-score de solo 42.54% [25]. Otros resultados destacables incluyen una precisión del 93% al utilizar una red neuronal convolucional de cinco capas para clasificar rasgos de personalidad en imágenes de firmas y un 100% de precisión con un Perceptrón Multicapa (MLP) en datos de entrenamiento, aunque esta precisión se redujo al 72.73% para nuevos datos de prueba [9], [12]. En el reconocimiento de caracteres escritos a mano en inglés, se logró una precisión superior al 95% mediante el uso de una arquitectura LeNet-5 mejorada [21].

A continuación, en la tabla 5, se presentan los autores que han empleado técnicas en los mismos campos de la inteligencia artificial mencionados anteriormente, con una comparación detallada de la precisión obtenida en sus estudios.

**TABLA 5
PRECISIÓN EN OTRAS TÉCNICAS DE LA
INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

Cita	Técnica - Precisión	Campo IA
Adeyemi et al. [34]	DTNB: 79.21% PART: 76.66% J48: 82.36% LMT: 84.96% REPT: 80.74%	Aprendizaje supervisado
Karanatsiou et al. [19]	SVM: 85%	
Bakry et al. [27]	-Clasificación de Vectores de Soporte Lineal (LSVC): 89.37% -Regresión Logística (LR): 87.11% -Clasificador Multinomial Naive Bayes (MNB): 78.81% -Clasificador de Bosque Aleatorio (RFC): 54.44%	
Ranjith et al. [5]	Algoritmo de Baseline dentro de SVM: 90%	
Chitlangia & Malathi [15]	Sistema utilizando Histograma de Gradiente Orientado (HOG) y Máquinas de Vectores de Soporte (SVM): 80%	
Saraswal & Saxena [16]	KNN: 89% SVM: 80% RF: 75%	
Shabaz & Garg [35]	RBF Kernel: 94%	
Gavrilescu & Vizireanu [18]	Combinación entre SVM, AdaBoost y KNN: 83.9%	
Serrano-Guerrero et al. [25]	SVM: 55.29% Regresión logística: 59.17%	
Utami et al. [30]	SVC: 56.43%	
Maliki & Sidik [1]	Implementación PCA y SVM: 71%	
Dey et al. [29]	BNB: 90.41%	

Durga & Deepu [11]	-CNN y DM Convolution: 96.1% -CNN y Convolution Convencional: 92.2%	Aprendizaje profundo
Djamal et al. [2]	Redes neuronales Artificiales: 52-100%	
Alzaid & Fkih [33]	Combinación de lógica difusa con el modelo BiLSTM: 86%	
Yang et al. [37]	BiLSTM con el modelo OCC: 86.27%	
Gavrilescu & Vizireanu [18]	Redes neuronales: 84%	
Wang et al. [10]	Modelo XLNet-Caps: 68%	
Liu et al. [13]	Modelo PS-GCN: 62.30%	
Fayyumi & Idwan [28]	-MLP y TAL: 67% -MLP y SPAL: 69.83%	Sistema Difuso
Ghods [3]	Sistema Difuso: 82.5%	

IV. CONCLUSIONES

En esta revisión sistemática, se exploró el estado actual de la investigación en inteligencia artificial aplicada a la predicción de la personalidad mediante el análisis de escritura y firma. Los estudios revisados revelaron avances significativos en el uso de técnicas como SVM, KNN y redes neuronales convolucionales para mejorar la precisión en la evaluación grafológica automatizada. A pesar de estos avances, persisten desafíos relacionados con la interpretación subjetiva de datos y la variabilidad en los resultados entre diferentes estudios.

Se identificó una amplia variabilidad en la precisión de los modelos, con algunos alcanzando altos niveles de exactitud, mientras que otros mostraron dificultades para generalizar resultados en diferentes conjuntos de datos. Para avanzar en este campo, es crucial estandarizar métodos y crear conjuntos de datos robustos y consistentemente etiquetados. Se recomienda explorar enfoques que integren múltiples técnicas de IA de diferentes campos, para mejorar la generalización y la aplicabilidad de los resultados en contextos prácticos y obtener más información sobre este tema.

En esta revisión, solo se abarcó una parte de la grafología, específicamente la escritura y firma, pero este campo también incluye otras áreas, como el análisis de redes sociales. Finalmente, esta revisión subraya la promesa de la integración

de IA en la grafología para transformar la evaluación de la personalidad, sugiriendo que futuras investigaciones se enfoquen en la creación de sistemas adaptados a técnicas con buenos resultados, alto rendimiento y capacidad para procesar grandes volúmenes de datos.

V. REFERENCIAS

- [1] I. Maliki y M. A. Sidik, «Personality Prediction System Based on Signatures Using Machine Learning», *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.*, vol. 879, n.º 1, p. 012068, jul. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/879/1/012068.
- [2] E. C. Djamal, R. Darmawati, y S. N. Ramdhan, «Application image processing to predict personality based on structure of handwriting and signature», en *2013 International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications (IC3INA)*, Jakarta, Indonesia: IEEE, nov. 2013, pp. 163-168. doi: 10.1109/IC3INA.2013.6819167.
- [3] V. Ghods, «Personality Recognition Based on Handwriting Types Using Fuzzy Inference», *IEEE Access*, vol. 11, pp. 86456-86469, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3303477.
- [4] Samsuryadi, R. Kurniawan, J. Supardi, Sukemi, y F. S. Mohamad, «A Framework for Determining the Big Five Personality Traits Using Machine Learning Classification through Graphology», *Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2023, pp. 1-15, ene. 2023, doi: 10.1155/2023/1249004.
- [5] R. Ranjith, S. Jothi, y A. Chandrasekar, «Personality Trait Analysis by Graphology Technique using Machine Learning», *IJITEE*, vol. 9, n.º 1, pp. 4734-4737, nov. 2019, doi: 10.35940/ijitee.A3973.119119.
- [6] E. S. Vieira y J. A. N. F. Gomes, «A comparison of Scopus and Web of Science for a typical university», *Scientometrics*, vol. 81, n.º 2, pp. 587-600, nov. 2009, doi: 10.1007/s11192-009-2178-0.
- [7] A. Carrera-Rivera, W. Ochoa, F. Larrinaga, y G. Lasa, «How-to conduct a systematic literature review: A quick guide for computer science research», *MethodsX*, vol. 9, p. 101895, 2022, doi: 10.1016/j.mex.2022.101895.
- [8] M. J. Page et al., «The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews», *BMJ*, p. n71, mar. 2021, doi: 10.1136/bmj.n71.
- [9] R. T. Ibrahim y F. M. Ramo, «Hybrid Intelligent Technique with Deep Learning to Classify Personality Traits», *IJCDS*, vol. 13, n.º 1, pp. 231-244, ene. 2023, doi: 10.12785/ijcds/130119.
- [10] Y. Wang, J. Zheng, Q. Li, C. Wang, H. Zhang, y J. Gong, «XLNet-Caps: Personality Classification from Textual Posts», *Electronics*, vol. 10, n.º 11, p. 1360, jun. 2021, doi: 10.3390/electronics10111360.
- [11] L. Durga y R. Deepu, «A self adaptive cognitive deep learning framework for classifying graphology features to Big five personality traits», *IJATEE*, vol. 9, n.º 93, ago. 2022, doi: 10.19101/IJATEE.2021.875577.
- [12] A. Remaida et al., «Application of artificial neural networks for personality traits prediction based on handwriting», *IJECS*, vol. 31, n.º 3, p. 1534, sep. 2023, doi: 10.11591/ijeecs.v31.i3.pp1534-1544.
- [13] W. Liu, Z. Sun, S. Wei, S. Zhang, G. Zhu, y L. Chen, «PS-GCN: psycholinguistic graph and sentiment semantic fused graph convolutional networks for personality detection», *Connection Science*, vol. 36, n.º 1, p. 2295820, dic. 2024, doi: 10.1080/09540091.2023.2295820.
- [14] C. Liu, Q. Tian, y M. Chen, «Distinguishing Personality Recognition and Quantification of Emotional Features Based on Users' Information Behavior in Social Media:», *Journal of Database Management*, vol. 32, n.º 2, pp. 76-91, abr. 2021, doi: 10.4018/JDM.20210401.oa1.
- [15] A. Chitlangia y G. Malathi, «Handwriting Analysis based on Histogram of Oriented Gradient for Predicting Personality traits using SVM», *Procedia Computer Science*, vol. 165, pp. 384-390, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2020.01.034.
- [16] A. Saraswal y U. Rahul Saxena, «Analysis and Recognition of Handwriting Patterns for Personality Trait Prediction Using Unsupervised Machine Learning Approach», en *Advances in Transdisciplinary Engineering*, R. M. Singari y P. K. Kankar, Eds., IOS Press, 2022. doi: 10.3233/ATDE220778.

- [17] H. Rosenbusch, M. Aghaei, A. M. Evans, y M. Zeelenberg, «Psychological trait inferences from women's clothing: human and machine prediction», *J Comput Soc Sc*, vol. 4, n.º 2, pp. 479-501, nov. 2021, doi: 10.1007/s42001-020-00085-6.
- [18] M. Gavrilesco y N. Vizireanu, «Predicting the Big Five personality traits from handwriting», *J Image Video Proc.*, vol. 2018, n.º 1, p. 57, dic. 2018, doi: 10.1186/s13640-018-0297-3.
- [19] D. Karanatsiou, P. Sermpezis, D. Gruda, K. Kafetsios, I. Dimitriadis, y A. Vakali, «My Tweets Bring All the Traits to the Yard: Predicting Personality and Relational Traits in Online Social Networks», *ACM Trans. Web*, vol. 16, n.º 2, pp. 1-26, may 2022, doi: 10.1145/3523749.
- [20] D. Xue *et al.*, «Personality Recognition on Social Media With Label Distribution Learning», *IEEE Access*, vol. 5, pp. 13478-13488, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2719018.
- [21] P. Du y Y. Li, «Handwritten English Character Recognition Method Based on Deep Learning», en *Advances in Transdisciplinary Engineering*, Z. Hou, Ed., IOS Press, 2024. doi: 10.3233/ATDE231286.
- [22] S. El-Keiey, D. ElMenshawy, y E. Hassanein, «Student's Performance Prediction based on Personality Traits and Intelligence Quotient using Machine Learning», *IJACSA*, vol. 13, n.º 9, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130934.
- [23] Y. Hernández, A. Martínez, H. Estrada, J. Ortiz, y C. Acevedo, «Machine Learning Approach for Personality Recognition in Spanish Texts», *Applied Sciences*, vol. 12, n.º 6, p. 2985, mar. 2022, doi: 10.3390/app12062985.
- [24] Z. Guan, A. Li, y T. Zhu, «Local regression transfer learning with applications to users' psychological characteristics prediction», *Brain Inf.*, vol. 2, n.º 3, pp. 145-153, sep. 2015, doi: 10.1007/s40708-015-0017-z.
- [25] J. Serrano-Guerrero, B. Alshouha, M. Bani-Doumi, F. Chiclana, F. P. Romero, y J. A. Olivas, «Combining machine learning algorithms for personality trait prediction», *Egyptian Informatics Journal*, vol. 25, p. 100439, mar. 2024, doi: 10.1016/j.eij.2024.100439.
- [26] G. Z. Nabillah y D. Suhartono, «Personality Classification Based on Textual Data using Indonesian Pre-Trained Language Model and Ensemble Majority Voting», *RIA*, vol. 37, n.º 1, pp. 73-81, feb. 2023, doi: 10.18280/ria.370110.
- [27] M. R. Bakry, M. M. Nasr, y F. K. Alsheref, «Personality Classification Model of Social Network Profiles based on their Activities and Contents», *IJACSA*, vol. 13, n.º 7, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130703.
- [28] E. Fayyoumi y S. Idwan, «Semantic Partitioning and Machine Learning in Sentiment Analysis», *Data*, vol. 6, n.º 6, p. 67, jun. 2021, doi: 10.3390/data6060067.
- [29] N. Dey, Md. S. Rahman, M. S. Mredula, A. S. M. S. Hosen, y I.-H. Ra, «Using Machine Learning to Detect Events on the Basis of Bengali and Banglish Facebook Posts», *Electronics*, vol. 10, n.º 19, p. 2367, sep. 2021, doi: 10.3390/electronics10192367.
- [30] E. Utami, I. Oyong, S. Raharjo, A. Dwi Hartanto, y S. Adi, «Supervised learning and resampling techniques on DISC personality classification using Twitter information in Bahasa Indonesia», *ACI*, sep. 2021, doi: 10.1108/ACI-03-2021-0054.
- [31] X. Qin *et al.*, «User OCEAN Personality Model Construction Method Using a BP Neural Network», *Electronics*, vol. 11, n.º 19, p. 3022, sep. 2022, doi: 10.3390/electronics11193022.
- [32] S. Leonardi, D. Monti, G. Rizzo, y M. Morisio, «Multilingual Transformer-Based Personality Traits Estimation», *Information*, vol. 11, n.º 4, p. 179, mar. 2020, doi: 10.3390/info11040179.
- [33] M. Alzaid y F. Fkih, «Sentiment Analysis of Students' Feedback on E-Learning Using a Hybrid Fuzzy Model», *Applied Sciences*, vol. 13, n.º 23, p. 12956, dic. 2023, doi: 10.3390/app132312956.
- [34] I. R. Adeyemi, S. Abd Razak, y M. Salleh, «Understanding Online Behavior: Exploring the Probability of Online Personality Trait Using Supervised Machine-Learning Approach», *Front. ICT*, vol. 3, may 2016, doi: 10.3389/fict.2016.00008.
- [35] M. Shabaz y U. Garg, «Evaluation and Categorization of Handwriting Patterns reflecting Sentiments.», *IJRTE*, vol. 8, n.º 2, pp. 2475-2477, jul. 2019, doi: 10.35940/ijrte.B2081.078219.
- [36] M. Hung y M. Hsiao, «Retracted: Application of Adaptive Neural Network Algorithm Model in English Text Analysis», *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2023, pp. 1-1, oct. 2023, doi: 10.1155/2023/9831869.
- [37] Z. Yang, L. Zhou, y Z. Jing, «A Novel Affective Analysis System Modeling Method Integrating Affective Cognitive Model and Bi-LSTM Neural Network», *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2022, pp. 1-11, oct. 2022, doi: 10.1155/2022/1856496.