

Transdigital[®]

revista científica

Volumen 5

Número 10

Julio - diciembre
2024

ISSN: 2683-328X

*Sociedad de Investigación
sobre Estudios Digitales S. C.*

La revista científica *Transdigital* es una publicación semestral bajo el modelo de publicación continua editada por la Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales S.C. Hasta ahora, la revista ha sido indizada en: Latindex, DOAJ, ERIHPLUS, REDIB, EuroPub, LivRe, AURA, DRJI, BASE, MIAR, Index Copernicus, OpenAire-Explore, Google Scholar, ROAD, Sherpa Romeo, Elektronische Zeitschriftenbibliothek, WorldCat, CiteFactor, Dimensions, Eurasian Scientific Journal Index y IP Indexing.

Dirección oficial: Circuito Altos Juriquilla 1132. C.P. 76230, Querétaro, México. Tel. +52 (442) 301-3238. Página web oficial: www.revista-transdigital.org. Correo electrónico: aescudero@revista-transdigital.org. Editor en jefe: Alejandro Escudero-Nahón (ORCID: 0000-0001-8245-0838). Reserva de Derechos al Uso Exclusivo No. 04-2022-020912091600-102. International Standard Serial Number (ISSN): 2683-328X; ambos otorgados por el Instituto Nacional del Derecho de Autor (México). Responsable de la última actualización: Editor en jefe: Dr. Alejandro Escudero-Nahón.

Todos los artículos en la revista *Transdigital* están licenciados bajo Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0). Usted es libre de: Compartir — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato. Adaptar — remezclar, transformar y construir a partir del material para cualquier propósito, incluso comercialmente. La persona licenciante no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia. Lo anterior, bajo los siguientes términos: Atribución — Usted debe dar crédito de manera adecuada, brindar un enlace a la licencia, e indicar si se han realizado cambios. Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante. No hay restricciones adicionales — No puede aplicar términos legales ni medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.



Transdigital[®]

revista científica

Sistema de visión artificial para recomendar
perfiles profesionales por medio del
reconocimiento facial y de texto

Artificial vision system to recommend
professional profiles through facial and text
recognition



Emmanuel Tonatihu Juárez Velázquez
Tecnológico Nacional de México, Tecnológico de
Estudios Superiores de Ecatepec, México
ORCID: 0000-0001-5388-0521



Derlis Hernández Lara*
Universidad Politécnica de Texcoco, México
Tecnológico Nacional de México, Tecnológico de
Estudios Superiores de Ecatepec, México
ORCID: 0000-0002-0167-618X



Carlos Alfonso Trejo Villanueva
Tecnológico Nacional de México, Tecnológico de
Estudios Superiores de Ecatepec, México
ORCID: 0000-0003-0606-1317



Sistema de visión artificial para recomendar perfiles profesionales por medio del reconocimiento facial y de texto

Artificial vision system to recommend professional profiles through facial and text recognition

Resumen

Esta investigación desarrolló un sistema de visión artificial que utiliza el reconocimiento facial y de texto para recomendar perfiles profesionales. Esto con el objetivo de mejorar la orientación vocacional y el reclutamiento de personal. El proceso se realizó en el Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec, México. El sistema emplea técnicas avanzadas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático en *Python* para evaluar características faciales y de escritura. Los resultados mostraron una precisión de 87.5% en el análisis facial y de 85.93% en el análisis de texto. Además, se consiguió una exactitud general de 86.72% al combinar el análisis facial y de texto. Los usuarios señalaron sentirse satisfechos con las recomendaciones recibidas. Sin embargo, se destacan preocupaciones éticas sobre la posible discriminación al utilizar inteligencia artificial. A pesar de estos desafíos, el sistema representa una herramienta novedosa y efectiva para asignar perfiles profesionales, beneficiando tanto a estudiantes como a empresas en el proceso de orientación y selección.

Palabras clave: visión artificial, reconocimiento facial, reconocimiento de escritura, perfiles profesionales, orientación vocacional

Abstract

This research developed a computer vision system that uses facial and text recognition to recommend professional profiles. This with the aim of improving vocational guidance and personnel recruitment. The process was carried out at the Technological Higher Studies of Ecatepec, Mexico. The system employs advanced image processing and machine learning techniques in *Python* to evaluate facial and handwriting features. The results showed an accuracy of 87.5% in facial analysis and 85.93% in text analysis. Furthermore, an overall accuracy of 86.72% was achieved by combining facial and text analysis. Users indicated that they were satisfied with the recommendations received. However, ethical concerns are highlighted about possible discrimination when using artificial intelligence. Despite these challenges, the system represents a novel and effective tool for assigning professional profiles, benefiting both students and companies in the orientation and selection process.

Keywords: computer vision, facial recognition, handwriting recognition, professional profiling, vocational orientation

1. Introducción

Elegir una carrera universitaria es una de las decisiones más significativas en la vida de un individuo, pues influye en su trayectoria profesional y personal. Sin embargo, una mala elección puede ocasionar que el individuo deserte de la universidad o esté insatisfecho laboralmente. La deserción universitaria a causa de una elección inapropiada de carrera es un problema que afecta a las instituciones educativas y a la sociedad en general (Tinto, 2017). Este fenómeno enmarca la necesidad de herramientas precisas y personalizadas que apoyen a las pruebas vocacionales y el reclutamiento de personal en empresas.

Esta investigación propuso un sistema de visión artificial para asignar perfiles profesionales evaluando características faciales y de escritura. Algunos estudios sugieren que ciertos rasgos físicos influyen en las competencias y el profesionalismo del individuo (Hamermesh & Biddle, 1994). Además, se revisó literatura enfocada en el reflejo de la personalidad por medio de la escritura (Doyle & Bottomley, 2004). Este enfoque tiene antecedentes que vinculan a la personalidad con la elección de carrera y el desempeño profesional. Holland (1997) sostuvo que la personalidad es un factor clave en estas decisiones.

La morfopsicología estudia la relación entre las características faciales y la personalidad. Además, sugiere que los rasgos faciales reflejan el comportamiento y las habilidades innatas (Codina Acedo, 2013). Esto la convierte en una herramienta valiosa para orientar profesionalmente a un individuo. De igual manera, este enfoque analiza la escritura. Por lo tanto, ofrece una evaluación integral del individuo. Sin embargo, no existen antecedentes que relacionen el aspecto físico y la escritura para asignar perfiles profesionales, lo que hace que esta investigación sea única en su enfoque.

La visión artificial demostró su eficacia para analizar características humanas con diversos fines profesionales. Por ejemplo, el sistema de reconocimiento facial de *HireVue* evalúa expresiones faciales, tono de voz y lenguaje en entrevistas para identificar competencias laborales, o el sistema *FaceReader* creado por *Noldus* que clasifica expresiones emocionales para investigaciones psicológicas y de *marketing*. Estas aplicaciones demuestran el potencial de la visión artificial para evaluar aspectos personales en contextos profesionales.

2. Método de investigación

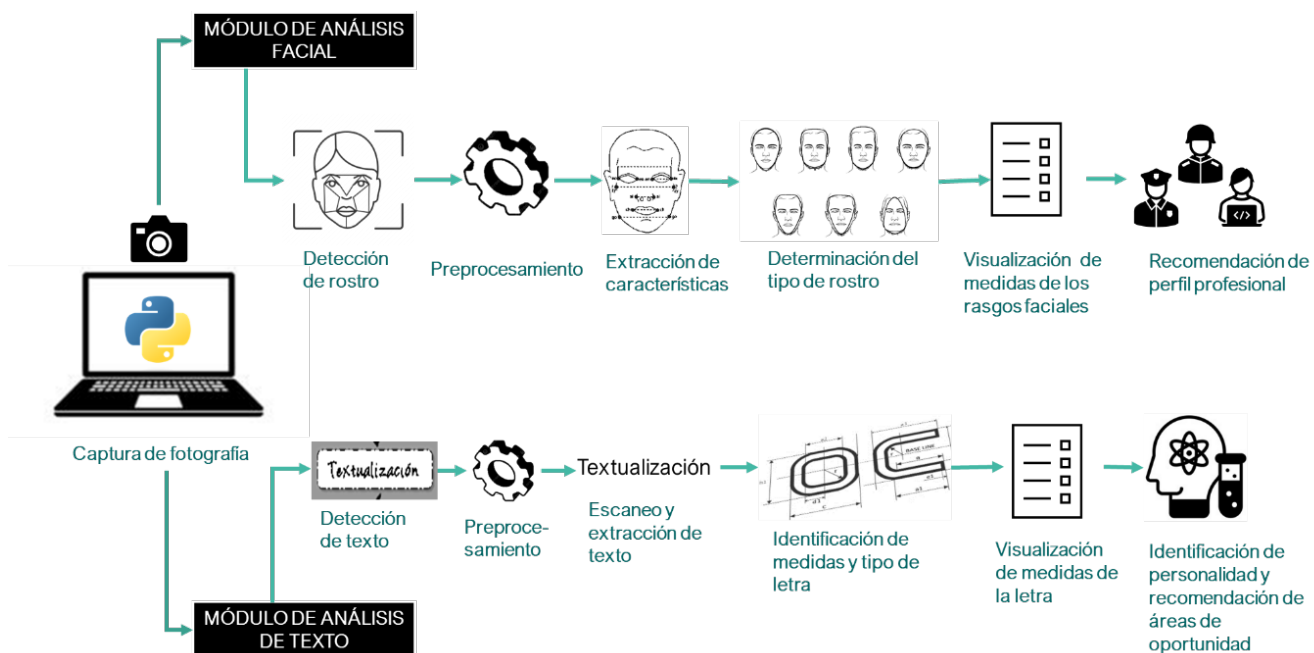
El objetivo de esta investigación fue desarrollar un sistema de visión artificial capaz de evaluar el rostro y la escritura de un usuario para generar recomendaciones de perfiles profesionales. Se empleó una metodología ágil en el desarrollo del sistema debido a su capacidad para mejorar la flexibilidad, adaptabilidad y satisfacción del usuario

(Serrador & Pinto, 2015). El proceso se realizó en la división de Ingeniería Informática del Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec (TESE) del Estado de México. El sistema de visión artificial fue utilizado por 128 usuarios, de estos; 90 ya desempeñaban una profesión y 38 se encontraban en los últimos años de su carrera universitaria.

La arquitectura del sistema se compuso de dos módulos principales: el análisis facial y el análisis de texto (Figura 1). En el módulo de análisis facial se detectó el rostro, se analizaron sus medidas, y se determinaron el tipo de rostro del individuo, y se señalaron características faciales específicas. Por otro lado, en el módulo de análisis de escritura se detectaron la escritura, se escaneó el tipo de letra, se extrajo el texto, se identificó el tipo de letra, y se analizaron esas características para ofrecer una descripción de la personalidad. Esta arquitectura analizó las características faciales y de escritura, generando recomendaciones personalizadas de perfiles profesionales.

Figura 1

Diagrama de la arquitectura del sistema propuesto



El proceso se gestionó de manera iterativa e incremental, desde la recolección de requisitos hasta las pruebas y la validación. Además, esto garantizó que el sistema tenga mejoras continuas para facilitar la colaboración efectiva entre los miembros del equipo. En la fase inicial, se realizó la recolección de requisitos para definir los objetivos del sistema, las funcionalidades y los criterios de aceptación (Tabla 1).

Tabla 1

Requerimientos del sistema

ID	Requerimiento	Descripción	Prioridad
RQ1	Captura de imágenes	El sistema debe capturar imágenes del rostro y texto del usuario	Alta
RQ2	Detección de rostros	El sistema debe detectar y localizar rostros en las imágenes	Alta
RQ3	Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR)	El sistema debe reconocer y extraer texto de las imágenes capturadas	Alta
RQ4	Extracción de características	El sistema debe extraer características faciales y de escritura	Alta
RQ5	Análisis y clasificación	El sistema debe analizar las características y clasificar el perfil	Alta
RQ6	Recomendación de perfil profesional	El sistema debe generar recomendaciones de perfiles profesionales con base en las características faciales	Alta
RQ7	Recomendación de áreas de oportunidad	El sistema debe generar recomendaciones de áreas de oportunidad con base en el tipo de escritura e identificar la personalidad	Alta
RQ8	Visualización de valores faciales	El sistema debe indicar al usuario cuál es su tipo de rostro y las medidas de sus rasgos faciales	Media
RQ9	Visualización de valores de escritura	El sistema debe indicar al usuario cuál es su tipo de escritura y las medidas de su letra	Media
RQ10	Interfaz de usuario	El sistema debe tener una interfaz intuitiva y fácil de usar	Alta
RQ11	Seguridad de datos	El sistema debe asegurar la privacidad y seguridad de los datos	Alta
RQ12	Rendimiento en tiempo real	El sistema debe procesar y generar resultados en tiempo real	Alta

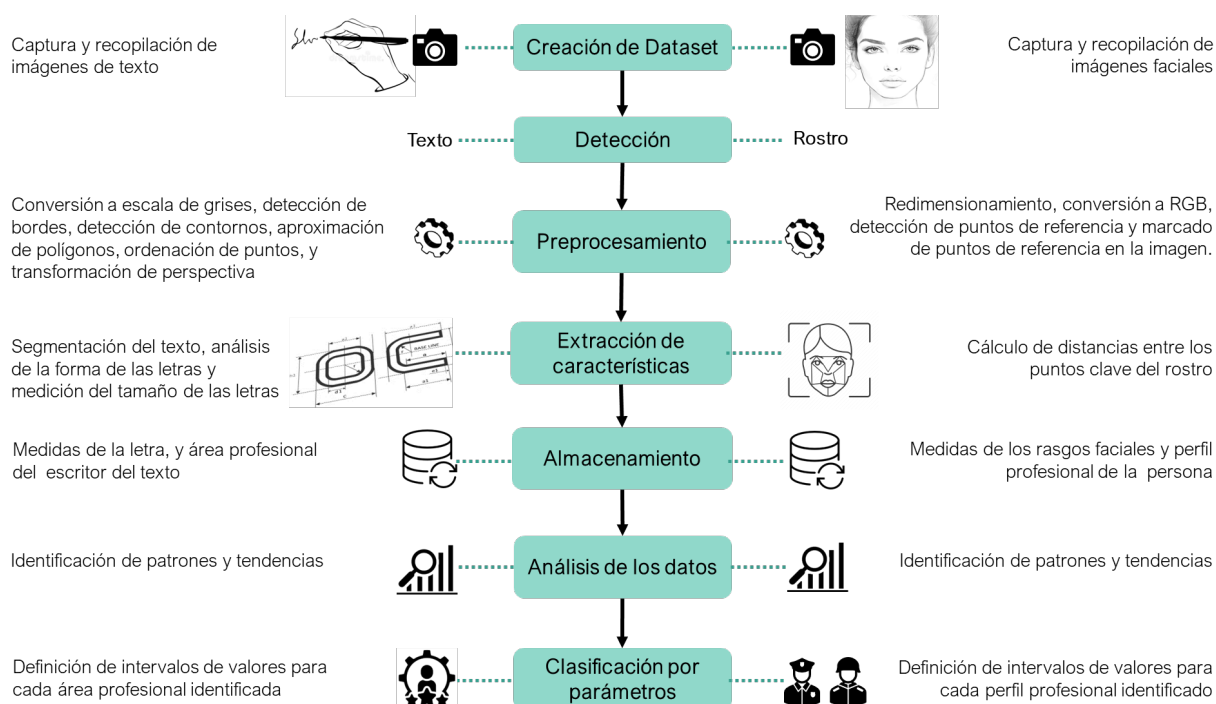
Para desarrollar el sistema, se utilizó *Python* como lenguaje de programación debido a su simplicidad, legibilidad y amplia gama de bibliotecas especializadas, como *OpenCV*, *TensorFlow*, *Keras* y *Scikit-Learn*. Estas bibliotecas son cruciales para implementar funciones avanzadas de visión artificial y análisis de datos (Van Rossum & Drake, 2009). Este trabajo utilizó un método innovador para recomendar perfiles profesionales, analizando características faciales y de escritura. Este enfoque es valioso para los estudiantes al momento de elegir carrera, o

para las empresas al momento de reclutar personal. Además, el uso de *Python* permitió que la plataforma fuera flexible y adaptable a futuras necesidades tecnológicas.

El desarrollo del sistema de visión artificial se realizó en dos etapas. En la primera etapa, se recopilaron fotografías de rostros y muestras de escritura de individuos de diversas disciplinas en el TESE, con el consentimiento de docentes y estudiantes (Figura 2). En la segunda etapa, se utilizaron los valores de clasificación obtenidos para completar el desarrollo del sistema. El sistema fue capaz de evaluar rostros y escritura de nuevos usuarios, y generar perfiles profesionales y áreas de enfoque al instante.

Figura 2

Diagrama de bloques de la primera etapa del sistema



2.1. Reconocimiento facial

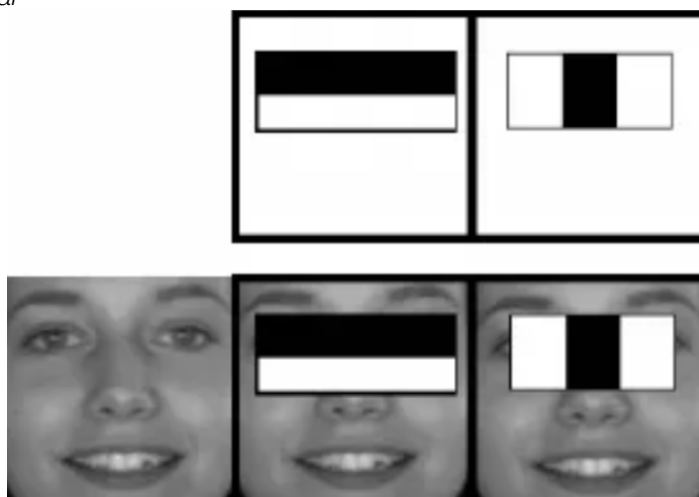
Para desarrollar el sistema, se utilizaron las etapas para el reconocimiento facial. Esta tecnología identifica y verifica la identidad de una persona utilizando su rostro. Los pasos para realizar este son: la detección del rostro,

el preprocesamiento para mejorar la calidad de la imagen, la extracción de características distintivas del rostro, y la comparación de estas características con una base de datos de rostros conocidos.

Para detectar los rostros, se utilizó la clasificación de características *Haar*. Este fue introducido por Viola y Jones durante el 2001. Los clasificadores encuentran patrones visuales que detectan cambios de intensidad en la imagen, como bordes y texturas (Figura 3). La cascada de *Haar* es una serie de clasificadores aplicados secuencialmente. El clasificador en cascada destaca las regiones de una imagen que no contiene el objeto de interés. Esto permite detectar la ausencia de patrones específicos (Viola & Jones, 2001).

Figura 3

Algoritmo cascada de Haar



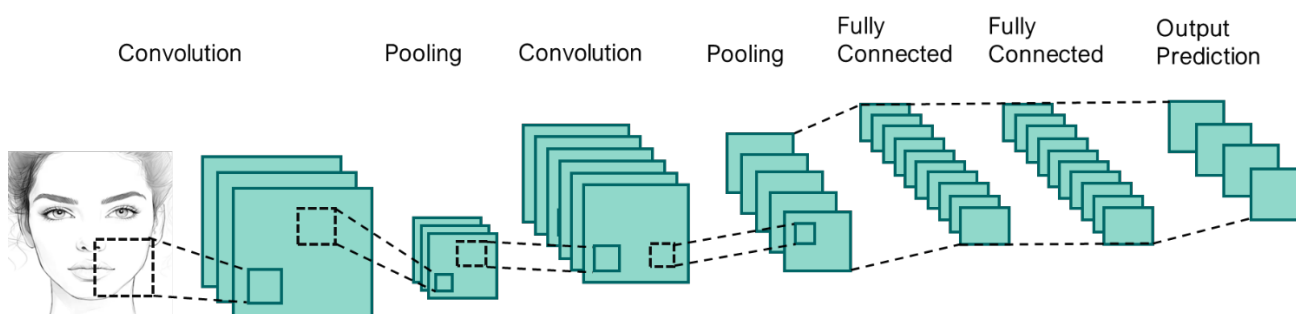
Nota. Obtenido de Rastogi (2020)

Una vez detectado el rostro, se preprocesó la imagen. Para esto se normalizó la iluminación, el ajuste del contraste, y la eliminación de ruido. Este preprocesamiento garantizó que las características extraídas fueran robustas y consistentes, independientemente de las variaciones de iluminación y calidad de la imagen. El preprocesamiento mejoró la calidad de las imágenes y facilitó la extracción precisa de las características.

El siguiente paso fue la extracción de características. En este se identificaron y extrajeron los rasgos faciales distintivos. Por ejemplo, la distancia entre los ojos, la forma de la nariz y la longitud de la mandíbula. Los modelos de *Deep Learning*, como las redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés) son eficaces para esta tarea. Las CNN demostraron ser efectivas para el reconocimiento facial, pues tienen la capacidad de aprender y extraer características jerárquicas de las imágenes (LeCun et al., 2015).

Una típica CNN tiene varias capas, entre las que se encuentran: convolución, *pooling* y capas completamente conectadas (Figura 4). En la primera capa se aplican filtros para detectar características locales. Durante la segunda capa se reduce la dimensionalidad. Esto ayuda a mantener las características más importantes. Por último, las capas completamente conectadas finalizan el proceso de extracción de características, y permiten calificar las imágenes.

Figura 4
Ejemplo de una arquitectura CNN



Para obtener la medida de los rasgos faciales, se utilizó la distancia euclidiana. Esta es una métrica simple que se utiliza para comparar características faciales, y permite evaluar rápidamente la similitud entre los rostros (Zhao et al., 2003). La distancia recta entre dos puntos en un espacio multidimensional se utiliza para medir la similitud entre dos vectores de características faciales. De manera específica, la relación para la distancia euclidiana entre dos puntos AAA y BBB en un espacio nnn-dimensional es:

$$d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - B_i)^2}$$

Para el reconocimiento facial, esta expresión comparó las características extraídas de la imagen de un rostro utilizando los vectores almacenados en la base de datos. Si la distancia euclidiana es menor que un umbral predefinido, se considera que los rostros coinciden.

2.2. Reconocimiento de texto

Durante el desarrollo del sistema, se implementó el Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR, por sus siglas en inglés). Este convierte diferentes tipos de documentos en datos editables y legibles por máquina. Por ejemplo, documentos escaneados, fotografías de documentos, imágenes de escenas y subtítulos superpuestos en imágenes. La teoría detrás del OCR combina varios conceptos y técnicas de procesamiento de imágenes, reconocimiento de patrones y aprendizaje automático.

Como primer paso, se detecta el texto en la imagen. Esto permite identificar las regiones de la imagen que contienen texto. Para esto, se utilizan métodos basados en bordes y texturas. Por ejemplo, la detección de bordes de *Canny* y operadores Laplacianos son utilizadas para resaltar las características del texto (Suárez & Villavicencio, 2017). Además, la transformación de *Hough* detecta líneas rectas que pueden corresponder a texto dentro de una imagen (Canul-Arceo et al., 2015). También se emplean métodos para segmentar la información en regiones pequeñas. Esto permite analizar y determinar si una imagen contiene texto.

Antes de extraer el texto, la imagen se preprocesa para mejorar la precisión. Este preprocesamiento cambia la imagen a una escala de grises para facilitar que el programa identifique entre el texto y el fondo. Por esta razón, los métodos de umbralización global son comunes en esta etapa (Niño-Rondón et al., 2021). Para eliminar el ruido se utilizan filtros de suavizado, como el Gaussiano. Este filtro elimina el ruido e interfiere al momento de detectar texto dentro de una imagen (Ortiz Rangel et al., 2019). Además, se utilizan técnicas de morfología, como la dilatación y la erosión para refinar las áreas de texto y mejorar la calidad de las características extraídas (Morales Olivera et al., 2012). Asimismo, al corregir la inclinación se ajusta la imagen para que el texto esté alineado horizontalmente. Para esto, se utilizan algoritmos que detecten bordes y transformaciones geométricas.

Para la investigación se utilizó un enfoque basado en características. Este extrae características específicas de cada carácter, como líneas, curvas y cruces. Las características se utilizan para identificar los caracteres, pues son más robustos frente a variaciones en fuentes y tamaños. Reconocer los patrones es crucial para el OCR, pues compara los caracteres extraídos con un conjunto de caracteres conocidos. Los modelos de aprendizaje automático son eficaces, pues tienen la capacidad de aprender y reconocer patrones visuales complejos.

2.3. Perfiles y áreas profesionales

Dentro de la investigación se consideró que el estudio de los perfiles y las áreas profesionales abarcan varios factores que influyen en las personas al momento de desarrollar y desempeñar sus actividades laborales. Entre estos factores se encuentra: el aspecto físico de una persona, el tipo de letra que utiliza y la personalidad. Cada uno tiene implicaciones significativas en su perfil profesional.

La relación entre el aspecto físico de una persona y el perfil profesional que maneja es objeto de numerosos estudios. Se encontró que ciertos rasgos físicos pueden influir en la percepción de competencia y profesionalismo. Por ejemplo, Hamermesh y Biddle (1994) encontraron que las personas consideradas físicamente atractivas reciben resultados favorables en sus evaluaciones laborales, y también tienen mayores oportunidades de ascenso. Por esta razón concluyeron que la belleza es importante en el mercado laboral, pues afecta las oportunidades de empleo y los salarios. A pesar de que la apariencia física no determina la habilidad profesional, sí afecta la interacción social dentro del entorno laboral.

Por otro lado, el tipo de letra de una persona puede reflejar aspectos de su personalidad. La tipografía es una forma de comunicación visual, y es capaz de transmitir emociones y características de una persona. Doyle & Bottomley (2004) señalaron que las tipográficas pueden influir al momento de percibir la personalidad de una persona. Esto sugiere que elegir una tipografía no es solo una cuestión estética, sino una herramienta para comunicar la identidad y la personalidad del escritor. Por otro lado, elegir una escritura tipo *script* o manuscrita también refleja la personalidad de una persona. Estudios recientes demostraron que la escritura manuscrita refleja características individuales, como creatividad, espontaneidad y calidez. Idelfonso-Romero (2024) señaló que la escritura manuscrita ofrece una visión única de la personalidad, donde los trazos fluidos y conectados sugieren una personalidad abierta y adaptable.

La personalidad de una persona influye en la elección de área profesional y el desempeño dentro de ella. Holland (1997) desarrolló la teoría de los tipos vocacionales. En esta, afirmó que existe una correspondencia entre tipos de personalidad y ambientes de trabajo. Además, identificó seis tipos de personalidad: realista, investigador, artístico, social, emprendedor y convencional. Dentro de su teoría también propuso que las personas buscan ambientes laborales que sean congruentes con sus personalidades. Este autor afirmó que la congruencia entre la personalidad y el ambiente laboral conduce a una mayor satisfacción y estabilidad en el empleo.

2.4. Instrumento de medición

La norma ISO/IEC 19795-1:2006 proporciona un marco para evaluar el desempeño de sistemas biométricos. Por ejemplo, aquellos que realizan reconocimiento facial y de escritura. Esta norma se utilizó como instrumento de medición para el sistema, pues establece principios y métodos para probar el rendimiento, y permite reportar los resultados de manera coherente y fiable. Además, esta norma se centra en la exactitud y la precisión del sistema.

La exactitud es una métrica que indica la proporción de predicciones correctas realizadas por el sistema en relación con el total de predicciones (International Organization for Standardization [ISO], 2006). Esto se calcula al sumar los verdaderos positivos (TP) y verdaderos negativos (TN) dividida por el total de instancias, incluyendo falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN). Un valor alto de exactitud indica que el sistema tiene un buen rendimiento para clasificar correctamente las instancias.

Por otro lado, la precisión mide la proporción de TP entre todas las instancias que el sistema identificó como positivas. Obtener valores altos en esta métrica indica que el sistema es capaz de evitar falsos positivos. Esto es crucial en aplicaciones que deben evitar los falsos positivos. Por otro lado, las puntuaciones altas en el sistema de recomendación de perfiles profesionales aseguran que los perfiles son adecuados, y no impactan negativamente en la carrera profesional de una persona.

3. Resultados

3.1. Construcción del sistema de visión artificial

Para desarrollar el sistema, se utilizó el lenguaje de programación *Python* y algunas de sus bibliotecas. Además, se empleó *OpenCV* para la captura y el procesamiento de imágenes; *Mediapipe* para la detección y análisis de rasgos faciales; *NumPy* para operaciones numéricas y manejo de matrices; *Math* para cálculos matemáticos; *Pillow* se usó para manipular imágenes; *Pytesseract* para extraer texto a partir de imágenes; *Easyocr* para el reconocimiento óptico de caracteres; *Tkinter* para crear la interfaz gráfica del usuario; y *TTK* para gestionar los *widgets* y los estilos.

Por otro lado, se utilizó el entorno de desarrollo *PyCharm* para crear el sistema de cómputo. Para esto se utilizó un procesador *AMD Ryzen 7 5825U* con *Radeon Graphics @ 2.00 GHz*, 16GB de memoria RAM y Sistema operativo *Microsoft Windows 11*. Durante la primera etapa del desarrollo se crearon dos *datasets*. El primero se

utilizó para imágenes de rostros y el segundo para imágenes de texto. Cada imagen fue etiquetada con su respectivo perfil y área profesional.

Previamente, se definieron los perfiles y las áreas profesionales, y se aseguraron 100 fotografías tanto faciales como de texto para cada perfil (800 imágenes). Este proceso estableció umbrales y rangos de medidas para clasificar de manera precisa a los nuevos usuarios sus características faciales y de texto (Tablas 2 y 3).

Tabla 2

Rangos de medidas faciales obtenidos para la clasificación de Perfil Profesional

Perfil Profesional	Ojos	Nariz	Boca
Medicina, Ciencias Naturales, Ciencias Biológicas	> 74	> 55	> 65
Ingeniería, Físico-Matemáticas, Ciencias de la Educación	> 65	> 45	> 55
Ciencias de la Educación, Físico-Matemáticas, Licenciatura	> 68	> 44	> 54
Economía, Licenciatura, Humanidades	> 70	> 46	> 58
Humanidades, Licenciatura, Ciencias de la Educación	> 59	> 38	> 48
Ventas, Economía, Educación Financiera	> 71	> 47	> 57
Ingeniería, Físico-Matemáticas, Ciencias Generales	> 58	> 35	> 42
Artista	> 76	> 51	> 61

Tabla 3

Rango de medidas de letra y tipos para la clasificación de áreas profesionales

Tipo de Letra	Ancho	Alto	Personalidad	Áreas de enfoque
Normal	≤ 0.9	≤ 0.8	Lógica, lineal, claridad, capacidad de síntesis, eficiencia y concreción	Lógica, matemáticas e ingeniería
Cursiva	> 1.15	> 0.81	Espontáneo, enfrenta el mundo, cordial, respetuoso, atento, creativo y perseverante	Licenciatura, medicina y artes

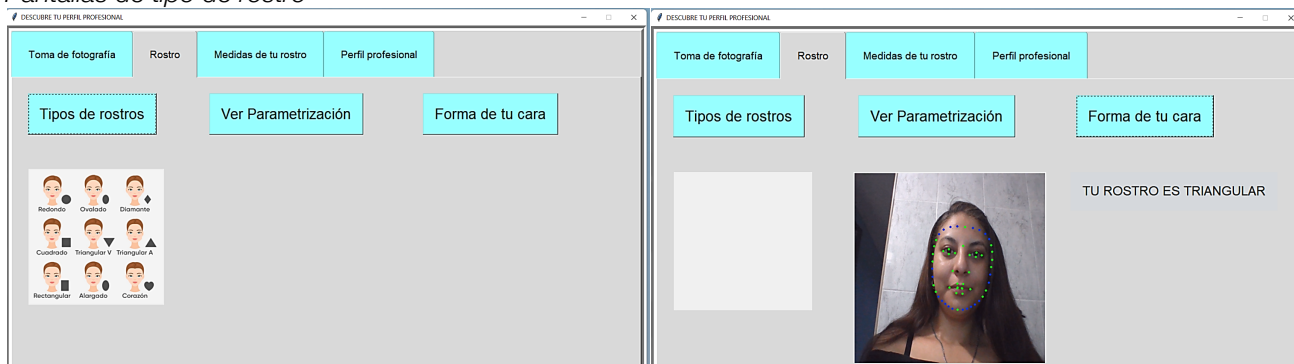
La interfaz del sistema se diseñó para ser intuitiva y fácil de usar. El sistema permite seleccionar qué es lo que se desea fotografiar primero: el rostro o la escritura (Figura 5). Posteriormente, se proporcionan las instrucciones para tomar la fotografía de una forma adecuada.

Figura 5
Pantalla de inicio



Después de tomar la fotografía se debe seleccionar la pestaña «Rostro» (Figura 6). En esta se exponen los tipos de rostro existentes. Además, el sistema indica cuál es el tipo de rostro del usuario.

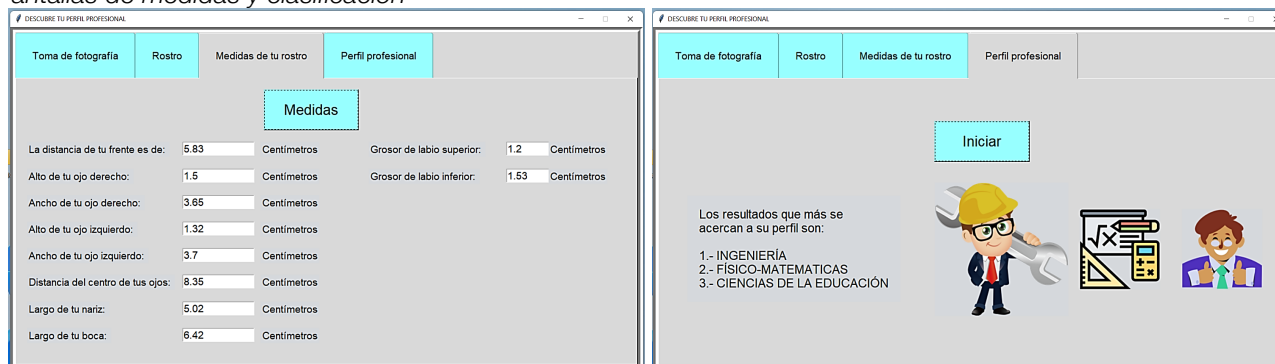
Figura 6
Pantallas de tipo de rostro



Nota. Imagen izquierda: tipos de rostro; imagen derecha: parametrización del rostro del usuario e identificación de la forma de su cara

Posteriormente, se le presentaron al usuario las medidas obtenidas de los rasgos faciales mediante la distancia euclídea del rostro fotografiado. Utilizando esas medidas se clasificó el perfil profesional al cual pertenece (Figura 7).

Figura 7
Pantallas de medidas y clasificación



Nota. La imagen izquierda muestra las medidas del rostro; la imagen derecha señala el perfil profesional

Es posible retornar a la pestaña «Tomar fotografía» para seleccionar una opción distinta. Esta ocasión permite fotografiar la escritura y guardar la imagen (Figura 8). La pestaña «Escritura» escanea la imagen previamente guardada y detecta el texto (Figura 9).

Figura 8
Pantalla de fotografía a la escritura

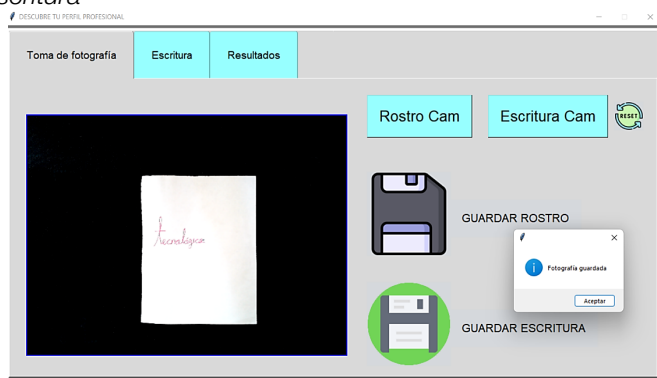
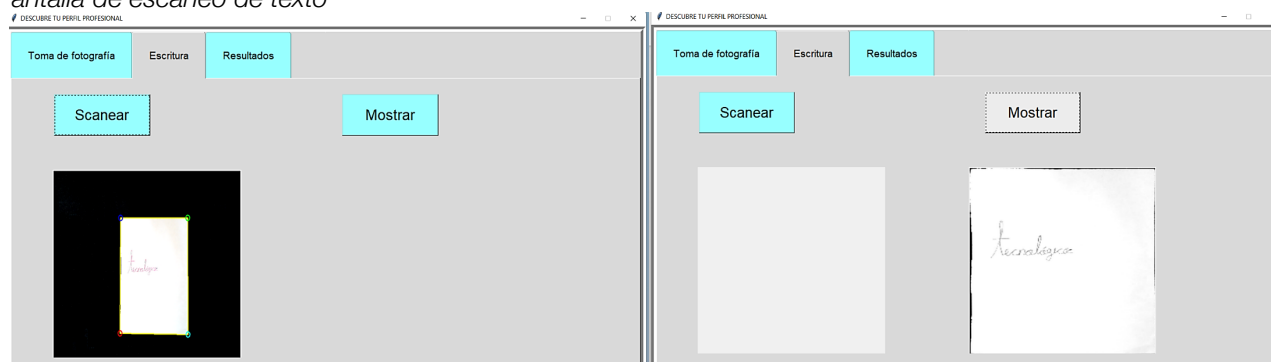


Figura 9
Pantalla de escaneo de texto



Nota. La imagen izquierda muestra el escaneo de la imagen; la imagen derecha presenta el texto identificado

Finalmente, la pestaña «Resultados» muestra las medidas de la letra del texto, el tipo del texto, y las áreas profesionales sugeridas por el sistema, y un breve comentario de la personalidad del usuario (Figura 10).

Figura 10
Pantalla de resultados



3.2. Análisis y evaluación de los resultados

Para analizar la exactitud de los resultados del sistema propuesto el módulo de análisis facial se agrupó en dos categorías (Tabla 4). La primera categoría es *Profesionista*, aquí el sistema predijo correctamente el perfil de 79 personas y realizó 11 predicciones incorrectas. Esto señala que el sistema tiene el 87.77% de exactitud. Por otro lado, la segunda es la categoría *Estudiante*. Esta predijo correctamente el perfil de 33 individuos, pero tuvo cinco predicciones incorrectas. Esto señaló que el sistema tiene el 86.84% de exactitud dentro de esta categoría.

En total, se realizaron 128 pruebas, de las cuales 112 predicciones fueron correctas y 16 incorrectas. Por lo tanto, el sistema tiene 87.5% de exactitud general. Este porcentaje es bueno, pues indica alto nivel de precisión en la mayoría de los casos. Además, sugiere que el sistema es eficaz para recomendar perfiles profesionales.

Tabla 4

Evaluación de la exactitud del módulo de análisis facial del sistema

Estatus del usuario	No. usuarios	Predicción de perfil correcta	Predicción de perfil incorrecta	Exactitud del sistema=No. de predicciones correctas/Total de pruebas
Profesionista	90	79	11	87.77 %
Estudiante	38	33	5	86.84 %
Total	128	112	16	87.5 %

Los resultados de la exactitud del sistema propuesto del módulo de análisis de texto se agruparon en dos categorías (Tabla 5). La primera categoría es *Profesionista*, aquí el sistema predijo correctamente el perfil de 84 personas, pero predijo incorrectamente seis. Esto da una exactitud del 93.33% en esta categoría. Por otro lado, la segunda es la categoría *Estudiante*. Esta predijo correctamente el perfil de 26 individuos, pero erró en 12 predicciones. Esto señaló que el sistema tiene el 68.42% de exactitud.

En total, se realizaron 128 pruebas, de las cuales 110 predicciones correctas y 18 incorrectas. Por lo tanto, el sistema tiene 85.93% de exactitud general. Este porcentaje es bueno, pues indica alto nivel de precisión en la mayoría de los casos. Además, sugiere que el sistema es eficaz para recomendar perfiles profesionales.

Tabla 5

Evaluación de la exactitud del módulo de análisis de texto del sistema

Estatus del usuario	No. usuarios	Predicción de área profesional	Predicción de área profesional	Exactitud del sistema=No. de predicciones correctas/Total de pruebas
Profesionista	90	84	6	93.33 %
Estudiante	38	26	12	68.42 %
Total	128	110	18	85.93 %

Al sumar la exactitud del módulo de análisis facial (112 predicciones correctas) y el módulo de análisis de texto (110 predicciones correctas) se obtuvo un total de 222 predicciones correctas de un total de 256 pruebas. Esto señaló que la exactitud combinada es de aproximadamente del 86.72%. Por esta razón, el valor obtenido indicó un desempeño sólido y equilibrado de ambos módulos al trabajar en conjunto para recomendar perfiles profesionales.

Para calcular la precisión de cada módulo fue necesario conocer el total de TP y FP. Para fines de esta investigación se asumió que todas las predicciones incorrectas son falsos positivos para simplificar el cálculo (Tabla 6). El módulo de análisis facial tuvo una precisión de 87.5%, mientras que el módulo de análisis de texto presentó una precisión de 85.93%. Al combinar los resultados de ambos módulos, la precisión del sistema completo fue de aproximadamente 86.72%. Estos resultados señalaron que el sistema tiene un desempeño sólido. Además, sugiere que es eficaz para recomendar áreas profesionales basándose en el reconocimiento facial y de texto.

Tabla 6

Evaluación de la precisión del sistema de visión artificial

Módulo del sistema	Verdaderos Positivos (TP)	Falsos positivos (FP)	Precisión= (TP) / (TP + FP)
Análisis Facial	112	16	87.5 %
Análisis de Texto	110	18	85.93 %
Total	222	34	86.72 %

4. Discusión y conclusiones

Este proyecto exploró la viabilidad de relacionar el aspecto facial y la escritura para asignar perfiles profesionales. Esto con el fin de facilitar la orientación vocacional y el proceso de selección de personal en el ámbito social y laboral. Para esto, se desarrolló un sistema propuesto implementando una metodología ágil y procurando un diseño intuitivo para el usuario.

Los resultados de la investigación revelaron que el sistema es eficaz, pues obtuvo una exactitud de 87.5% en el módulo de análisis facial y 85.93% en el módulo de análisis de texto. Combinando ambos módulos, se obtuvieron 222 predicciones correctas de un total de 256 pruebas. Esto da una exactitud combinada de aproximadamente 86.72%. Para el campo de la inteligencia artificial el porcentaje obtenido se considera aceptable, especialmente en sistemas complejos que integran múltiples módulos de análisis. Sin embargo, es crucial precisar y mitigar cualquier sesgo para asegurar un uso justo y ético de estas tecnologías.

Además, los 128 usuarios finales del sistema estuvieron conformes con las predicciones, incluso aquellos que recibieron resultados que no correspondían con la carrera que están estudiando o con la profesión que desempeñan actualmente. De igual manera, admitieron sentirse atraídos por los perfiles recomendados o que en algún momento llegaron a considerar dedicarse a ello.

Sin embargo, un aspecto crítico que surgió durante esta investigación fue la preocupación ética de la visión artificial. Esta discriminación se manifiesta cuando sistemas automatizados hacen juicios o decisiones basadas en características físicas, como el aspecto facial, el color de la piel o la forma del cuerpo. Todo esto puede llevar a situaciones donde las personas sean injustamente tratadas o evaluadas únicamente por su apariencia física, sin considerar sus habilidades o méritos reales.

Para solucionar esto, no es necesario abandonar el uso de estas tecnologías, sino mejorar y regular su desarrollo para asegurar que se utilicen de manera justa y equitativa. Esto con el fin de aprovechar sus beneficios mientras se minimizan los riesgos éticos. Es importante entender que la visión artificial es una herramienta complementaria, destinada a apoyar y a aumentar las capacidades humanas, no a reemplazarlas. Además, los sistemas de visión artificial pueden ser diseñados con mecanismos de retroalimentación y mejora continua. Esto permite que las decisiones y las predicciones incorrectas sean identificadas y corregidas, permitiendo que el sistema aprenda y mejore con el tiempo.

Para abordar estos problemas, se crearon los *dataset* diversos y representativos, por ello las imágenes capturadas de los profesores y estudiantes del TESE no tuvieron limitaciones de edad, sexo, complexión física, color de piel o etnia. A pesar de que el *dataset* de imágenes faciales contenía 800 elementos en la fase de análisis de datos para identificar tendencia y patrones, se reconoció que no es lo suficientemente grande. Estos resultados servirán para que futuras investigaciones amplíen el tamaño de los *dataset* con el objetivo de mejorar la generalización y precisión del sistema. Además, la literatura sugiere que los *dataset* pueden mejorar la robustez y la exactitud de los sistemas de aprendizaje automático (Sun et al., 2017).

Con todo esto se concluye que el sistema desarrollado presenta un enfoque novedoso y efectivo para recomendar perfiles profesionales basado en la visión artificial. Utilizar *Python* demostró ser una decisión adecuada, pues sus bibliotecas son flexibles y robustas. Además, permite procesar imágenes y aprendizaje automático. Sin embargo, es crucial abordar las consideraciones éticas relacionadas con el sesgo algorítmico, y ampliar el tamaño y la diversidad del conjunto de datos para mejorar la precisión y la equidad del sistema.

Referencias

- Canul-Arceo, L., López Martínez, J. L., & Narváez-Díaz, L. (2015). Algoritmo rápido de la transformada de Hough para detección de líneas rectas en una imagen. *Programación matemática y Software*, 7(2), 8–13.
- Codina Acedo, M. (2013). *Manual completo de morfopsicología y la interpretación del rostro*. Bubok Publishing S.L.
- Doyle, J. R., & Bottomley, P. A. (2004). Font appropriateness and brand choice. *Journal of Business Research*, 57(8), 873-880. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(02\)00487-3](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(02)00487-3)
- Hamermesh, D. S., & Biddle, J. E. (1994). Beauty and the labor market. *The American Economic Review*, 84(5), 1174-1194. <https://www.jstor.org/stable/2117767>
- Holland, J. L. (1997). *Making vocational choices: A theory of vocational personalities and work environments* (3rd ed.). Psychological Assessment Resources.
- Idelfonso-Romero, N. (2024). Grafología como herramienta científica para el análisis psicológico de la personalidad. *Revista de Psicología de la Universidad Autónoma del Estado de México*, 13(38), 174-191. <https://doi.org/10.36677/rpsicologia.v13i38.24193>
- ISO. (2006). *ISO/IEC 19795-1:2006 Information technology—Biometric performance testing and reporting—Part 1: Principles and framework*. ISO. <https://www.iso.org/standard/41447.html>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Morales Olivera, Y., García Parrado, J., Reyes Fernández, P. E., & Lorenzo Ginori, J. V. (2012). Experiencias en la implementación de las operaciones morfológicas de erosión y dilatación para imágenes binarias empleando vecindades adaptativas. *Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 33(2), 34-41.
- Niño-Rondón, C. V., Castro-Casadiño, S. A., Medina-Delgado, B., Guevara-Ibarra, D., & Camargo-Ariza, L. L. (2021). Comparativa entre la técnica de umbralización binaria y el método de Otsu para la detección de personas. *Revista UIS Ingenierías*, 20(2), 65–74. <https://doi.org/10.18273/revuin.v20n2-2021006>
- Ortiz Rangel, E., Mejía-Lavalle, M., & Sossa, H. (2017). Filtrado de ruido Gaussiano mediante redes neuronales pulso-acopladas. *Computación y Sistemas*, 21(2), 381-395. <https://doi.org/10.13053/cys-21-2-2742>
- Rastogi, O. (2020). *Working of Classifiers [Imagen]*. Medium. <https://medium.datadriveninvestor.com/haar-cascade-classifiers-237c9193746b>
-
- Juárez Velázquez, E. T., Hernández Lara, D., & Trejo Villanueva, C. A. (2024). Uso del sistema de visión artificial para recomendar perfiles profesionales por medio del reconocimiento facial y de texto. *Transdigital*, 5(10). e362. <https://doi.org/10.56162/transdigital362>

- Serrador, P., & Pinto, J. K. (2015). Does Agile work?—A quantitative analysis of agile project success. *International Journal of Project Management*, 33(5), 1040-1051.
- Suárez, P., & Villavicencio, M. (2017). Canny Edge Detection in Cross-Spectral Fused Images. *Enfoque UTE*, 8(1), 16–30. <https://doi.org/10.29019/enfoqueute.v8n1.127>
- Sun, C., Shrivastava, A., Singh, S., & Gupta, A. (2017). Revisiting Unreasonable Effectiveness of Data in Deep Learning Era. En IEEE (Ed.), *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (pp. 843-852). IEEE.
- Tinto, V. (2017). Through the eyes of students. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, 19(3), 254-269.
- Van Rossum, G., & Drake, F. L. (2009). *Python 3 Reference Manual*. CreateSpace.
- Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. En IEEE (Ed.), *2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1-9). IEEE.
- Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J., & Rosenfeld, A. (2003). Face recognition: A literature survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 35(4), 399-458. <https://doi.org/10.1145/954339.954342>

Transdigital[®]

revista científica

La revista científica *Transdigital* está indizada en varias bases de datos científicas y evalúa los textos con el sistema de pares de doble ciego. Se admiten Artículos de investigación y Ensayos científicos. Opera con el modelo de *publicación continua*; se reciben textos todo el año. Consulta los costos de publicación y los lineamientos editoriales en la página oficial. Preferentemente, hasta tres autores(as) por texto y máximo 6 mil palabras. Pueden publicarse más autores y otras extensiones con un ajuste al precio.

www.revista-transdigital.org

Transdigital[®]

editorial

La Editorial *Transdigital* publica libros de carácter científico y académico. Se pueden publicar tesis de posgrado, una vez que han sido sometidas al sistema de evaluación de pares de doble ciego. Los libros cuentan con ISBN, DOI y código de barras y también se distribuyen en *Google Books*, *Amazon Kindle*, *Google Play*, *Scribd* y *iBooks* de *Apple*. La editorial es una iniciativa de la Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales y está inscrita en el Registro Nacional de Instituciones y Empresas Científicas y Tecnológicas del Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías con el folio RENIECYT 2400068.

www.editorial-transdigital.org

Transdigital[®]

congreso virtual

El *Congreso Virtual Transdigital* se realiza anualmente de manera totalmente virtual. Las ponencias se publican como capítulo de libro científico con ISBN, DOI y código de barras. Se admiten Artículos de investigación y Ensayos científicos con un máximo de tres autores(as) y 4 mil palabras. Pueden publicarse más autores y otras extensiones con un ajuste al precio. Es una iniciativa de la Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales, inscrita en el Registro Nacional de Instituciones y Empresas Científicas y Tecnológicas del Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías con el folio RENIECYT 2400068.

www.congreso-transdigital.org

