

AUTENTICACIÓN POR MÉTODOS BIOMÉTRICOS AURICULARES

AUTHENTICATION BY EAR BIOMETRIC METHODS

Jorge Ángel Juárez Vázquez

Universidad Autónoma Metropolitana, México
jorge.juarez@cua.uam.mx

Iván Garrido Velázquez

Universidad Autónoma Metropolitana, México
ivan.garrido@cua.uam.mx

Miguel Ángel Jiménez Salazar

Universidad Autónoma Metropolitana, México
miguel.jimenez@cua.uam.mx

Alba Rocío Núñez Reyes

Universidad Autónoma Metropolitana, México
anunez@cua.uam.mx

Recepción: 15/noviembre/2024

Aceptación: 16/abril/2025

Resumen

La rápida evolución de las tecnologías ha impulsado la necesidad de innovaciones inclusivas. En este artículo se explora el reconocimiento de orejas con la red neuronal YOLOv8 [Abonia, 2022] como alternativa para la autenticación biométrica de personas para las que utilizar métodos de verificación más cotidianos, como el reconocimiento facial o dactilar podría no ser una opción viable. La metodología incluyó el análisis de tecnologías biométricas y sus limitaciones, seguido del desarrollo de un prototipo evaluado a nivel de usabilidad. Se recolectaron 460 imágenes de orejas, las cuales fueron etiquetadas y preprocesadas para el entrenamiento del modelo con el algoritmo YOLOv8, para finalmente implementar un prototipo funcional del sistema. Los resultados mostraron un rango de precisión entre el 90% de la oreja izquierda y 91% en la oreja derecha, con un bajo índice de falsos positivos, lo que sugiere que este método podría ser eficaz para la autenticación.

Palabras Clave: Autenticación, Biométrico, Inclusivo, Oreja, YOLOv8.

Abstract

The fast-paced evolution of technologies has driven the need for inclusive innovations, although few devices offer solutions for people with physical or motor limitations. This article explores ear recognition and identification with the YOLOv8 [Abonia, 2022] neural network as an alternative for biometric authentication for people for whom using more everyday verification methods, such as facial or fingerprint recognition, might not be a viable option. The methodology included the analysis of current biometric technologies and their limitations, followed by the development of a prototype evaluated at usability level. A total of 460 ear images were collected, which were labeled and preprocessed for training the model with the YOLOv8 algorithm. The results showed an accuracy range between 90% in the left ear and 91% in the right ear, with a low rate of false positives, suggesting that this method is effective for authentication.

Keywords: *Authentication, Biometric, Ear, Inclusive, YOLOv8.*

1. Introducción

Los métodos de autenticación biométricos consisten en la comparación de las características físicas de una persona con los datos que representan dichas características y que están almacenados en un sistema digital, esta comparación tiene como fin determinar su semejanza para llevar a cabo un proceso de verificación de la identidad [Galdamez, 2017]. Si durante las etapas de procesamiento de las características que identifican a una persona se comprueba que coinciden con los datos previamente registrados, la persona será autorizada para acceder al dispositivo, a información específica o a procesos determinados. Los sistemas de autenticación por métodos biométricos son bastante confiables y seguros, por lo que cada día es más frecuente su uso, entre los más utilizados se encuentran el reconocimiento facial, las huellas dactilares y el reconocimiento de voz.

Para la industria tecnológica, la seguridad y la experiencia durante la interacción con cualquier sistema son elementos clave para el éxito del negocio, por lo que los sistemas de verificación de identidad emergen como procesos esenciales durante

la interacción de las personas con la tecnología digital ya que permiten la verificación de la identidad a través de métodos que garantizan fiabilidad.

Sin embargo, los sistemas actuales de verificación de identidad no suelen considerar a las personas con ciertas condiciones médicas, como limitaciones en la movilidad de los dedos, problemas motrices para colocar los dedos de cierta manera, ni a aquellos con discapacidades de la movilidad facial, parálisis facial, distrofia muscular, afectaciones en la textura de la piel por quemaduras o cicatrices u otras similares, estas cuestiones se presentan en personas con distintas condiciones médicas y físicas. Incluso los cambios en la apariencia como cambios en el peinado, uso de maquillaje o el envejecimiento natural pueden afectar la capacidad de los sistemas de reconocimiento para autenticar a los usuarios de manera precisa. Todo esto podría generar problemas durante la interacción con los sistemas de autenticación, aumentar las tasas de error y ocasionar sentimientos de frustración e inconformidad en las personas debido a los múltiples intentos fallidos. En este contexto, el reconocimiento de orejas emerge como una alternativa prometedora para la identificación biométrica. En el artículo *Human Ear Recognition Using Geometrical Features Extraction* [Anwar, 2015] se utiliza un algoritmo para la detección de orejas, extrayendo las características geométricas, los resultados demuestran que las orejas resultan ser un método eficaz de identificación biométrica. Esta y otras investigaciones [Curiel, 2006], [Grenot, 2019] sobre el análisis biométrico de las orejas respaldan la validez de este enfoque al confirmar que la oreja se considera como buen candidato para la identificación de datos biométricos debido a que no tiene un cambio significativo con el paso del tiempo. Este trabajo de investigación propone abordar una posible solución mediante el diseño de un sistema de autenticación basado en la aplicación del algoritmo YOLOv8 (You Only Look Once) para la identificación biométrica mediante el reconocimiento de orejas. Este algoritmo se seleccionó por su eficacia en la detección de objetos en imágenes, lo que lo hace ideal para la tarea de reconocimiento de orejas.

YOLOv8 es la última iteración de la serie YOLO de detectores de objetos en tiempo real, ofreciendo un rendimiento notable en términos de precisión y velocidad,

además, ha demostrado ser eficaz en la detección de objetos pequeños, lo que es crucial para la detección de orejas.

El objetivo primordial es mejorar la experiencia de las personas durante el proceso de autenticación en dispositivos móviles, por lo que se retomaron conceptos y técnicas de diseño y evaluación de interfaces [Benyon, 2014], [Dix, 2004], [Kim, 2015], [Johnson, 2020], [Lazar, 2017], [Lidwell, 2010], [Norman, 2013], [Preece, 2015], [Shneiderman, 2016], [Weinschenk, 2010] para desarrollar un sistema funcional y seguro que brinde una experiencia satisfactoria y un método de autenticación inclusivo, eliminando las contraseñas tradicionales y adoptando tecnologías biométricas avanzadas para cumplir con las demandas de seguridad e interacción, especialmente de aquellas personas para las que el reconocimiento de huellas dactilares o faciales no resulta viable debido a ciertas características físicas, limitaciones por distintas condiciones médicas o desafíos físicos, como la falta de extremidades o deformidades faciales.

Al explorar esta nueva vía, se abren puertas a soluciones más inclusivas y accesibles en el campo del reconocimiento biométrico.

¿Qué hay de la oreja?

Distintas investigaciones plantean que cada persona tiene una oreja única, además, su morfología es la misma durante toda la vida y el crecimiento es proporcional [Anwar, 2015], [Curiel, 2006], [Grenot, 2019]. Por lo que es posible afirmar que es muy difícil encontrar dos orejas iguales.

En medicina forense e investigaciones criminales la oreja humana se ha utilizado como una prueba de identificación, debido a que presenta una variedad de características anatómicas que la hacen única y difícil de replicar.

De acuerdo con los investigadores Curiel y Granell [Curiel, 2006], la oreja es una parte del cuerpo humano infrautilizada -desde el punto de vista forense-, la anatomía de la oreja se compone del orificio del conducto auditivo externo, el hélix, la raíz del hélix, el antehélix, las ramas o pilares del antehélix, la fosa escafoidea, la fosa triangular, la concha, el lóbulo, el trago, el antitrago y la incisura intertrágica [Flores, 2009]. Por lo que la conjunción de la tecnología de identificación biométrica y la

caracterización de la oreja podría abrir nuevas posibilidades en aplicaciones de seguridad y autenticación.

2. Métodos

A partir del análisis de diversas investigaciones sobre el funcionamiento de los servicios de autenticación con datos biométricos en los dispositivos móviles [Apple, 2023], [BBC, 2020], [TechTarget, 2023], como la lectura de huellas dactilares y el reconocimiento facial, se identificó que estos procesos suelen utilizar, además de fotografías, datos que se asocian a la identidad de la persona, como su dirección, fecha de nacimiento, número de teléfono, etc. Si los datos de identidad se cumplen y coinciden con los datos de la persona, el proceso se completa y la solicitud de la persona se aprueba. En caso contrario, se detendrá o rechazará la solicitud y se adoptarán las medidas de seguridad determinadas por el desarrollador, algunas de estas consisten en: hacer un nuevo intento para acceder, corregir alguno de los datos ingresados, modificar las condiciones de la lectura biométrica (limpiando las huellas dactilares o retirando aquello que cubre el rostro, para el caso del reconocimiento facial), proponiendo el uso de otro método de acceso, etc. También se identificaron las principales desventajas de dichos métodos y se concluyó que la oreja es un candidato ideal para ser incorporada como dato biométrico en sistemas de autenticación. Tras la recolección de información asociada al tema del proyecto, se planteó una propuesta para el flujo del proceso de autenticación con orejas. Además, se tuvieron en cuenta perfiles de personas para las que puede resultar difícil o imposible utilizar otros métodos de autenticación. A manera de ejemplo, las Figuras 1 y 2 presentan las fichas de dos perfiles anónimos que podrían ser usuarios del sistema. Posteriormente se llevó a cabo el levantamiento de los requerimientos del sistema, a partir de un primer prototipado, lo que permitió definir las características y el flujo de la interacción con el proceso de utilizar las orejas como método de autenticación. El resultado de las fases previas fue la primera versión de un prototipo de baja fidelidad, diseñado en un software especializado que facilitó el establecimiento del flujo de navegación y permitió someter el resultado a una evaluación heurística.



Fuente: elaboración propia

Figura 1 Ficha del perfil de una persona que podría ser usuario del sistema.



Fuente: elaboración propia

Figura 2 Ficha del perfil de una persona que podría ser usuario del sistema.

Durante esta etapa, la navegabilidad de la interfaz fue valorada de forma positiva, debido al empleo de iconos y elementos gráficos familiares. Además, la identificación de uso intuitivo [Bastien, 2022] del sistema se consideró correcta, ya que el proceso presenta pocos pasos, lo que permite a cualquier persona completarlo con rapidez. Dicha fase de evaluación arrojó información pertinente para mejorar la propuesta inicial de la interfaz del sistema. Algoritmo de Identificación.

La fase de implementación implicó el estudio y análisis de distintas tecnologías. Se encontró que la implementación del algoritmo YOLOv8 de Ultralytics en Python era una excelente opción para desarrollar las diferentes versiones del algoritmo, incluida la segmentación de objetos. Algunas razones para considerar la implementación de YOLOv8 de Ultralytics son:

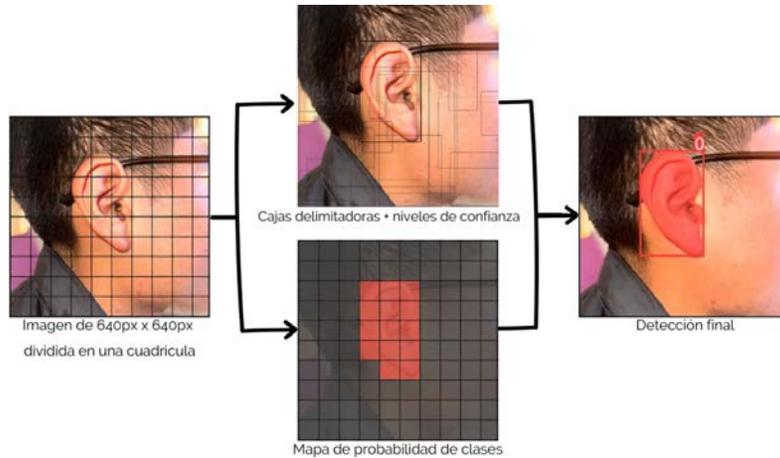
- Desarrollo activo y soporte continuo: Ultralytics mantiene actualizada la versión de YOLOv8, ofreciendo mejoras constantes y solucionando errores rápidamente.
- Alto rendimiento y precisión: YOLOv8 ofrece mejoras significativas en la detección y segmentación de objetos en comparación con versiones anteriores.

- Flexibilidad y adaptabilidad: Permite ajustar y entrenar modelos según las necesidades específicas del sistema de autenticación biométrica auricular.

Tras la revisión de la propuesta y la incorporación de las correcciones necesarias para garantizar su correcta operación, se implementó un primer prototipo funcional. En este prototipo quedaron integradas las características, funciones, propiedades y restricciones del sistema definidas en la fase previa. Dicho desarrollo validó la viabilidad de la solución propuesta y estableció las bases para futuras mejoras y optimizaciones. Una vez seleccionadas las herramientas adecuadas, se recolectaron 460 *fotografías* de orejas, de 19 *personas* diferentes, que fueron tomadas desde diferentes ángulos y con distintos niveles de iluminación. Todas estas imágenes compartían una característica en común; mantenían una proporción de tamaño de 1:1. Posteriormente, se utilizó la plataforma Roboflow para etiquetar las imágenes de las orejas. El etiquetado de las imágenes consiste en delimitar los objetos de interés dentro de cada fotografía, en este caso, las orejas, lo cual es esencial para entrenar modelos de detección y segmentación de objetos. Después del proceso de etiquetado, las 460 imágenes fueron redimensionadas a una resolución estándar de 640 x 640 píxeles para garantizar la coherencia en el tamaño de entrada del modelo. Todo lo anterior fue necesario para llevar a cabo la etapa de entrenamiento, que consiste en ajustar los parámetros del modelo utilizando el algoritmo YOLOv8 de Ultralytics y en alimentar al mismo con los datos etiquetados. Este proceso permite que el sistema aprenda a reconocer y segmentar las orejas en diversas condiciones de iluminación y ángulos de visión, optimizando así, su precisión y rendimiento en tareas de autenticación biométrica auricular. Durante esta fase, los resultados obtenidos mostraron una precisión de detección de orejas de alrededor del 90%.

En la Figura 3 se muestra el proceso mediante el cual el modelo recibe una imagen o un conjunto de imágenes (es decir, un video) y realiza la detección de objetos en una imagen de 640 x 640 píxeles, que se divide en una cuadrícula para analizar cada celda de forma independiente. El modelo predice múltiples cajas delimitadoras con sus respectivos niveles de confianza en cada celda, indicando la posición y

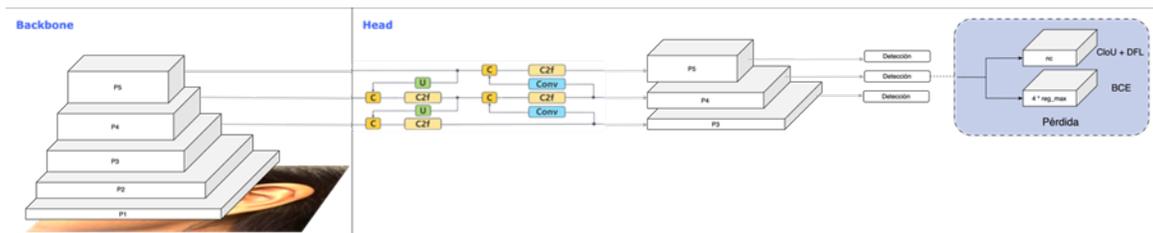
probabilidad de presencia de un objeto. Luego, genera un mapa de probabilidad de clases para identificar la categoría del objeto en cada región. Finalmente, el modelo combina esta información para producir una detección precisa, eliminando predicciones de baja confianza y generando una caja delimitadora ajustada alrededor del objeto detectado, en este caso, una oreja.



Fuente: elaboración propia

Figura 3 Modelo propuesto para la detección de orejas.

En la Figura 4 se presenta el funcionamiento interno del algoritmo, donde se muestra una separación clara entre el Backbone y el Head. El Backbone se encarga de extraer características esenciales de la imagen a través de una estructura piramidal que abarca desde P1 hasta P5, cada nivel representa una resolución distinta de la imagen de entrada. Esta sección es responsable de transformar la imagen en una representación más abstracta que resume las características visuales más importantes, desde detalles pequeños hasta características globales.



Fuente: elaboración propia

Figura 4 Funcionamiento del algoritmo YOLOv8.

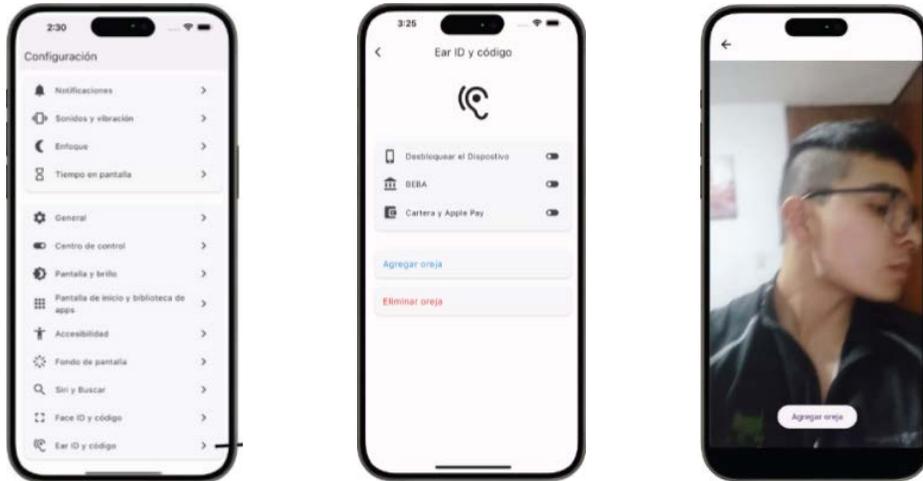
Por otro lado, el Head toma estas características y las procesa mediante operaciones de submuestreo ascendente (upsampling, representado como U en el diagrama) y concatenación (concat, representado como C en el diagrama), combinando información de diferentes resoluciones para mejorar la capacidad del modelo en la detección de objetos de diferentes tamaños. Luego, el modelo genera predicciones en tres niveles de resolución (P3, P4 y P5), que se evalúan con funciones de pérdida específicas como Intersección Completa sobre Unión (CIoU por sus siglas en inglés) y Entropía Cruzada Binaria (BCE por sus siglas en inglés), asegurando que las posiciones y clases de los objetos detectados se ajusten con la mayor precisión posible. Esta estructura equilibra de manera efectiva la precisión y la velocidad, permitiendo detecciones en tiempo real con alta calidad.

El modelo permite establecer un umbral de probabilidad para las detecciones de clase que se desean mostrar; en este caso, se utilizó un umbral del 88%. Debido a que no se encontró un modelo preexistente que detectara orejas de forma específica, se llevó a cabo una exhaustiva investigación sobre modelos de aprendizaje automático y de detección de objetos para lograr la detección de orejas. Como resultado de este trabajo, se desarrolló un modelo personalizado capaz de identificar orejas con alta precisión, esencial para el sistema de autenticación biométrica auricular propuesto.

3. Resultados

En la Figura 5 se observa un prototipo del proceso de registro de la oreja como método de autenticación en un dispositivo móvil. En la primera imagen de izquierda a derecha el usuario tendrá que acceder a la configuración para registrar su oreja. En la Figura 5b se observa que en “Configuración” se incluye una opción para poder gestionar el registro de la oreja del usuario (los dispositivos actuales ya incluyen este apartado, pero es para el registro de datos biométricos faciales, Figura 5c). A continuación, el usuario podrá registrar su oreja o eliminar el registro. Al presionar el botón “Agregar oreja” se abrirá otra interfaz de registro. Finalmente, el usuario tendrá acceso a una interfaz para poder registrar su oreja. La versión final del modelo se desarrolló utilizando el algoritmo YOLOv8x-seg y se entrenó durante 40

épocas. Este modelo fue elegido debido a su capacidad para realizar segmentación de instancias con alta precisión, lo cual es esencial para la detección detallada de orejas en diversas condiciones. A continuación, se presentan los resultados más importantes obtenidos durante la etapa de entrenamiento del modelo.

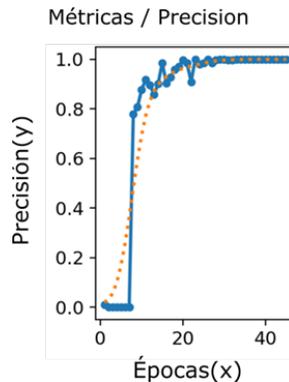


a) Interfaz principal. b) Configuración de datos biométricos. c) Añadir datos biométricos.

Fuente: elaboración propia

Figura 5 Proceso de registro de la oreja como método de autenticación en un teléfono.

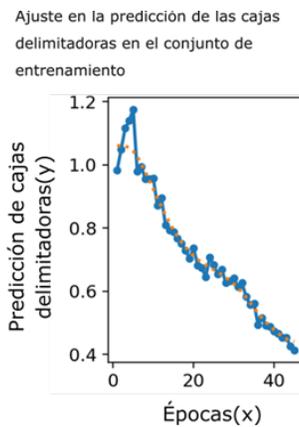
En la Figura 6 se muestra el gráfico de precisión en función del número de épocas durante el entrenamiento del modelo de segmentación de objetos. La precisión del modelo aumenta rápidamente en las primeras épocas, lo que sugiere que el modelo aprende características significativas del conjunto de datos de manera eficiente en las etapas iniciales del entrenamiento.



Fuente: elaboración propia

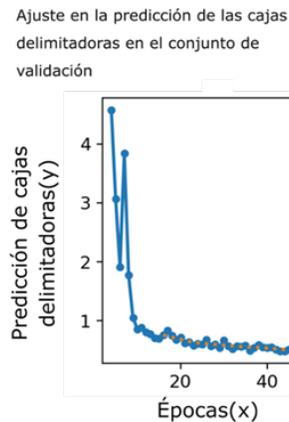
Figura 6 Gráfica de la evaluación de la precisión del modelo.

En la Figura 7 se muestra el análisis de pérdida en las cajas delimitadoras, que ayuda a entender cómo el modelo está mejorando su capacidad de ajustar las predicciones a las cajas delimitadoras de los objetos. Se muestra que se tiene una tendencia claramente descendente, lo que indica que el modelo está mejorando en la tarea de ajustar las cajas delimitadoras. A medida que esto disminuye, el modelo realiza predicciones más precisas en cuanto a la localización de los objetos. También que a partir de las primeras épocas aproximadamente, la curva sigue descendiendo, pero a un ritmo más lento. Esto sugiere que el modelo continúa mejorando, pero las ganancias adicionales son menores. La Figura 8 es similar a la gráfica anterior, pero en este caso muestra la pérdida en las cajas delimitadoras en el conjunto de validación a lo largo de las épocas de entrenamiento.



Fuente: elaboración propia

Figura 7 Gráfica de la validación de los cuadros delimitadores.

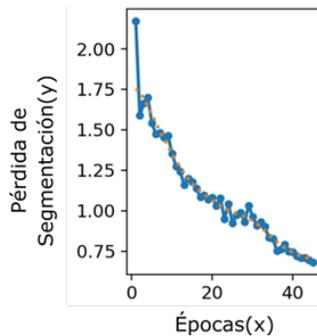


Fuente: elaboración propia

Figura 8 Gráfica de la calidad de los modelos entrenados.

En las primeras épocas, hay picos grandes en la pérdida, lo que indica que el modelo estaba fluctuando entre buenas y malas predicciones en el conjunto de validación. Sin embargo, después de estas primeras épocas, la curva se vuelve más suave, lo que indica que el modelo ha encontrado una forma más estable de generalización. Y en la Figura 9 se representa el ajuste en la predicción de la segmentación de objetos. A medida que avanza el entrenamiento, la pérdida en la segmentación sigue disminuyendo, aunque a un ritmo más lento. Esto sugiere que el modelo sigue mejorando, pero las ganancias adicionales son más graduales.

Ajuste en la predicción de la segmentación de objetos en el conjunto de entrenamiento



Fuente: elaboración propia

Figura 9 Gráfica del rendimiento del modelo.

4. Discusión

A pesar de haber alcanzado niveles de hasta un 91% de precisión en la detección de la oreja derecha y un 90% en la oreja izquierda, con los 3 usuarios en los que se probó el sistema, gracias a los avances en algoritmos de aprendizaje profundo y el acceso a conjuntos de datos cada vez más completos, los resultados, aunque prometedores, aún no son suficientes para garantizar una identificación biométrica fiable y precisa en todos los casos. Una de las vías para el trabajo futuro será aumentar el número de fotografías o ampliar el conjunto de datos para el proceso de entrenamiento del modelo, lo que incrementaría el índice de identificación y segmentación de orejas.

Otro aspecto importante que considerar es la interoperabilidad y la compatibilidad con diferentes dispositivos y plataformas. Uno de los desafíos enfrentados fue la

elección del algoritmo adecuado para este proyecto, ya que el uso de diversas herramientas durante el desarrollo generó inconsistencias entre sus versiones. Por ejemplo, en Google Colab, algunos módulos requerían una versión de Python superior a la que ofrecía la plataforma; específicamente, el módulo perteneciente a TensorFlow Lite Maker (tflite-model-maker-nightly).

La implementación exitosa de sistemas de reconocimiento de orejas requiere una integración fluida con una amplia variedad de dispositivos móviles y aplicaciones, lo que garantizaría una experiencia de usuario coherente y sin problemas en diferentes entornos. Por lo tanto, futuros esfuerzos deberían enfocarse en optimizar el sistema para diversas configuraciones de hardware y sistemas operativos, así como en abordar cualquier problema de compatibilidad que pueda surgir durante su despliegue.

5. Conclusiones

Este estudio resalta la necesidad de diseñar sistemas de autenticación que consideren las características físicas de los usuarios. Incorporar métodos alternativos, como el reconocimiento de orejas, mejora tanto la accesibilidad como la comodidad. La diversidad física no solo optimiza la experiencia del usuario, sino que también fomenta la inclusión en el acceso a la tecnología.

Las tecnologías biométricas, como el reconocimiento de orejas, plantean desafíos éticos además de preocupaciones sobre la privacidad. La recolección de datos biométricos genera inquietudes en torno a la seguridad, lo que exige implementar medidas como el cifrado, la doble verificación y políticas claras que garanticen la transparencia junto con el consentimiento informado. Además, resulta fundamental mejorar la precisión y confiabilidad a través de pruebas con usuarios diversos y el desarrollo de algoritmos avanzados entrenados con datos representativos que permitan el cruce de información para la verificación de la identidad.

En resumen, el reconocimiento de orejas tiene aplicaciones prometedoras en control de acceso y autenticación; sin embargo, es necesario abordar tanto la eficacia técnica como los aspectos éticos y de privacidad. Un enfoque integral permitirá su adopción segura y efectiva en diversos entornos tecnológicos.

La propuesta se centra en un reconocimiento preciso, seguro y fácil de implementar de la oreja, con aplicaciones en áreas como transacciones financieras, además de acceso a funciones específicas, en un contexto de constante innovación tecnológica.

6. Bibliografía y Referencias

- [1] Abonia, S. Faster R-CNN vs YOLO vs SSD— Object Detection Algorithms. Medium; IBM Data Science in Practice. Agosto, 2022.
- [2] Anwar, A., Ghany, K. y Elmahdy, H. Human Ear Recognition Using Geometrical Features Extraction. International Conference on Communication, Management and Information Technology. 2015.
- [3] Apple. Acerca de la tecnología avanzada de Face ID. Apple Support. 2023.
- [4] Bastien, J. Usability Testing: A Review of Some Methodological and Technical Aspects of the Method. International Journal of Medical Informatics. Marzo, 2022.
- [5] BBC. ¿Cómo funcionan las pantallas táctiles? BBC. Febrero, 2020.
- [6] Benyon, D. Designing Interactive Systems: A Comprehensive Guide to HCI, UX and Interaction Design. Pearson. 2014.
- [7] Curiel, A. y Granell, J. La huella de oreja como método de identificación. 57(7), 329-332. Enero, 2006.
- [8] Dix, A., Finlay, J., Abowd, G. D., y Beale, R. Human Computer Interaction. Prentice Hall. 2004.
- [9] Flores, A. y Antígona, A. Detección Estable de los Bordes de la Oreja en Imágenes 2D. Computación y Sistemas. 13(2), 195-208. 2009.
- [10] Galdamez, P. Sistema biométrico para detección y reconocimiento de orejas basado en algoritmos de procesamiento de imágenes y redes neuronales profundas. Universidad De Salamanca. 2017.
- [11] Grenot, E., Carballea, E., Silva, F., Martínez, Y. y Sánchez, R. Normalización de imágenes de orejas para el reconocimiento biométrico. Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones, 40(3), 28-38. 2019.

- [12] Johnson, J. *Designing with the Mind in Mind: Simple Guide to Understanding User Interface Design Guidelines*. Morgan Kaufmann Publishers. 2020.
- [13] Kim, G. *Human–Computer Interaction: Fundamentals and Practice*. CRC Press. 2015.
- [14] Lazar, J., Feng, J. H., y Hochheiser, H. *Research Methods in Human-Computer Interaction*. 2017.
- [15] Lidwell, W., Holden, K., y Butler, J. *Universal Principles of Design*. Rockport. 2010.
- [16] Norman, D. *The Design of Everyday Things*. Basic Books. 2013.
- [17] Preece, J., Rogers, Y. y Sharp, H. *Interaction Design: Beyond Human Computer Interaction*. John Wiley & Sons. 2015.
- [18] Shneiderman, B., y Plaisant, C. *Designing the User Interface: Strategies for Effective Human-Computer Interaction (6th ed.)*. Pearson. 2016.
- [19] TechTarget. *What is a touch screen?* TechTarget. 2023.
- [20] Weinschenk, S. *100 Things Every Designer Needs to Know About People*. New Riders. 2010.