

SISTEMA DE CONTROL DE ACCESO POR MEDIO DE DETECCIÓN DE ROSTROS CON MASCARILLAS BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL

ACCESS CONTROL SYSTEM THROUGH DETECTION OF FACES WITH MASKS BASED ON ARTIFICIAL VISION

Andrea Libertad Alarcón Ortiz ^{1*}

¹ Carrera de Electrónica. Instituto Superior Tecnológico Tungurahua. Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1392-0343>. Correo: alalarcon@institutos.gob.ec

Amanda Elizabeth Naranjo Villacis ²

² Carrera de Electrónica. Instituto Superior Tecnológico Tungurahua. Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-4655-8597>. Correo: anaranjo.istt@gmail.com

Giovanny Amancha ³

³ Carrera de Electrónica. Instituto Superior Tecnológico Tungurahua. Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-6511-5970>. Correo: wamancha.istt@gmail.com

* Autor para correspondencia: alalarcon@institutos.gob.ec

Resumen

La pandemia del virus Covid-19 ha marcado precedentes en cuanto a la bioseguridad de la población, reflejando que la prevención es una herramienta adecuada para evitar la transmisión de enfermedades. El presente trabajo muestra el desarrollo de un prototipo de sistema de detección de uso de mascarillas y escaneo de temperatura corporal para el control de acceso a locales comerciales basado en algoritmos de visión artificial. Este sistema utiliza una metodología de investigación de campo cuantitativa en un nivel descriptivo por medio de un modelo construido en Tensorflow que trabaja sobre el video obtenido utilizando en el programa OpenCV2. La implementación consta de tres módulos: detección de temperatura corporal por medio del sensor Mlx90614; detección del correcto uso de la mascarilla por medio de una cámara frontal analizada con redes neuronales convolucionales; y el control de acceso utilizando componentes electrónicos. En las pruebas de funcionamiento se analizan las métricas de rendimiento de la red neuronal con diferentes tasas de aprendizaje y número de iteraciones como: precisión, exactitud y sensibilidad, en cinco casos de clasificación: temperatura alta o normal, rostros sin mascarilla, rostros con mascarilla mal colocada y con mascarilla colocada correctamente. Los resultados presentan una tasa de aprendizaje 87,5%, mostrando

identificadores para detectar si un cliente usa mascarilla correctamente y emitiendo alertas sonoras cuando no se cumplen con las medidas de bioseguridad. En relación al control de acceso una eficacia del 100% después de la detección.

Palabras clave: sistema de control de acceso; visión artificial; Redes Neuronales Convolucionales; detección de temperatura; TensorFlow; OpneCV2

Abstract

The Covid-19 virus pandemic has set precedents in terms of the biosecurity of the population, reflecting that prevention is an adequate tool to avoid the transmission of diseases. Therefore, the present work shows the development of a prototype of a detection system for the use of masks and body temperature scanning for access control to commercial premises based on artificial vision algorithms. This system uses a quantitative field research methodology at a descriptive level through a model built in Tensorflow that works on the video obtained using the OpenCV2 program. The implementation consists of three modules: body temperature detection through the Mlx90614 sensor, detection of the correct use of the mask through a front camera analyzed with convolutional neural networks, and access control using electronic components. In the performance tests, the performance metrics of the neural network are analyzed with different learning rates and number of iterations such as: precision, accuracy and sensitivity, in five classification cases: high or normal temperature, faces without a mask, faces with a mask incorrectly placed and with a mask placed correctly. The results present a learning rate of 87.5%, showing identifiers to detect if a client wears a mask correctly and issuing sound alerts when biosecurity measures are not complied with. In relation to access control, an effectiveness of 100% after detection.

Keywords: access control system; artificial vision; Convolutional Neural Networks; temperature detection; TensorFlow; OpenCV2

Fecha de recibido: 04/02/2023

Fecha de aceptado: 25/05/2023

Fecha de publicado: 08/06/2023

Introducción

El uso de la tecnología ayuda a resolver problemas importantes, más aún cuando se presentan situaciones difíciles en el mundo, como la actual crisis sanitaria causada por el virus COVID-19. El primer caso en las Américas se confirmó en EE. UU el 20 de enero de 2020 y el 26 de febrero de 2020 el primero en América del Sur. Desde entonces, el virus COVID-19 se ha propagado a varios países y territorios (PAHO, s. f.).

Las mascarillas son consideradas Equipos de Protección Personal (EPP), cuya función es proteger a las personas de la exposición a contaminantes y agentes biológicos para que no lleguen a las vías respiratorias. Durante las pandemias que han azotado el mundo, estos equipos han tomado un papel protagónico para la

prevención de enfermedades y es posible que en futuras enfermedades sigan siendo utilizadas (Bautista-Flores et al., 2022).

Existen diferentes tipos de mascarillas, entre las más utilizadas están las quirúrgicas desechables con eficacia de filtración bacteriana, las mascarillas filtrantes N95 y KN95 con un 95% de efectividad para evitar el contacto con virus (Sommerstein et al., 2020). El uso de las mascarillas también ha demostrado ser efectivo para la protección frente a la contaminación del aire, como las partículas atmosféricas finas (MP2.5) uno de los contaminantes del aire más dañinos, debido a que pueden ser inhalados fácilmente deteriorando la salud de las personas. Al utilizar mascarillas con ventilación se tiene una protección de hasta un 99.3%, contra dichos contaminantes (Escobar et al., 2022).

De acuerdo a la Organización Mundial de la Salud (2020), recomienda el uso de las mascarillas en lugares cerrados, condiciones de trabajo específicas que colocan al empleado en estrecho contacto con muchas personas, entornos públicos, en donde no se pueda tener un distanciamiento de al menos un metro. Sin embargo, si no existe un correcto uso de la mascarilla reduce el efecto preventivo contra enfermedades, debido a que no se puede impedir que las gotas expulsadas al hablar, toser o estornudar ingresen al tracto respiratorio (Rojas y Romero, 2023), lo que provoca una falsa sensación de seguridad (Organización Mundial de la Salud, 2020).

El presente trabajo desarrolla un sistema de detección del correcto uso de la mascarilla, mediante un modelo de visión artificial construido en base a imágenes, para el control de acceso a locales comerciales de gran afluencia. Con este sistema se pretende conocer si una persona no cumple con alguno de estos requerimientos, y emitir una alarma sonora para su llamado de atención, adicional a ello cuenta con un sensor de temperatura en caso de ser necesario. En base a este tema se han desarrollado algunas investigaciones como las que se detallan a continuación.

En el trabajo de Pereira et al. (2021) describe el desarrollo de una aplicación web para monitorear el uso de la mascarilla de uso facial. Utilizaron lenguaje de Python, y algoritmo Haar Cascade para clasificar rostros con y sin mascarillas protectoras. Como resultado, obtuvieron una aplicación web liviana y permite detectar y almacenar en la nube las imágenes capturadas con una precisión, revocación y f-score de 63 %, 93 % y 75 %, respectivamente. Lo que demuestra que en cuanto a precisión se puede utilizar dicho algoritmo (Pereira Júnior et al., 2021).

En el trabajo de Quiñonez et al. (2022) desarrollaron un análisis del rendimiento de un sistema AIoT para la detección del uso correcto, incorrecto y sin mascarilla basado en dos modelos computacionales de Cloud y Edge, para determinar cuál modelo se adecua mejor en un entorno real de acuerdo a la base de la confiabilidad del algoritmo, uso de recursos computacionales y tiempo de respuesta. Los resultados experimentales demuestran que el modelo computacional Edge presentó un mejor desempeño en comparación con el Cloud. (Quiñonez-Cuenca et al., 2022).

El trabajo de Siradjuddin et al. (2021), realiza la comparación de una red convolucional basada en regiones más rápida, R-CNN para la detección de rostros enmascarados. En esta detección de rostros con mascarillas. Determinando tres clases una cara sin máscara, la segunda una cara con una máscara mal colocada y la tercera una cara con una máscara colocada correctamente. Utilizó Red de Propuestas de Región (RPN), posteriormente se introducen las regiones candidatas y por último la capa de agrupación de

Faster R-CNN identificada como la capa de agrupación. La precisión promedio del modelo entrenado para todas las clases es 0.73, con la precisión más alta obtenida por la clase de cara sin máscara (Siradjuddin et al., 2021).

Este artículo se divide en cuatro secciones que incluyen la introducción. La sección dos presenta los materiales y métodos utilizados. Sección tres muestra los resultados y discusión. En la sección cuatro se detallan las conclusiones.

Materiales y métodos

La presente investigación tiene un enfoque cuantitativo, de campo utilizando un nivel descriptivo. El objetivo de esta investigación fue realizar un sistema de control de acceso a locales comerciales por medio de detección de rostros con mascarillas basado en visión artificial, conjugado con la detección de temperatura corporal, con la finalidad de proporcionar herramientas de bioseguridad para ser utilizadas en casos necesarios como pandemias o entornos insalubres. Para la implementación del sistema se propuso seguir una serie de pasos que conduzcan de una manera ordenada y eficiente del proyecto, estos pasos se evidencian en la Figura 1.



Figura 1. Etapas de la implementación del proyecto.

Esquema eléctrico

Para el control y procesamiento de imágenes se utilizó una tarjeta Raspberry Pi 3B+ y Arduino Uno para el control de acceso. Las dos placas intercambian información a través de comunicación serial. Para la visualización de datos se utiliza pantallas LCD e indicadores luminosos para conocer el estado de la persona (con mascarilla colocada correctamente o no) después del procesamiento de la imagen. En la Figura 2 se muestra la conexión utilizada entre los dispositivos.

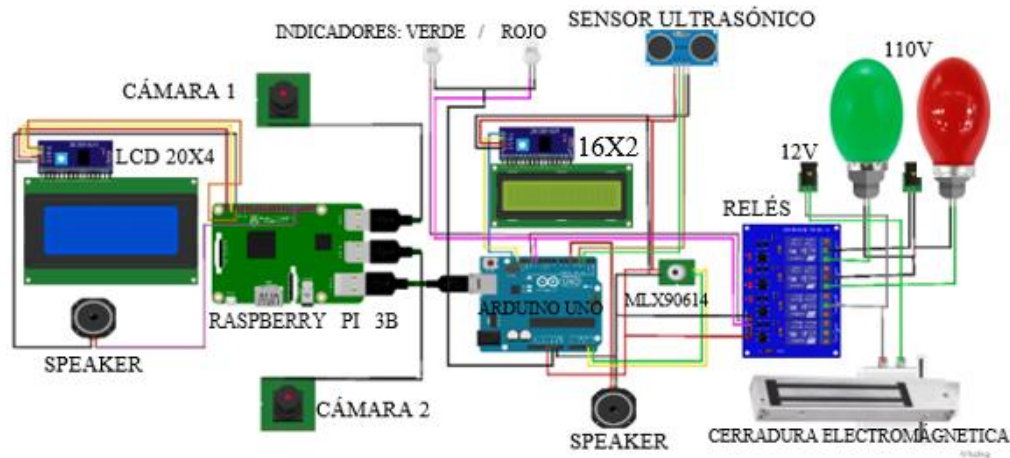


Figura 2. Esquema eléctrico del proyecto.

Instalación del software y Detección de Rostro y captura

El software de operación de la tarjeta es Raspbian sobre el cual se instalan los paquetes de OpenCV para el procesamiento de imágenes. Para la detección de rostro las personas se ubican de manera frontal a la cámara, se guardan las imágenes de las bases de datos de la tarjeta para su posterior procesamiento. El algoritmo compara rasgos faciales y así determina los ojos, la boca, la nariz, las cejas y cada característica facial que puede llegar a tener una persona, de esta manera el entrenamiento que realiza es bastante completo, permitiendo una mayor eficacia en la comparación de características faciales.

El algoritmo imprime el número de fotos que le tomará al usuario para poder analizarlas en la base de datos, la cual se dividen en dos partes un repositorio de imágenes de personas con Mascara y la otra carpeta de imágenes de personas sin mascara, como se observa en la Figura 3.

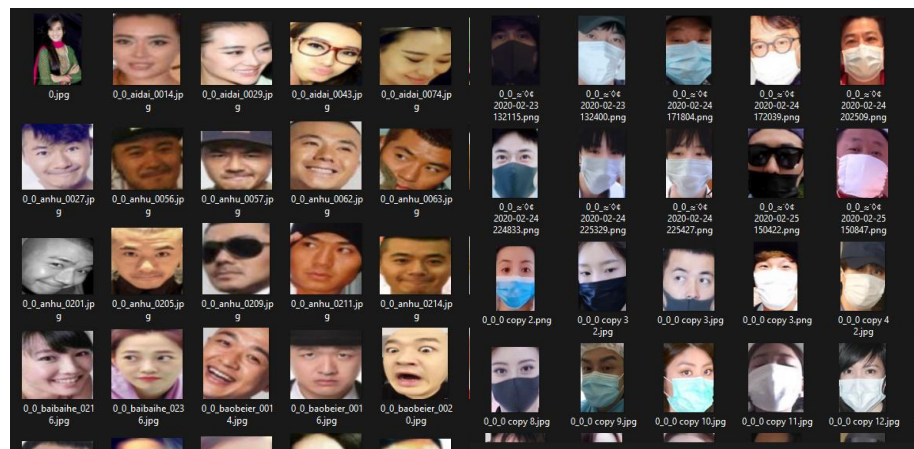


Figura 3. a.) Base de datos de personas sin mascarillas. b.) Base de datos de personas con mascarillas.

Este entrenamiento se debe realizar solamente cuando el registro de usuarios al sistema finalice.

Extracción de características y algoritmo de reconocimiento

EigenFaces es una técnica que permite determinar, mediante la ortogonalidad dimensional, qué vectores ofrecen más información a un conjunto de datos de dimensión N. No obstante, la información N-dimensional obtenida con Eigenfaces contiene datos redundantes que solo ocasionan que un sistema de clasificación tenga un alto costo computacional. Para minimizar esto, se aplica análisis de componentes principales (PCA) (Gottumukkal & Asari, 2004), el cual toma una cantidad menor de los vectores entregados por las imágenes de la base de datos pero con información necesaria para la reconstrucción de los rostros de las imágenes ingresadas. Gracias a esto, se logra disminuir el costo computacional del procesamiento de datos.

El reconocimiento se realiza mediante la proyección de una imagen de un rostro en el subespacio formado por los eigenfaces y comparando su posición con la de los otros rostros conocidos. Los eigenfaces son un conjunto de vectores representados gráficamente, convirtiéndose en una especie de mapa de las variaciones entre imágenes. Estos vectores son el resultado de la aplicación de PCA a la matriz de covarianza de un conjunto de imágenes de rostros los cuales son denominados eigenvectores, siendo una imagen tratada como un vector en un espacio multidimensional. A su vez, cada cara individual puede ser representada exactamente en términos de una combinación lineal de las eigenfaces, la cual puede ser aproximada usando solamente los “mejores” eigenfaces que son las que tienen mayores eigenvalores. Los M mejores eigenfaces conforman un subespacio M-dimensional de las caras de todas las posibles imágenes.

Este método realiza las siguientes operaciones y pasos:

- Adquisición de una serie de imágenes de caras iniciales.
- Cálculo de los eigenfaces del conjunto de entrenamiento, almacenando únicamente las M dimensiones que correspondan con los eigenvalores mayores.
- Cálculo de un conjunto de pesos basados en la imagen de entrada y las M-eigenfaces mediante la proyección de la imagen de entrada sobre cada una de las eigenfaces.
- Determinar si la imagen de la cara pertenece o no al conjunto de entrenamiento, por medio de la distancia euclídea.

Para la utilización de esta técnica se define una imagen $I(x,y)$ como una matriz bidimensional de N filas y N columnas, cuyos valores de intensidad varíen entre 0 y 255 (8 bits), correspondientes a una imagen en escala de grises. Estos vectores definen el sub-espacio de imágenes de caras. Cada vector es de longitud N^2 , que describe a una imagen de tamaño $N \times N$, y es una combinación lineal de la imagen de una cara original (Kshirsagar et al., 2011).

El conjunto de imágenes de caras para el entrenamiento es $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M$. Después de haber obtenido su conjunto se tiene la cara promedio dada por la ecuación 1:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1)$$

Luego cada cara difiere entre el rostro de entrada y la media del mismo según el vector de la ecuación 2.

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2)$$

Este conjunto de grandes vectores está sujeto al análisis de componentes principales, el cual busca una serie de M vectores ortonormales u_N que mejor describan la distribución de los datos. El k-ésimo vector u_K , es elegido tal como se presenta en la ecuación 3:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (u_k^T \Phi_n)^2 \quad (3)$$

Los vectores u_K , y los vectores u_λ , son los eigenvectores y los eigenvalores respectivamente de la matriz de covarianza en la ecuación 4.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (4)$$

Donde A es la matriz = $[\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n]$, y la matriz C es de dimension de $N \times N$

Detección de temperatura corporal

El sistema debe realizar la medición de temperatura de forma automática para evitar contactos innecesarios entre personas. Para el proceso de esta variable se utilizó sensores de temperatura de acuerdo a las características de la Tabla 1.

Tabla 1. Cuadro comparativo entre el sensor de MLX90614 vs Dht11.

Sensor de Temperatura Infrarrojo MLX90614	Sensor Temperatura DHT11
• Módulo: GY-906 • Chip sensor: MLX90614ESF-BAA • Voltaje de operación: 3.3V-5V DC • Protocolo de comunicación SMBUS (subconjunto del I2C) • Temperatura de trabajo en rango: -40°C hasta +170°C • Conversor analógico digital (ADC) interno de 17 bits • Procesador digital de señal interno • Regulador de voltaje 3.3V en placa.	• Voltaje de Operación: 3V - 5V DC • Rango de medición de temperatura: 0 a 50 °C. • Precisión de medición de temperatura: ± 2.0 °C. • Resolución Temperatura: 0.1°C. • Rango de medición de humedad: 20% a 90% RH. • Precisión de medición de humedad: 5% RH. • Resolución Humedad: 1% RH • Tiempo de sensado: 1 seg. • Dimensiones: 16*12*5 mm

Se utilizó el sensor de temperatura infrarrojo MLX90614 fabricado por la empresa Melexis, permite medir la temperatura de un objeto a distancia (sin contacto). El sensor MLX90614, posee una membrana micro mecánica sensible a la radiación infrarroja que emite un objeto a una distancia.

La salida del sensor es lineal y compensa los cambios en la temperatura ambiente, también integra un circuito de filtrado contra el ruido y un conversor A/D de 17 bits de resolución y un procesador digital de señales,

entregando un extenso rango de trabajo para objetos a partir de -70°C hasta 380°C , con una exactitud de 0.5°C . La salida del sensor posee una interfaz de comunicación digital tipo SMBus, que es un subconjunto del protocolo I2C.

Para el funcionamiento del control de acceso, se requiere determinar la presencia de la persona en el local comercial. Para ello se utiliza el sensor HC-SR04 ultrasónico. Es compatible con la mayoría de los microcontroladores del mercado como las tarjetas de Arduino y otras tarjetas electrónicas que funcionen con 5 volts. Permite detectar obstáculos que se encuentran a larga distancia, hasta 400 cm. La señal de disparo es de 10 us. El consumo de corriente es menor que el de los sensores de distancia infrarrojos.

El algoritmo de control de acceso presente en la Figura 4, describe el actuar del sistema durante su ejecución.

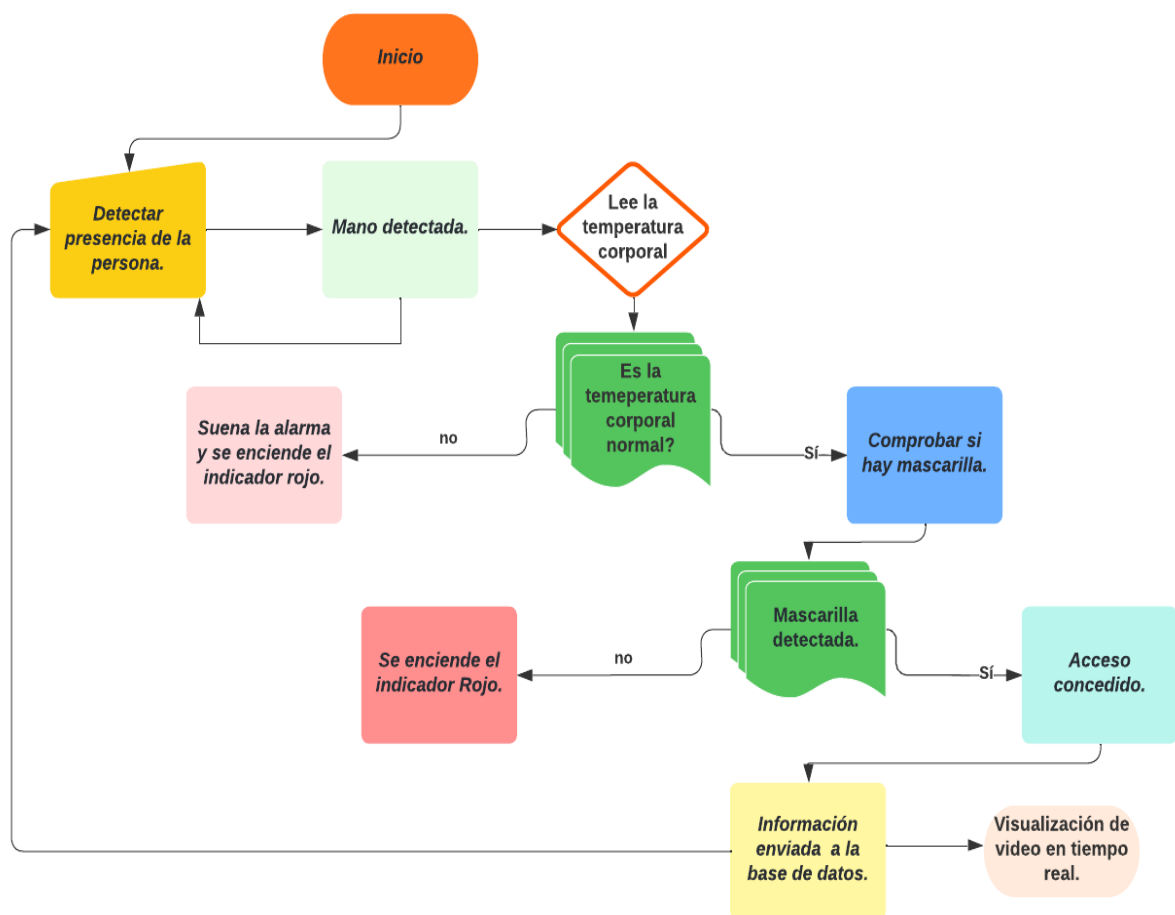


Figura 4. Funcionamiento del control de acceso.

Resultados y discusión

El sistema fue puesto a prueba bajo distintas condiciones. Se trabajó con imágenes obtenidas por la cámara como se observa en la Figura 5.

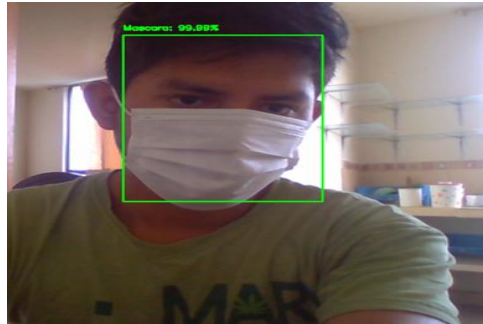


Figura 5. Detección de rostro.

Se realizó las pruebas que miden la eficiencia del algoritmo con condiciones típicas de acceso tales como: acceso en diferentes franjas horarias, el uso de accesorios en el rostro, el ángulo de inclinación de la cámara, gestos comunes, y características. Para estas pruebas se utilizó como referencia a 4 personas, en las que se obtuvo tiempos aceptables de reconocimiento facial como se muestra en la tabla 1 con los cuales se dedujo el porcentaje y en función de ello se clasificaron de la siguiente manera:

Tabla 2. Porcentajes y tiempos para el reconocimiento con mascarilla.

CLASIFICACIÓN DE RECONOCIMIENTO FACIAL	
Porcentaje (%)	Tiempo (s)
95	0 a 3
90	4 a 7
80	8 a 11
70	12 a 16
50	Más de 16
50	Más de 21

A continuación, se describirán las tablas que conforman las condiciones típicas para cada usuario analizado. En la tabla 3, se realizan las pruebas de iluminación en donde la luz natural es la que se produce durante el día y la luz artificial es la que está presente por un dispositivo lumínico activado en las horas de la noche o en horas en que esté muy oscuro el día.

Tabla 3. Pruebas de reconocimiento facial bajo condición lumínica.

PRUEBAS DE ILUMINACIÓN		
	PORCENTAJE DE RECONOCIMIENTO (%)	
	Luz natural.	Luz Artificial
Persona 1	99.96	98.04
Persona 2	98.03	92.08
Persona 3	99.03	95.60
Persona 4	99.02	97.10

Se tomaron las pruebas y se clasificaron según cada persona como se evidencia en la tabla 4.

Tabla 4. Clasificación de porcentajes y muestras para la tabla de iluminación.

Iluminación		Porcentaje (%)
Persona 1	Luz Natural	100
	Luz Artificial	98
Persona 2	Luz Natural	98
	Luz Artificial	92
Persona 3	Luz Natural	99
	Luz Artificial	95
Persona 4	Luz Natural	99
	Luz Artificial	95

En el reconocimiento facial la luz juega una parte importante, por esta razón entre más claros sean los rasgos faciales de una persona el algoritmo lo reconocerá mejor, y esto es claro ejemplo de los resultados visualizados donde el reconocimiento en luz natural es más eficiente que el reconocimiento con luz artificial. Por esta razón, se realizó pruebas con accesorios para evidenciar los porcentajes y la eficiencia del algoritmo con el uso, los mismos que se evidencian en la Tabla 5.

Tabla 5. Pruebas de reconocimiento facial bajo condición de accesorios.

PRUEBAS CON ACCESORIOS				
	PORCENTAJE DE RECONOCIMIENTO (%)			
	Gafas	Gorra	Aretes	Pañoleta
Persona 1	98.04	64.1	98.04	81.15
Persona 2	90.0	87.6	N/A	86.4
Persona 3	95.60	75.9	N/A	84.05
Persona 4	95.05	78.75	N/A	88.26

En el reconocimiento facial la luz juega una parte importante, por esta razón entre más claros estén los rasgos faciales de una persona el algoritmo lo reconocerá mejor, y esto es claro ejemplo de los resultados visualizados donde el reconocimiento en luz natural es más eficiente que el reconocimiento con luz artificial, aunque es muy poca la diferencia son datos que no se pueden despreciar. Por esta razón, se hicieron pruebas con accesorios para evidenciar los porcentajes y la eficiencia del algoritmo con estas, estos se evidencian en la tabla 6, mientras que en la tabla 7 se logra ver el porcentaje que se obtuvo según el tiempo de respuesta para cada usuario.

Tabla 6. Clasificación de porcentajes y muestras para tabla de accesorios.

Persona	Accesorio	Porcentaje (%)
Persona 1	Gafas	98
	Gorra	64
	Aretes	98
Persona 2	Gafas	87
	Gorra	n/a
	Aretes	86
	Pañoleta	90
Persona 3	Gafas	98
	Gorra	87
	Aretes	n/a
	Pañoleta	86
Persona 4	Gafas	95
	Gorra	79
	Aretes	n/a
	Pañoleta	88

Tabla 7. Pruebas de reconocimiento de mascarilla bajo ángulos de inclinación.

PRUEBAS CON ÁNGULOS DE INCLINACIÓN				
	PORCENTAJE DE RECONOCIMIENTO (%)			
	0	20*	30*	45*
Persona 1	98.04	82.36	77.6	69.6
Persona 2	92.8	87.91	81.64	77.15
Persona 3	95.6	90.21	84.5	75.08
Persona 4	97.1	95.4	93.6	98.1

Por otro lado, es importante tener en cuenta en ángulo de inclinación que una cámara tiene para con el usuario, esto es porque este proyecto se basa en un sistema de reconocimiento de mascarilla para un local por medio de reconocimiento facial, la cámara para todas las personas no estará al mismo ángulo, por eso fue necesario realizar estas pruebas y así identificar las falencias y las mejoras que tiene el algoritmo, esta información se puede observar en la Tabla 8 con 0, 20, 30 y 45 grados para cada persona analizada, se evidencian las muestras y sus respectivos porcentajes que se tuvieron en cuenta para la clasificación.

Tabla 8. Porcentajes y muestras para tabla de ángulos de inclinación.

CLASIFICACIÓN		
Persona 1	Angulo (*)	Porcentaje (%)
	0*	100 y 98
	20*	100 y 82
	30*	80 y 77
	45*	81 y 69
Persona 2	0*	100 y 92
	20*	100 y 87
	30*	80 y 82
	45*	78 y 77
Persona 3	0*	100, 92 y 96
	20*	100 y 89
	30*	76 y 75
	45*	98, 99 y 95
Persona 4	0*	100 y 95
	20*	90 y 94
	30*	99 y 98
	45*	

En la Tabla 9, se realizó pruebas del reconocimiento facial y el algoritmo, con gestos característicos del ser humano, como lo es la sonrisa, muecas, ojos cerrados, y la prueba más difícil es donde la persona tiene la cara de perfil, en esta prueba se evidenció que el algoritmo no reconoce a personas que están de lado, ya que no captura el rostro, se evidencian su clasificación en la Tabla 10 que tiene como porcentaje para cada característica facial o gesto.

Tabla 9. Pruebas de reconocimiento facial bajo condición de gestos.

Pruebas con gestos				
	Porcentaje de reconocimiento (%)			
	Sonrisa	Ojos cerrados	Muecas	Cara de perfil
Persona 1	97.3	94.48	94.9	0
Persona 2	97.6	95.5	97.51	0
Persona 3	98.1	97.06	98.1	0
Persona 4	98.16	94.3	92.32	0

Tabla 10. Clasificación de porcentajes y muestras para tabla de gestos.

Clasificación		
	Gesto	Porcentaje (%)
Persona 1	Sonrisa.	97
	Ojos cerrados.	94
	Muecas.	94
Persona 2	Sonrisa.	97
	Ojos cerrados.	95
	Muecas.	97
	Cara de perfil.	0
Persona 3	Sonrisa.	97
	Ojos cerrados.	95
	Muecas.	97
	Cara de perfil.	0
Persona 4	Sonrisa.	98
	Ojos cerrados.	94
	Muecas.	97
	Cara de perfil.	0

El prototipo evidencia como resultado un reconocimiento facial inmediato, considerando para ello un periodo de respuesta en tiempo real, sin embargo, para un grupo de usuarios más amplio, el tiempo computacional de comparación tendrá un mayor retardo, lo cual es un pendiente por resolver a futuro. Es importante

experimentar con el prototipo con más usuarios y en diferentes condiciones de iluminación, así como, con cámaras de mejor resolución para obtener información más veraz sobre el funcionamiento del sistema. Los resultados finales obtenidos con las personas que ingresaron al local e hicieron uso del prototipo instalado como medida de seguridad, para la validación del uso de mascarillas y nivel de temperatura, determinó que el sistema de clasificación utilizado para el reconocimiento de rostros no presentó ningún error de falso positivo.

Conclusiones

Las pruebas de funcionamiento del sistema determinan que el reconocimiento facial con la mascarilla se ve afectado por condiciones luminosas y posición del rostro. El nivel de confiabilidad del sistema es mayor durante el día ya que se puede tener una mejor iluminación del rostro, mientras que en la noche la luz presente en el ambiente es escasa dificultando el reconocimiento de la mascarilla. La fase de reconocimiento facial del sistema puede ser afectado por una incorrecta ubicación de la mascarilla, eligiendo la mejor opción de imágenes perturbadas por variaciones luminosas, así como a la presencia de ciertos factores como: sombreros, anteojos, gafas, etc. Esto ocasiona la existencia de errores en la extracción de características faciales con su respectiva mascarilla en la fase de procesamiento dentro del sistema.

En cuanto al sistema de detección de temperatura, este trabaja conforme lo esperado, es decir dentro de los márgenes establecidos en el prototipo como rangos de temperatura normal y los rangos de temperatura inusuales que son considerados como anomalías y alertas para los usuarios.

Como trabajos futuros se pretende realizar un entrenamiento con más usuarios utilizando equipos de mejor resolución y probar el algoritmo desarrollado.

Referencias

- Bautista-Flores, A. N., Millán Godínez, M., Flores Pineda, D., Vital-López, L., Bautista-Flores, A. N., Millán Godínez, M., Flores Pineda, D., & Vital-López, L. (2022). Mascarillas en tiempos de la COVID-19. *Educación química*, 33(4), 27-36. <https://doi.org/10.22201/fq.18708404e.2022.4.0.82736>
- Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 19(7), 711-720.
- Ding, C., Xu, C., & Tao, D. (2015). Multi-task pose-invariant face recognition. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 24(3), 980–993.
- Escobar, B. Á., Farina, P. C., Navarro-Riffo, J., Muñoz, C. M., Gaspar, Á. B., Escobar, B. Á., Farina, P. C., Navarro-Riffo, J., Muñoz, C. M., & Gaspar, Á. B. (2022). Comportamientos de autoprotección frente a la contaminación del aire y factores psicosociales, Temuco, Chile. *Revista internacional de contaminación ambiental*, 38. <https://doi.org/10.20937/rica.54073>

- Gottumukkal, R., & Asari, V. K. (2004). An improved face recognition technique based on modular PCA approach. *Pattern Recognition Letters*, 25(4), 429-436. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2003.11.005>
- Kshirsagar, V., Baviskar, M. R., & Gaikwad, M. E. (2011). Face recognition using Eigenfaces. 2011 3rd International Conference on Computer Research and Development, 2, 302-306.
- Martínez, A. M., & Kak, A. C. (2001). PCA versus LDA. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 23(2), 228–233.
- Organización Mundial de la Salud. (2020). Asesoramiento sobre el uso de mascarillas en el contexto de la COVID-19: Orientación provisional, 6 de abril de 2020. <https://apps.who.int/iris/handle/10665/331693>
- Paho. (s. f.). COVID-19 Situation Reports—PAHO/WHO | Pan American Health Organization. Recuperado 28 de abril de 2023, de <https://www.paho.org/en/covid-19-situation-reports>
- Pizarro Jara, P. A. (2011). Implementación en hardware de algoritmo de reconocimiento de rostros BDPCA+LDA. Universidad de Concepción. Facultad de Ingeniería. Departamento de Ingeniería Eléctrica.
- Pereira Júnior, A., Donadon Homem, T. P., Oliveira Teixeira, F., Pereira Júnior, A., Donadon Homem, T. P., & Oliveira Teixeira, F. (2021). Aplicación de inteligencia artificial para monitorear el uso de mascarillas de protección. *Revista Científica General José María Córdova*, 19(33), 205-222. <https://doi.org/10.21830/19006586.725>
- Quiñonez-Cuenca, F., Maza-Merchán, C., Cuenca-Maldonado, N., Quiñones-Cuenca, M., Torres, R., Sandoval, F., Ludeña-González, P., Quiñonez-Cuenca, F., Maza-Merchán, C., Cuenca-Maldonado, N., Quiñones-Cuenca, M., Torres, R., Sandoval, F., & Ludeña-González, P. (2022). Evaluación de AIoT en modelos computacionales en la nube y en el borde aplicado a la detección de mascarillas. *Ingenius. Revista de Ciencia y Tecnología*, 27, 32-48. <https://doi.org/10.17163/ings.n27.2022.04>
- Rojas, G., & Romero, R. (2023). Gestión e impacto de las medidas de intervención para la reducción de casos por COVID-19 en Costa Rica. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 46, e23. <https://doi.org/10.26633/rpsp.2022.23>
- Siradjuddin, I. A., Reynaldi, & Muntasa, A. (2021). Faster Region-based Convolutional Neural Network for Mask Face Detection. 2021 5th International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS), 282-286. <https://doi.org/10.1109/ICICoS53627.2021.9651744>
- Sommerstein, R., Fux, C. A., Vuichard-Gysin, D., Abbas, M., Marschall, J., Balmelli, C., Troillet, N., Harbarth, S., Schlegel, M., Widmer, A., Balmelli, C., Eisenring, M.-C., Harbarth, S., Marschall, J., Pittet, D., Sax, H., Schlegel, M., Schweiger, A., Senn, L., ... Swissnoso. (2020). Risk of SARS-CoV-2 transmission by aerosols, the rational use of masks, and protection of healthcare workers from COVID-19. *Antimicrobial Resistance & Infection Control*, 9(1), 100. <https://doi.org/10.1186/s13756-020-00763-0>