



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DE BABAHOYO**

**FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN, FINANZAS E INFORMÁTICA**

**PROCESO DE TITULACIÓN**

**DICIEMBRE 2022- MAYO 2023**

**EXAMEN COMPLEXIVO DE GRADO O DE FIN DE CARRERA**

**PRUEBA PRACTICA**

**PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:**

**INGENIERO EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN**

**TEMA:**

**ANÁLISIS COMPARATIVO DE LOS ALGORITMOS EIGENFACE Y FISHERFACE  
DE RECONOCIMIENTO FACIAL PARA LA SEGURIDAD DE LOS SISTEMAS DE  
INFORMACIÓN.**

**ESTUDIANTE:**

**STEVEN GONZALO RIOFRIO VILLAMAR**

**TUTOR:**

**ING. JOSÉ DANILO VILLAREZ PAZMIÑO, MG.**

**AÑO 2023**

## INDICE

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	8
JUSTIFICACIÓN .....	9
OBJETIVOS .....	10
Objetivo general: .....	10
LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN .....	11
MARCO CONCEPTUAL .....	12
Historia del reconocimiento facial. ....	12
Fundamentos del reconocimiento facial.....	13
Ventajas e inconvenientes del reconocimiento facial. ....	15
El reconocimiento facial y sus aplicaciones.....	16
Etapas del reconocimiento facial. ....	19
Detección.....	20
Algoritmo Viola Jones.....	20
Haar-like features .....	20
Preprocesado de imágenes .....	21
Rotación.....	22
Escalado.....	23
Extracción de características.....	23

Análisis de componentes principales (PCA) .....	25
Análisis discriminante lineal .....	26
Comparación y clasificación.....	26
Distancia euclidiana. ....	27
Algoritmos de reconocimiento facial.....	27
Eigenface.....	27
Fisherface.....	31
Procesos del algoritmo Fisherface.....	31
MARCO METODOLÓGICO.....	34
Tipo y diseño de la investigación .....	34
RESULTADOS.....	43
DISCUSIÓN DE RESULTADOS .....	45
CONCLUSIONES .....	47
RECOMENDACIONES.....	48
BIBLIOGRAFÍA .....	49
ANEXOS .....	53

## Índice de Figuras

<b>Figura 1</b> Reconocimiento Facial .....	13
<b>Figura 2</b> American Airlines implementa un sistema de reconocimiento facial. ....	17
<b>Figura 3</b> Olimpiadas de Tokio 2020 contarán con Reconocimiento Facial.....	17
<b>Figura 4</b> Software Churchix.....	18
<b>Figura 5</b> Software de reconocimiento facial .....	19
<b>Figura 6</b> Las cuatro fases del reconocimiento facial.....	20
<b>Figura 7</b> Características Haar.....	21
<b>Figura 8</b> Rotación de imagen .....	23
<b>Figura 9</b> Efecto escaldado de la imagen .....	23
<b>Figura 10</b> Técnicas existentes de reconocimiento facial .....	25
<b>Figura 11</b> Base de datos Caltech-101 .....	36
<b>Figura 12</b> Componentes vs Precisión Eigenface.....	36
<b>Figura 13</b> Componentes vs Precisión Fisherface .....	37
<b>Figura 14</b> Base de datos ORL.....	38
<b>Figura 15</b> Matriz de confusión.....	39
<b>Figura 16</b> Indicadores medios de precisión Eigenface .....	41
<b>Figura 17</b> Indicadores medios de precisión Fisherface.....	42

## Índice de Tablas

<b>Tabla 1</b> Precisión Eigenface.....	40
<b>Tabla 2</b> Precisión Fisherface .....	41

## RESUMEN

El siguiente caso de estudio se investigó sobre los conceptos de los principales métodos que hasta el día de hoy se utilizan para el reconocimiento facial, como son los algoritmos Eigenface y Fisherface , se introdujo al lector por los principios matemáticos para la comprensión de estos algoritmos como son los conceptos de PCA Y LDA que son métodos de reducción de dimensionalidad, estos métodos son muy utilizados en el análisis de datos en algoritmos de clasificación y poder dar predicciones.

Los métodos PCA Y LDA son herramientas muy poderosas que permiten analizar grandes conjuntos de datos, con el fin de analizar patrones, por lo tanto, estudiar estos métodos es muy importante, y sus aplicaciones son muy amplia en la Ciencia de datos, Machine Learning.

En este caso de estudio se analizan las distintas métricas en las que se basan para poder medir el rendimiento, exactitud, sensibilidad y precisión, con el fin de dar a conocer cuál de los dos algoritmos es el más eficiente para la seguridad de los sistemas.

## **PALABRAS CLAVE**

Pca, lda, eigenface, fisherface, vectores propios, valores propios Matriz de confusion, recall, especificity, eigenvectores.

## **ABSTRACT**

The following case study investigated the concepts of the main methods used to date for facial recognition, such as the Eigenface and Fisherface algorithms, the reader was introduced to the mathematical principles for understanding these algorithms as are the concepts of PCA and LDA that are dimensionality reduction methods, these methods are widely used in data analysis in classification algorithms and to be able to give predictions.

The PCA and LDA methods are very powerful tools that allow analyzing large data sets, in order to analyze patterns, therefore, studying these methods is very important, and their applications are very wide in Data Science, Machine Learning.

In this case study, the different metrics on which they are based are analyzed in order to measure performance, accuracy, sensitivity and precision, in order to reveal which of the two algorithms is the most efficient for system security.

### **KEYWORDS**

Pca, lda, eigenface, fisherface, vectores propios, valores propios Matriz de confusion, recall, especificity, eigenvectores.

## **PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

Los sistemas de información son un área fundamental y de gran importancia en cualquier organización, esta área es la encargada almacenar, procesar datos, es por ello que la inversión económica, tecnológica y humana es muy costosa, por lo que el desarrollo y utilización del reconocimiento facial está ligado a compañías multinacionales, sectores gubernamentales.

Es por ello que el reconocimiento facial fue el punto de partida de la presente investigación ya que el uso de estos algoritmos de reconocimiento de rostros es indispensable para la seguridad de los sistemas de información, teniendo el potencial de mejorar la seguridad, aunque también al utilizarlos de manera inapropiada puede llegar a generar riesgos vulnerando la seguridad a los usuarios.

Además, cabe mencionar que existe el riesgo de que los algoritmos de reconocimiento facial generen sesgos raciales o de género, lo que podría resultar en una discriminación injusta, ya que se basan en el aprendizaje automático y la inteligencia artificial, y dependen de la calidad y cantidad de los datos utilizados para entrenarlos. Si los datos utilizados son sesgados o incompletos, los algoritmos pueden generar resultados sesgados.

Por esta razón, mediante estudio de caso, se plantea realizar un análisis comparativo de los siguientes algoritmos de reconocimiento facial como lo son Eigenface y Fisherface para evaluar el desempeño de ambos y así determinar cuál es el mejor en términos de precisión, velocidad de reconocimiento, robustez frente a cambios en la iluminación y demás caracteres especiales.

## JUSTIFICACIÓN

La realización del presente estudio de caso es de gran importancia debido a que en la actualidad los usos de estos algoritmos de reconocimiento facial son más frecuentes, teniendo una amplia gama de aplicaciones, sistemas de seguridad, cámara de vigilancia y sistemas de autenticación que los utilizan, a medida que estos sistemas se vuelven más populares es importante reconocer y evaluar su efectividad y desempeño.

Conocer estos algoritmos desde una etapa temprana, su historia y es de vital importancia para entender el funcionamiento de estos algoritmos, en la actualidad se siguen utilizando esta tecnología de reconocimiento de rostros como es Eigenface y Fisherface, aunque existe varias evoluciones en el pasar del tiempo que usan redes neuronales para aumentar su eficacia, por lo tanto, es relevante conocer su funcionamiento y las matemáticas que esta implica.

En conclusión, la realización de un estudio de caso sobre el uso de algoritmos de reconocimiento facial para la seguridad de los sistemas de información es importante porque puede ayudar a determinar la factibilidad y efectividad que tienen estos algoritmos, para satisfacer los requisitos de seguridad en sistemas de información.

## **OBJETIVOS**

### **Objetivo general:**

Evaluar la eficiencia de los algoritmos Eigenface y Fisherface en entornos controlados para el reconocimiento facial con el fin de determinar cuál de los dos algoritmos es mejor para la seguridad de los sistemas.

### **Objetivos específicos:**

- Fundamentar las bases teóricas sobre los algoritmos Eigenface y Fisherface de reconocimiento facial y su relación con la seguridad de los sistemas de Información.
- Analizar los algoritmos Eigenface y Fisherface de reconocimiento facial y su aplicación en la seguridad de los sistemas de Información.
- Determinar mediante el lenguaje de programación Python cuál de los dos algoritmos es el más eficiente para el reconocimiento facial.

## **LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN**

El caso de estudio está enmarcado bajo la línea de investigación, Sistema de información y comunicación, emprendimiento e innovación con su referente sublíneas en Redes y tecnologías inteligentes de software y hardware.

Las líneas y sublíneas de investigación que se utilizaron para este estudio de caso tienen relación, al tratarse de un estudio que se basa en la utilización de tecnologías inteligentes de software como es el reconocimiento facial, que son algoritmo de aprendizaje de máquinas que son muy utilizados en la actualidad, el estudio de estos algoritmos nos ayudará a comprender mejor sus ventajas y desventajas, y proceder a su correcta utilización y así brindar una mejor seguridad en los Sistemas de información.

## MARCO CONCEPTUAL

### **Historia del reconocimiento facial.**

En los años 1960 se introdujeron sistemas semiautomáticos que hacían marcas en las fotografías para localizar los rasgos principales: ojos, orejas, nariz y boca. Las distancias y radios se calculaban a través de las marcas para construir un sistema de referencia y poder comparar los datos (Iborra, 2006, pág. 2).

Puede considerarse a Woodrow Wilson Bledsoe como el pionero de esta tecnología, ya que en 1960 trabajó en un sistema para clasificar los rasgos del rostro humano a través de la **tabla RAND**. Este sistema utilizaba un lápiz óptico y unas coordenadas para situar los ojos, la nariz o la boca de las personas de forma precisa, pero era un procedimiento todavía muy manual. (BeeDIGITAL, 2019)

El primer método formal de clasificación de rostros fue propuesto en 1888 por Francis Galton. Se recogían perfiles faciales como curvas, encontrando su norma, después se clasificaban perfiles por sus desviaciones con respecto a la norma. Como resultado era un vector que podía ser comparado con otros vectores de la base de datos (Galton, 1988, págs. 174-175).

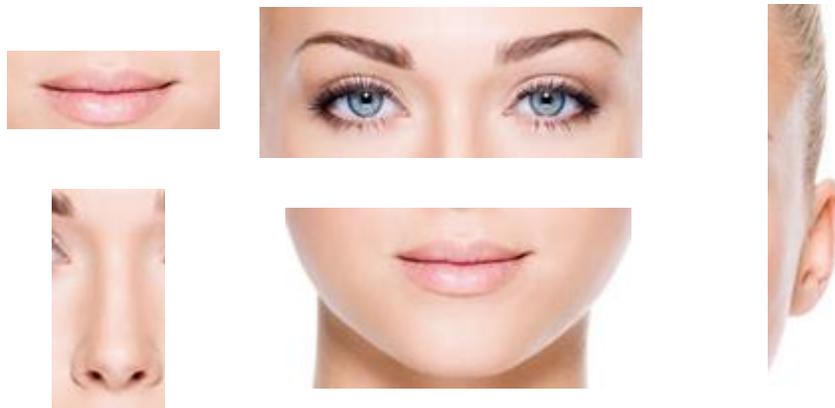
Además, Turk & Petland (1991) “Demostraron que el error fraccionario de codificar las Eigenface se podía utilizar para identificar rostros en las imágenes, un descubrimiento que permitió sistemas automatizados de reconocimiento facial en tiempo real” (p.2).

## **Fundamentos del reconocimiento facial.**

Los rostros humanos nos proporcionan gran cantidad de información, que es diferente en cada individuo como si se tratase de una marca de nacimiento única, permitiéndonos discernir e identificar a simple vista diferentes individuos. Aloja un conjunto de rasgos (Figura 2-1) localizados en posiciones similares a lo largo de la población, por lo que un algoritmo de reconocimiento facial puede beneficiarse de esta particularidad.

Para aclarar, los algoritmos que se benefician de la geometría y los rasgos que diferencian a cada individuo para el reconocimiento facial, son los algoritmos basados en modelos, en este caso de estudio se abordará el análisis comparativo de los algoritmos de reconocimiento facial basado en la apariencia que utiliza la técnica de PCA en el algoritmo Eigenface y Fisherface por lo tanto estos algoritmos antes mencionados son basados en la apariencia.

*Figura 1 Reconocimiento Facial*



**Elaborado por:** Autor

- **Orejas.** Las orejas son una característica que varía principalmente en su geometría entre individuos, siendo el tamaño la característica más definitoria. Dado que las orejas están ubicadas en los laterales de la cara, pueden ser ocultas por el cabello,

lo que puede generar variaciones no deseadas. Por esta razón, muchos sistemas de reconocimiento facial excluyen la región de las orejas para evitar esta variabilidad.

- **Cejas.** Las cejas, compuestas por vello situado encima de los ojos en la parte superior de la cara, tienen diferentes características a considerar, como el grosor, la forma, el espesor y el color del vello. Aunque su ubicación puede verse afectada por la expresión facial, por lo general no hay mucha variación en el resto de sus características frente a diferentes gestos.
- **Ojos.** Los ojos son una característica distintiva de la cara debido a su complejidad. Ubicados en la parte superior de la cara, constan de varias partes, incluyendo las pestañas, los párpados y el globo ocular, que se compone de la córnea, el iris y la pupila. Debido a que la geometría de los ojos varía de una persona a otra, son altamente discriminativos. El iris, en particular, es un rasgo biométrico que proporciona información valiosa. Sin embargo, los ojos pueden ser ocultados parcial o totalmente por los párpados, y son muy sensibles a los cambios de expresión.
- **Nariz.** La nariz se encuentra en el centro de la cara y su forma varía significativamente de una persona a otra. A diferencia de los ojos, la nariz no suele ser afectada por los cambios de expresión facial. Los dos orificios nasales pueden ser útiles para medir distancias y son un punto característico distintivo de la nariz.
- **Boca.** La boca, ubicada en la parte inferior de la cara, es otro rasgo distintivo que proporciona información sobre el individuo. Debido a su gran flexibilidad y diversidad de movimientos, la boca puede ofrecer una gran variabilidad en un mismo sujeto, dependiendo de si está sonriendo, con la boca abierta, sacando la

lengua, entre otros. Los labios, que siempre están visibles, suelen ser la parte que define el aspecto de la boca.

Además de los rasgos mencionados anteriormente, la forma de la cara también es una característica distintiva, así como otras áreas de la misma, como los pómulos, la frente y la barbilla. Estas características también pueden ser utilizadas en sistemas de reconocimiento facial para identificar a una persona.

### **Ventajas e inconvenientes del reconocimiento facial.**

El reconocimiento facial presenta ciertas ventajas que lo convierten en una técnica más viable para su uso en ciertos ámbitos que otras técnicas biométricas. A continuación, se definen los aspectos más determinantes:

- **Simetría.** Es un aspecto importante de la cara, ya que tiene una alta proporción de simetría, lo que puede ayudar en las tareas de encontrar o medir distancias en la cara (Pavón, 2017).
- **Reconocimiento en multitudes.** El reconocimiento facial en multitudes es una tecnología que utiliza cámaras de seguridad y algoritmos de reconocimiento facial para identificar a personas específicas en una gran cantidad de personas en un lugar determinado, como una multitud en un evento público o una estación de transporte (Arcos, 2015, pág. 16).
- **Identificación a media distancia.** El reconocimiento facial a media distancia es una tecnología que permite identificar a las personas en una imagen capturada por una cámara de video que se encuentra a una distancia moderada de la persona, generalmente de 1 a 10 metros de distancia.

- **Baja intrusividad.** El proceso de obtención de la cara para su reconocimiento es poco intrusivo debido a que es un rasgo humano muy visible y fácilmente accesible. Debido a esto, no se necesita mucha cooperación de los individuos, ya que la calidad aceptable de la captura facial puede ser realizada con una simple cámara. Esta facilidad permite diseñar sistemas de reconocimiento que no requieren la cooperación consciente de los individuos, quienes pueden ser identificados sin siquiera darse cuenta.

A pesar de las ventajas descritas, el reconocimiento facial, como cualquier otra técnica biométrica, tiene ciertos inconvenientes que deben ser mencionados.

- **Variación en el aspecto facial.** Uno de los grandes inconvenientes que presenta esta técnica, es la plasticidad del rostro humano respecto a los gestos y a que es un rasgo que no presenta invariabilidad temporal, teniendo varios rostros de un sujeto a lo largo de los años diferentes a simple vista.
- **Condiciones de luminosidad.** Las condiciones de iluminación son importantes para el correcto funcionamiento del reconocimiento facial.

### **El reconocimiento facial y sus aplicaciones.**

Los sistemas de reconocimiento facial se están volviendo tan populares, que su uso es cada vez más común veamos algunas de sus aplicaciones a continuación;

#### **Control de accesos.**

Una de las aplicaciones más comunes del reconocimiento facial es su uso en lugares donde se necesita verificar la identidad de las personas. Por ejemplo, en la aduana de un aeropuerto figura 1 o en el control de acceso a los competidores en los juegos olímpicos figura 2 esta tecnología

también se está aplicando en las Iglesias según (Russon, 2015) “Un software de reconocimiento facial llamado Churchix está siendo utilizado por unas 30 iglesias en países como Indonesia, Estados Unidos, Portugal, África e India para rastrear a sus feligreses, usando una base de datos con fotografías” figura 3.

**Figura 2** American Airlines implementa un sistema de reconocimiento facial.



**Nota.** Adaptado de La aerolínea estadounidense ya utiliza su nuevo sistema de identificación facial que funciona con la plataforma TSA PreCheck.

**Fuente:** [https://www.ventasdeseguridad.com/images/stories/VDS/2022/American\\_Airlines\\_implimenta\\_nuevo\\_sistema\\_de\\_reconocimiento\\_facial.jpg](https://www.ventasdeseguridad.com/images/stories/VDS/2022/American_Airlines_implimenta_nuevo_sistema_de_reconocimiento_facial.jpg)

**Figura 3** Olimpiadas de Tokio 2020 contarán con Reconocimiento Facial

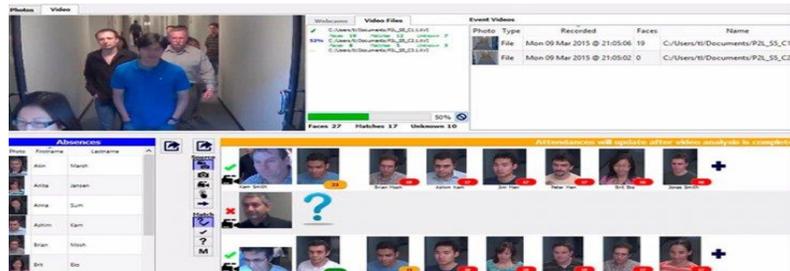


**Nota.** Adaptado de El Reconocimiento facial en la Olimpiadas de Tokio 2020

**Fuente:** <https://www.laarcom.com/uploads/blog/dec7b4bf45a7c63af4d55b3b5d3427978f4f0fb9.jpg?v06062022>

Según (laarcom, 2020) Por primera vez en la historia, se implementará el uso de reconocimiento facial con tecnología artificial en los juegos Olímpicos y Paralímpicos a celebrarse en Tokio, Japón este 2020. Los organizadores de este evento aseguraron que con esta medida se busca aumentar la seguridad de todos los participantes.

**Figura 4** Software Churchix



**Nota.** Adaptado de Churchix compara las fotos de las personas con una base de datos de Feligreses

**Fuente:** [Chttps://d.ibtimes.co.uk/en/full/1445806/churchix-monitors-congregants-database.webp?w=736&f=88171fa943153e5b31a8d2a13b9dcad7](https://d.ibtimes.co.uk/en/full/1445806/churchix-monitors-congregants-database.webp?w=736&f=88171fa943153e5b31a8d2a13b9dcad7)

**Seguridad pública.** En cuanto a la seguridad pública y la vigilancia, los sistemas de reconocimiento facial se utilizan para identificar a personas en lugares públicos, como estaciones de bus figura3, semáforos para identificar personas que estén cometiendo robos, o cualquier actividad ilícita como expendido de drogas, además Según la (INTERPOL, 2018) “Desde que a finales de 2016 se puso en marcha el Sistema de Reconocimiento Facial de INTERPOL, se ha logrado identificar a cerca de 1 500 terroristas, delincuentes, prófugos, personas de interés o desaparecidos” figura 4.

*Figura 5 Software de reconocimiento facial*



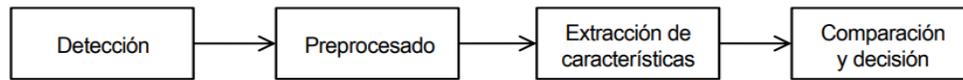
**Nota.** Adaptado de Quito instaló 119 cámaras de reconocimiento facial.

**Fuente:** <https://www.primicias.ec/noticias/sociedad/quito-instalocamarasreconocimiento-facial-inoperantes-corrupcion/>

### **Etapas del reconocimiento facial.**

Aunque existen una amplia variedad de sistemas de reconocimiento facial, todos ellos se pueden dividir en cuatro fases principales, como se muestra en la figura 4. La primera fase consiste en detectar y localizar la cara en la imagen para prepararla para su posterior procesamiento. En la segunda fase se realiza el preprocesamiento del rostro, que implica la alineación, escalado, recorte y ecualización de la imagen. La tercera fase implica la extracción de características relevantes de la imagen del rostro. Finalmente, en la cuarta fase, se realiza la comparación de la imagen con una base de datos utilizando algoritmos de reconocimiento, y se toma una decisión basada en la información extraída.

**Figura 6** Las cuatro fases del reconocimiento facial.



**Nota.** Tomada de Diagramas Generales de un sistema de reconocimiento facial, Sara Domínguez Pavón, 2017

**Fuente:** Sara Domínguez Pavón

### **Detección.**

Durante la fase de detección, el objetivo es identificar en la imagen aquellas áreas que contengan una cara y separarlas del resto. Esta es una de las fases más críticas de la aplicación, ya que una detección inexacta podría provocar errores en las fases posteriores del proceso un algoritmo muy empleado en la fase de detención de rostros es el algoritmo de Viola Jones.

### **Algoritmo Viola Jones**

El algoritmo de Viola-Jones propuesto por Paul Viola y Michael Jones en 2001, consiste en un acercamiento al aprendizaje de máquina, con el objetivo de detectar objetos y en especial, rostros, de forma rápida y con altas tasas de detección (García García, 2019, pág. 14).

El algoritmo emplea "Haar-like features", un tipo de clasificadores débiles, que se calculan eficientemente a partir de una imagen integral. Estos clasificadores se agrupan en una cascada mediante el algoritmo de aprendizaje AdaBoost para lograr una alta precisión en la detección y capacidad discriminativa en las primeras etapas.

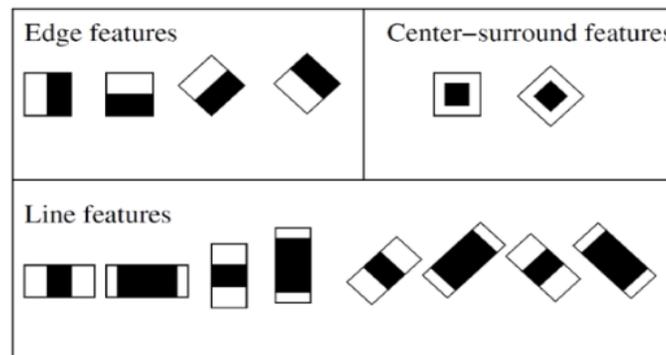
### **Haar-like features**

Las "Haar-like features" son características simples que se utilizan para la detección. Se llaman así por su similitud con las wavelets de Haar, Según (MALLAT, 1989) "Una base wavelet ortonormal es un conjunto de funciones que se obtienen al dilatar y trasladar una única función.

Esta descomposición permite una representación multiresolución ortogonal conocida como "representación wavelet" (pág.1).

Se buscan en las imágenes y consisten en la diferencia de intensidades luminosas entre regiones rectangulares adyacentes. Estas características se definen por rectángulos y su posición relativa a la ventana de búsqueda, y adquieren un valor numérico a través de la comparación que se realiza. En el trabajo de Viola-Jones, se identifican tres tipos de características que se aplican en una ventana de detección. En la figura 5 se muestran algunos ejemplos comunes de estas características utilizadas en un detector de caras.

*Figura 7 Características Haar*



**Nota.** Tomada de Características tipo Haar

**Fuente:** Sara Domínguez Pavón

## Preprocesado de imágenes

Se utiliza una técnica de detección para localizar las caras en una imagen y luego se realiza un preprocesamiento de la imagen para prepararla para el siguiente paso del reconocimiento facial. En el preprocesamiento, se aplican algoritmos que pueden eliminar ruido, mejorar la intensidad, retocar el contraste, etc.

Según (Daniel Peralta, 2020) "El preprocesamiento de datos en el aprendizaje automático busca corregir deficiencias: como omisiones, ruido y valores extremos para adaptar los datos al modelo que se va a entrenar. Es esencial para garantizar el éxito del proyecto" (pág. 868).

Sin embargo, en esta etapa del reconocimiento facial, la mayoría de los algoritmos de preprocesamiento son transformaciones geométricas, como rotación o escalado, que conservan las líneas paralelas de la imagen, conocidas como transformaciones afines. Los algoritmos de transformaciones geométricas redistribuyen los píxeles para lograr el objetivo deseado y este proceso se llama interpolación. Hay diferentes técnicas para realizar transformaciones en imágenes, pero se revisarán algunas de las técnicas más comunes.

### **Rotación.**

La rotación de las imágenes es algo muy importante en el reconocimiento facial, ya que lo que busca el algoritmo para dar buenos resultados, es mantener los rostros en un marco en el que los rostros están casi perfectamente alineados donde las únicas diferencias que resalten son los rasgos faciales.

La rotación de imágenes consiste primeramente en la detección de los ojos, luego se marcan dos puntos en el centro de los ojos para luego trazar una línea recta, donde el grado de inclinación está dado por el triángulo rectángulo que se forma entre los ojos vea la figura 6.

***Figura 8 Rotación de imagen***



**Fuente:** [https://miro.medium.com/v2/resize:fit:600/format:webp/0\\*k0U-sOIJN6hDa5st.png](https://miro.medium.com/v2/resize:fit:600/format:webp/0*k0U-sOIJN6hDa5st.png)

### **Escalado.**

Primeramente, que es escala según ADOBE (2022) “Al cambiar la escala de un objeto, su tamaño aumenta o disminuye en el plano horizontal (el eje x), en el vertical (el eje y) o en ambos” en la figura 7 podemos observar el efecto del escaldado de la imagen.

***Figura 9 Efecto escaldado de la imagen***



**Fuente:** [https://miro.medium.com/v2/resize:fit:600/format:webp/0\\*k0U-sOIJN6hDa5st.png](https://miro.medium.com/v2/resize:fit:600/format:webp/0*k0U-sOIJN6hDa5st.png)

### **Extracción de características.**

Sufyan (2016) demuestra que” La extracción de rasgos se refiere a la aplicación de algoritmos en imágenes digitales para eliminar la información redundante y no relevante” (p.5658). Para identificar y reconocer caras de manera efectiva en imágenes, se requiere obtener características que las describan y representen adecuadamente. Es esencial que esta etapa se realice con precisión y se definan reglas claras. Debido a que es un proceso muy presente en campos como

el análisis de datos, clasificación de patrones, biometría, visión artificial, machine learning o data mining, hay una amplia variedad de técnicas de extracción de características disponibles.

“Hay dos tipos de características que se pueden utilizar para describir caras: las geométricas y las analíticas o basadas en apariencia” (Mahto y Yadav, 2014 citado en, Silva, 2018).

**Las características geométricas** miden las distancias y la ubicación de los rasgos faciales, como los ojos, la nariz y la boca, para formar un vector de características. Los métodos que utilizan estas características suelen buscar puntos específicos en la cara para medir y obtener dicho vector.

**Por otro lado, las características de apariencia** describen la variación en la textura de la cara, como las arrugas, las regiones alrededor de los ojos y la boca, y otras propiedades globales. Los métodos holísticos que se basan en estas características codifican la matriz de intensidad de los píxeles sin utilizar rasgos faciales específicos.

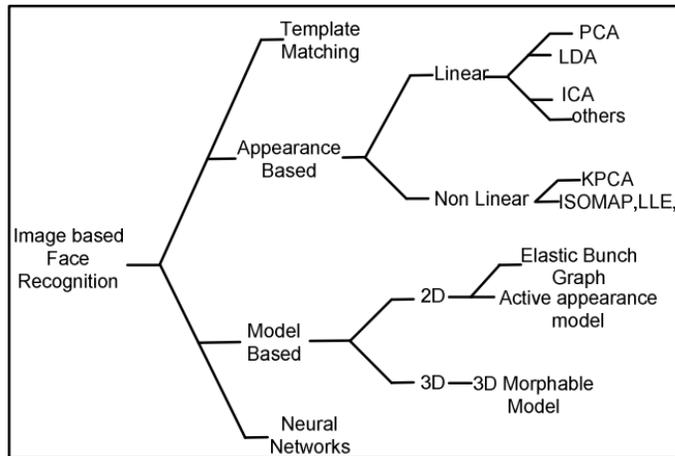
Además, a menudo utilizan técnicas que convierten la imagen en un espacio de características de baja dimensión debido a que las imágenes de caras suelen contener redundancias o regularidades estadísticas (Z. Sufyanu, F. S. Mohamad, 2016 citado en, Silva, 2018).

Por otra parte, las técnicas de reconocimiento facial existentes se pueden clasificar en cuatro categorías según la forma en que se representa el rostro.

1. Basado en la apariencia que utiliza características de textura holística
2. Basadas en modelos que emplean la forma y la textura de la cara, junto con información de profundidad 3D
3. Reconocimiento facial basado en plantillas
4. Técnicas que utilizan redes neuronales.

Podemos visualizar estas técnicas resumidas en la figura 6 (Deriche, 2018).

**Figura 10** Técnicas existentes de reconocimiento facial



**Nota.** Diagrama de árbol de las diferentes técnicas empleadas en el reconocimiento facial Tomada de (Deriche, 2018)

**Fuente:** 10 Deriche 2018

A continuación, se presentará una breve revisión de algunas de las técnicas de extracción de características más comúnmente utilizadas en el campo del reconocimiento facial.

### **Análisis de componentes principales (PCA).**

PCA es un método que ayuda a representar datos sobre una gráfica en una dimensión, dos dimensiones y tres dimensiones, esto es útil sobre datos que tienen múltiples variables cuando el número de variables supera la 3 dimensión esto es imposible de visualizar, para verificar patrones en los datos, de aquí surge el método PCA este método ayuda a representar datos multivariantes, en gráficas de menos dimensionalidad.

Según M, JOHNSTONE, & PAUL (2018) “El análisis de componentes principales (PCA) se utiliza en la ciencia y la ingeniería para ayudar a resumir, representar y mostrar datos medidos en muchas variables en términos de un número menor de variables derivadas” (p.1).

### **Análisis discriminante lineal.**

El análisis discriminante lineal (LDA) es una técnica multivariante que permite una mejor clasificación de los datos clasificándolos en grupos, además dado un nuevo registro de datos permite predecir ya que este método utiliza técnicas matemáticas probabilísticas como el Teorema de Bayes y hacer una predicción sobre a qué grupo pertenece el nuevo registro.

Sánchez (2022) menciona que esta técnica multivariante parte de un conjunto amplio de observaciones o individuos bajo estudio de las distintas variables de interés que proceden de distintos grupos para poder así construir unas funciones discriminantes que nos permitan explicar la pertenencia de cada observación a su grupo, el peso de cada variable de las observaciones en la discriminación y la clasificación de los nuevos individuos en uno de los grupos. Una vez realizado el análisis obtenemos una regla de clasificación, es decir, un criterio que nos permita cuantificar la probabilidad de pertenencia de nuevos individuos a cada grupo observando las mismas variables de interés (p.9).

### **Comparación y clasificación.**

Durante todo el proceso, se han empleado diversas técnicas y algoritmos para obtener una representación precisa de la cara presente en una imagen. La etapa final de un sistema de reconocimiento facial consiste en evaluar esta representación para poder compararla con la base de datos y determinar si coincide con alguna de las caras almacenadas o si es desconocida.

Las técnicas utilizadas para comparar la representación dependerán de los métodos utilizados en las etapas previas del proceso. A continuación, se presentarán algunas técnicas para comparar y clasificar datos.

### **Distancia euclidiana.**

Según Henao ( 2021) “Es la distancia ordinaria entre dos puntos; cabe mencionar que es la más usada y sencilla. Se calcula a través del teorema de Pitágoras” (p.7).

La distancia euclidiana se refiere a la distancia entre dos puntos, sobre un espacio vectorial, dando un espacio vectorial bidimensional podemos definir la distancia entre dos puntos P1, P2 según la formula.

$$d(p_1, p_2) = \sqrt{(p_1x_1 - p_2x_2)^2 + (p_1y_1 - p_2y_2)^2}$$

Estas métricas son importantes para clasificar los datos, antes de hacer este procedimiento los datos deben estar estandarizados, la estandarización de los datos se realiza con el fin de que los datos no sobresalgan del rango definido por un espacio vectorial, con el objetivo de formar agrupaciones entre los datos.

Esta métrica ayuda a clasificar los datos en grupos, dada la distancia entre los puntos en el espacio vectorial, a menor distancia entre los puntos se sabrá a que grupo pertenece.

### **Algoritmos de reconocimiento facial.**

#### **Eigenface.**

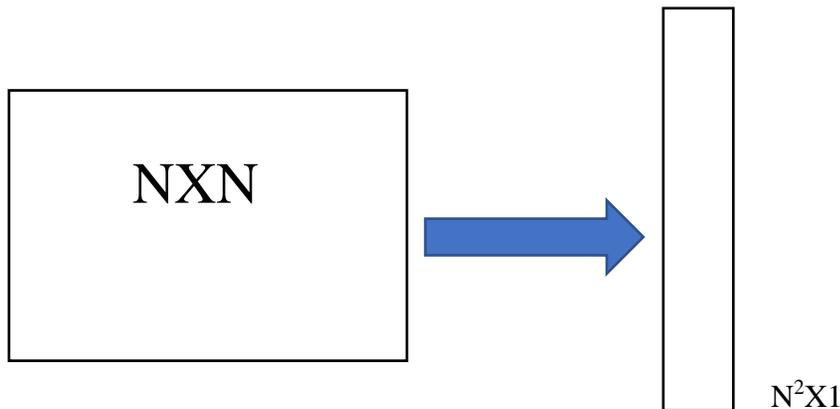
El algoritmo de Eigenface , primeramente por que se llama Eigenface , el nombre de este algoritmo se debe , por el simple hecho de usar la técnica de PCA que es un método de reducción de la dimensionalidad , cuando se ejecuta este método la matriz de covarianza se descompone en sus Eigenvectores o vectores propios, y de aquí su nombre al tratarse de imágenes de rostros de personas los pixeles que conforman la imagen que son nada mas que variaciones de luminosidad que varían de (0-255) , estos pixeles que son procesados en la matriz de covarianza se descomponen en eigenvectores, y da origen al Nombre Eigenface o (caras propias).

El algoritmo de Eigenface sigue las siguientes etapas para su ejecución a continuación se describirá brevemente estos pasos.

### 1. Preparación de los datos.

Primeramente, los datos deben ser procesados usando transformaciones, rotaciones para centrar la imagen y tratando que las imágenes sean todas del mismo tamaño en pixeles. Una vez echo ese procedimiento se denotará como  $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_m$  al conjunto de imágenes de entrenamiento.

Las dimensiones cada imagen  $\Gamma_1$   $N \times N$  y estas imágenes se pasa a una matriz  $A$  donde cada imagen se convierte a vector.



### 2. Calcular el rostro medio del conjunto de entrenamiento.

El rostro medio de todas las caras esta definido por la siguiente Ecuación.

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

Donde cada cara difiere de la media por el vector

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$$

$i = 1, 2, 3 \dots M.$

### 3. Calcular la matriz de covarianza.

La matriz de covarianza se puede calcular de la siguiente manera.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n - \Phi_n^T = AA^T$$

Donde  $A = [\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \dots, \Phi_M]$

Si analizamos las dimensiones de A y a A transpuesta, A tiene dimensiones  $N^2 \times M$  Y

A transpuesta tiene  $M \times N^2$  Al efectuar la multiplicación de matrices la matriz C resultante será de  $N^2 \times N^2$  esta matriz es inoperable para una computadora serian valores muy altos los que se busca es una matriz de  $N^2 \times M$ , para esto se usa la siguiente ecuación.

$$L = A^T \cdot A$$

Después de este procedimiento se calcula los valores propios y vectores propios de la matriz L

#### 4. Selección de los principales componentes.

De las M caras propias se eligen las M' que tengan los valores propios más grandes. Cada imagen de rostro original (menos el promedio)  $\Gamma^i$  del conjunto de entrenamiento se puede representar como una combinación lineal de M eigenfaces. combinación de M caras propias.

$$\Gamma^i - \Psi = \sum_{j=1}^M \omega_j^i u_j$$

Donde  $\omega_j^i = u_j^T \Phi$

$\Omega_i^T = [\omega_1^i, \omega_2^i, \omega_3^i, \dots, \omega_m^i]$  es un vector de pesos de la imagen  $\Gamma_i$  del conjunto del set de imágenes de entrenamiento.

Además, Según Nombre(año)” También podemos usar solo una parte de los eigenfaces para obtener una aproximación de la cara original”.

$$\Gamma' - \Psi \approx \sum_{j=1}^{M'} \omega'_j \mathbf{u}_j$$

## 5. Clasificación de los rostros.

Una imagen de una cara nueva se descompone en sus componentes de caras propias mediante una simple operación  $\Gamma_{new}$ .

$$\omega_{k=1, \dots, M} = \mathbf{u}_k^T \mathbf{Z} \Phi$$

Donde  $\Phi = \Gamma_{new} - \Psi$

Los pesos resultantes forman el vector de pesos

$$\omega_{NEW}^T = [\omega_1, \omega_2, \omega_3 \dots, \omega_{M'}]$$

que describe la contribución de cada cara propia en la representación de la imagen de la cara de entrada, tratando las caras propias como un conjunto base para las imágenes de la cara.

## 6. Comparación de una nueva imagen de rostro con otra.

El vector  $\omega_{NEW}$  se utiliza para describir cual de las clases de caras que se encuentran en el conjunto de entrenamiento describe mejor la reconstrucción de la nueva cara. La mejor forma de determinar que clase de cara proporciona la mejor descripción es encontrar la clase de cara  $\mathbf{k}$  que mejor minimice la distancia euclidiana.

$$\epsilon_{k=\sqrt{\|\omega_{New} - \omega_k\|^2}}$$

Teniendo en cuenta estos pasos y las etapas del algoritmo se puede proseguir sin dificultades a hacer las comparaciones de estos algoritmos Eingenfache y Fisherface.

### **Fisherface.**

Este método creado e implementado por primera por R.Fisher (1936) en su articulo THE USE OF MULTIPLE MESUREMENTS IN TAXONOMIC PROBLEMES que implemento con éxito para la clasificacion de flores.

Fisherface utiliza el método (LDA) Análisis Discriminante Linia que es otro metodo de reduccion de dimencionalidad como (PCA) la diferencia según lo expone (Kumar, 2022) “PCA encuentra la dirección de las componentes principales con la mayor varianza de los datos independientemente de la etiqueta de clase, sin embargo, LDA busca los componentes que den la máxima separabilidad de las clases”.

Según Arias,(2021)”El análisis discriminante lineal, o Linear Discriminant Analysis (LDA), es una técnica estadística que crea una función capaz de clasificar los fenómenos, teniendo en cuenta una serie de variables discriminadoras y una probabilidad de pertenencia”.

### **Procesos del algoritmo Fisherface**

- Definir la matriz de varianza entre clases a la que denominaremos como  $SB$ ; y la varianza dentro de la misma clase (imágenes de una misma persona), se denominará como  $SW$ . Donde  $u_i$  corresponde a la imagen promedio de la clase  $X_i$ ,  $|X_i|$  al número de puntos dentro de la clase  $X_i$  y  $u$  es promedio de todas las clases (Granja Heredia, 2018).

$$S_B = \sum_{i=1}^C |X_i| (u_i - u)^2$$

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{X_K \in X_i} (X_K - u_i)(X_K - u_i)^T$$

- Encontrar la matriz de proyección de forma similar a PCA, en la que se tendrá la matriz  $W \in R(m \times n)$ . Para optimizar la información se deberá minimizar  $SW$  y maximizar  $SB$  de las ecuaciones anteriores, se encontrará una nueva matriz con vectores propios de  $SWSB - 1$ . (Granja Heredia, 2018).

$$W_{opt} = \mathit{arg}_W \max \left| \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \right|$$

Para evaluar la efectividad de los algoritmo según (Arce, 2019) “La matriz de confusión es una herramienta que permite visualizar el desempeño de un algoritmo de aprendizaje supervisado”.

La matriz de confusión está organizada de tal forma que cada fila de la matriz representa una clase, mientras que sus columnas informan la pertenencia de clase por lo tanto si tenemos 10 clases diferente tendremos 10 filas y 10 columnas respectivamente.

Los valores que tomen las columnas de cada clase está en función en que si el sistema acierta correctamente e identifica a la persona o si falla y no reconoce al individuo, estas variables tienen nombre, suponiendo que tiene un algoritmo que clasifica entre personas que tienen Covid19 y personas que no lo tienen.

- Persona que tiene covid19 y el modelo lo clasificó como covid19 (+) . Esto sería un **verdadero positivo** o VP ;

- Persona que no tiene covid19 y el modelo lo clasifico como covid19 (-) . Este seria un **verdadero negativo** o sea un VN;
- Persona que tiene covid19 y el modelo lo clasificó como covid19 (-) . Éste seria un error tipo II o un **falso negativo** o FN.
- Persona que no tiene covid19 y el modelo lo clasificó como covid19 (+) . Este es un error tipo I, o un **falso positivo** o FP (Arce, 2019).

En base a estos datos que se obtienen de la matriz de confucion se puede estimar algunas métricas muy importantes como es la Exactitud (en ingles “Accuracy”) se refiere a lo cerca que está el resultado de una medición del valor verdadero, esta medición se puede calcular según la formula.

- Donde **VP** son los verdaderos positivo
- **VN** son los verdaderos negativos
- **FP** son los falsos positivos
- **FN** son los falsos negativos

$$Exactitud = \frac{(VP + VN)}{(VP + FP + FN + VN)}$$

La siguiente métrica es la Precisión (en ingles “Precision”) y mide que tan preciso es un algoritmo para el reconocimiento o clasificación para resumir es el porcentaje de verdaderos positivos detectados y se obtiene según la formula.

$$Precisión = \frac{VP}{(VP + FP)}$$

Otra métrica importante es la sensibilidad (en inglés “Recall”) conocida como la tasa de Verdaderos positivos y se calcula según la fórmula.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{(VP + FN)}$$

La última métrica muy importante el Puntaje F1 (en inglés F1 Score) resume la precisión y la sensibilidad una sola métrica.

$$\text{Puntaje F1} = \frac{2 * \text{Precisión} * \text{Sensibilidad}}{(\text{Precisión} + \text{Sensibilidad})}$$

Con esta información ahora se procede a dar una comprensión de los datos.

## MARCO METODOLÓGICO

### **Tipo y diseño de la investigación**

La metodología utilizada para la elaboración del presente estudio es el método de análisis comparativo, que tiene como objetivo la búsqueda de similitudes, este método busca confrontar dos o varias propiedades enunciadas en dos o más objetos, en un momento preciso dado analizando procesos en un tiempo determinado.

Dicho esto, esta investigación tiene como punto de partida el análisis comparativo de los sistemas de reconocimiento facial como lo son los algoritmos de Eigenface y Fisherface respectivamente, en donde se utilizó una base de datos previa denominada Caltech Face Dataset, para poner a prueba la eficacia de dichos algoritmos comparándolos mediante indicadores de desempeño de estos, en términos de sensibilidad, precisión, velocidad de reconocimiento, robustez frente a cambios en la iluminación, posición del rostro, seguridad, entre otros.

Para la recopilación de datos del presente estudio se usó Python, como herramienta de análisis debido a su capacidad para trabajar con vectores y matrices siendo este el instrumento ideal para manejar algoritmos como Eigenface y Fisherface, mediante el uso de esta herramienta se pudieron obtener los resultados para determinar mediante una comparación cuál de los dos algoritmos es el más eficaz y eficiente.

Existen dos variables que modifican el comportamiento del algoritmo estas variables son; el número de componentes principales y el número de fotografías por persona, para hacer un análisis más homogéneo entre los dos objetos de estudio, se realizará una prueba del algoritmo Eigenface y Fisherface cambiando el número de componentes principales por cantidades que van en este orden respectivamente [5, 25 , 100, 120], con excepción de Fisherface, ya que este algoritmo al utilizar LDA obtiene los componentes principales por clase, y solo puede tener un máximo de componentes principales igual  $(\text{numero\_clases}-1)$  que sería 9 como máximo de esta manera se podrá elegir el número de componentes que maximice el proceso de reconocimiento.

Esta prueba se la realizará en la base de datos Caltech-101, que es una base de datos con rostros de personas tomadas de frente con distinta iluminación y con diferentes posiciones de la cara, esta base de datos se modificó con el fin de homogenizar los datos primeramente, esta base de datos cuenta con 10 clases, llamaremos clases al nombre de cada persona, cada clase cuenta con 20 imágenes por persona, el objetivo de esta primera prueba es definir el número de componente principales que maximice el reconocimiento, en la figura se puede observar el data set.

**Figura 11** Base de datos Caltech-101

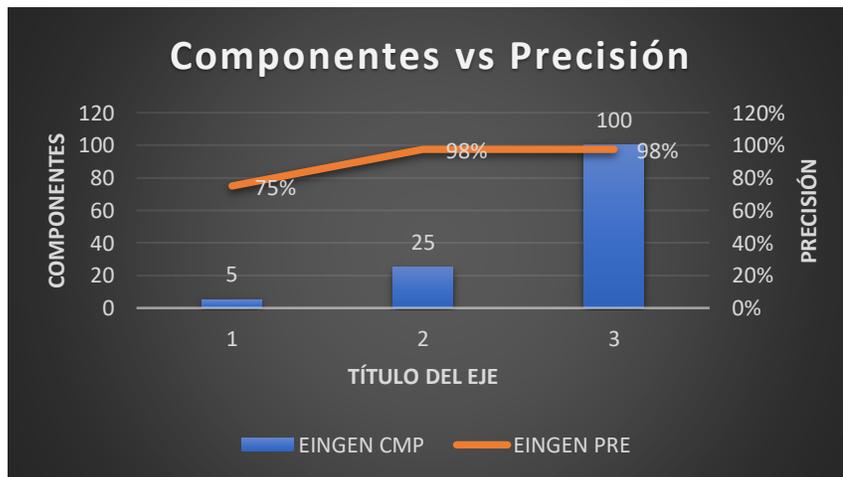


**Fuente:** [Caltech-101 Dataset | Papers With Code](#)

**Nota:** Rostros de personas tomadas de frente con distinta iluminación y con diferentes posiciones de la cara.

Como vemos en el gráfico número 1 las componentes necesarias que aumentan la precisión, a la hora de reconocer, son 100 componentes, incluso se pudo aumentar a 150 pero la precisión se mantenía en un 98%.

**Figura 12** Componentes vs Precisión Eigenface

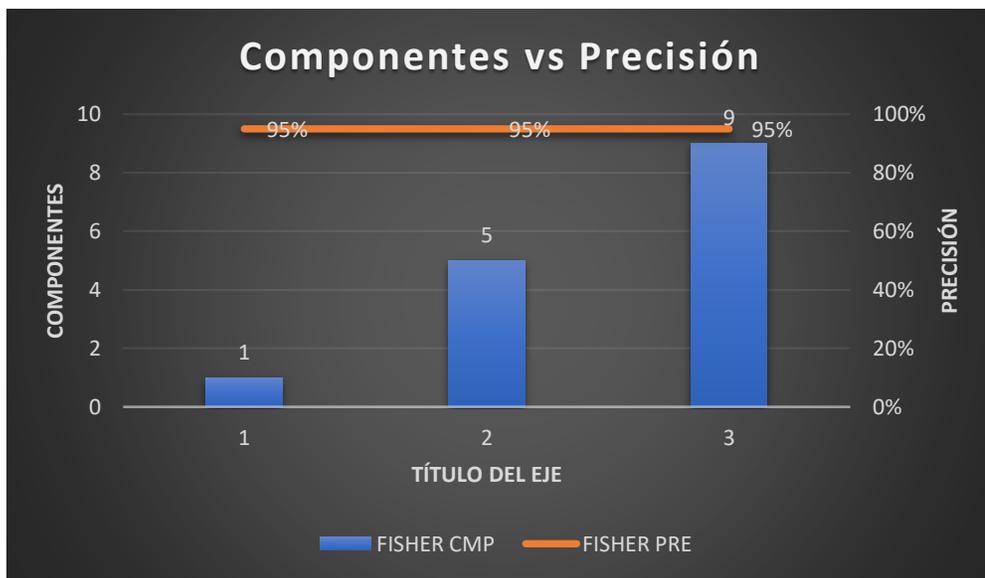


**Elaborado por:** Autor

**Nota:** Comparación de componentes vs precisión en el algoritmo Eigenface.

En el siguiente gráfico se puede evidenciar una gran diferencia entre los dos métodos, como se puede observar con 1 sola componente se puede obtener una precisión constante del 95%, esto se debe a que Fisherface utiliza LDA, separa mucho mejor las clases en el conjunto de datos, esto facilita al clasificador predecir de que Clase o persona perteneces.

**Figura 13** Componentes vs Precisión Fisherface



**Elaborado por:** Autor

**Nota:** Comparación de componentes vs precisión en el algoritmo Fisherface.

Estas próximas pruebas se realizarán con distintas bases de datos, la primera base de datos con la que se probará es ORL, figurará los dos algoritmos con diferente componentes, por cuestiones de comodidad sólo se pondrán los indicadores de precisión ya que la matriz de confusión es demasiado grande, para probar si se han realizados las pruebas, se colocará la matriz de confusión en la figura, esto muestra, los VP, VN, FP, FN, respectivamente, son los verdaderos positivos que se encuentran en la diagonal principal, los verdaderos negativos, los falsos positivos.

Se harán solo dos pruebas en esta base de datos con diferentes componentes principales

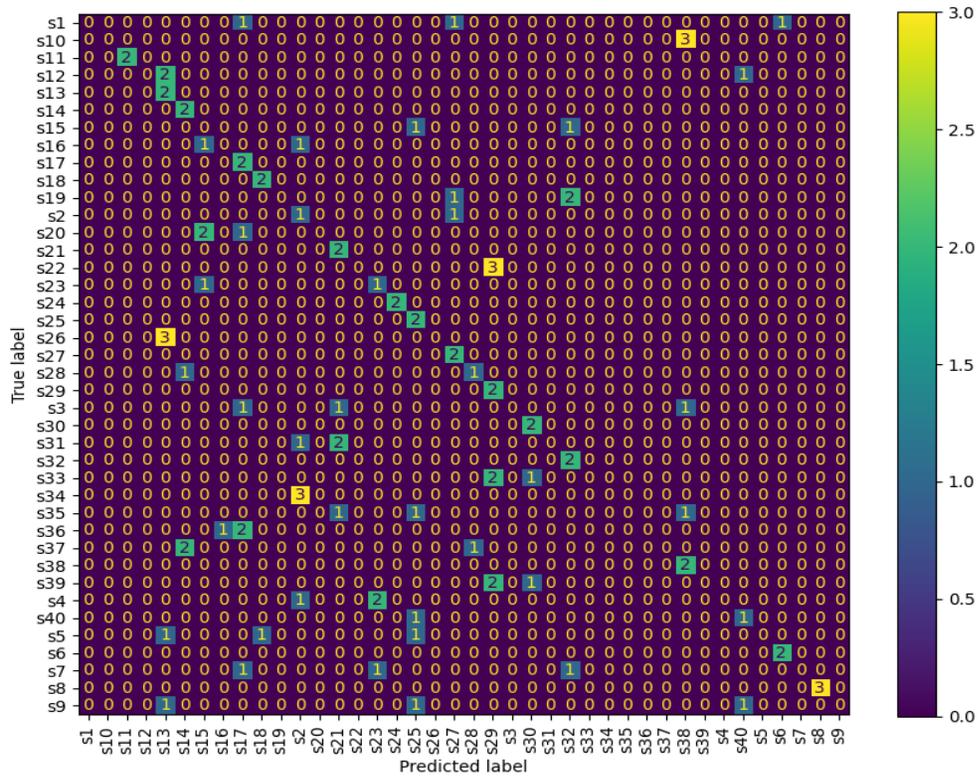
*Figura 14 Base de datos ORL*



**Fuente:** [Algunos ejemplos de la base de datos ORL | Download Scientific Diagram \(researchgate.net\)](#)

**Nota:** Pruebas en base de datos con diferentes componentes.

**Figura 15** Matriz de confusión



**Elaborado por:** Autor  
**Nota:** Matriz de confusión en la base de datos ORL.

Luego de realizar las pruebas con la base de datos Caltech-101 y ORL, y después de unificar las dos bases de datos a la que llamaremos ORL&CALTECH se obtuvo un conjunto con 560 imágenes, los indicadores de precisión, PM/C, SM/C, EM/C, PRECISIÓN.G son los indicadores que darán la precisión de los algoritmos.

**Tabla 1**

*Precisión Eigenface*

EIGENFACE								
PREUBAS	# IMÁGENES	BASE DE DATOS	#CMP	PM/C	SM/C	EM/C	PRECISION.G	TIEMPO
1	160	CALTECH-101	5	65%	75%	95%	98%	0,125ms
2	160	CALTECH-101	100	97%	96%	99%	98%	0,125ms
3	400	ORL	5	99%	99%	99%	99%	0,1718ms
4	400	ORL	100	99%	99%	99%	99%	0,1718ms
5	560	ORL&CALTECH	5	22%	42%	34%	35%	0,0312ms
6	560	ORL&CALTECH	20	91%	88%	85%	87%	0,0937ms
7	560	ORL&CALTECH	40	95%	95%	95%	95%	0,1094ms
8	560	ORL&CALTECH	150	98%	97%	97%	98%	0,3124ms

**Nota:** Rendimiento del algoritmo Eigenface con distintas bases de datos.

**Elaborado por:** Autor

Como podemos observar la precisión en la primera prueba con 160 imágenes base de datos CALTHEC-101 utilizando 5 componentes principales, la PM/C (precisión media por clase) fue de un 65% es una medida que nos indica cual fue el porcentaje de verdaderos positivos detectados, por otra parte la SM/C (sensibilidad media por clase) es otro indicador muy importante que nos indica cual es la capacidad del algoritmo para predecir correctamente un rostro, como podemos evidenciar fue del 75%, la EM/C (exactitud media por clase) este parámetro se refiere a lo cerca está el resultado de un valor verdades o lo cerca que esta de un predicción en este caso es del 95%, la última métrica es la EXACTITUD con esta métrica demuestra que tan preciso es el algoritmo en general, en el siguiente cuadro se expondrá las pruebas sobre el algoritmo de Fisherface.

**Tabla 2** Precisión Fisherface

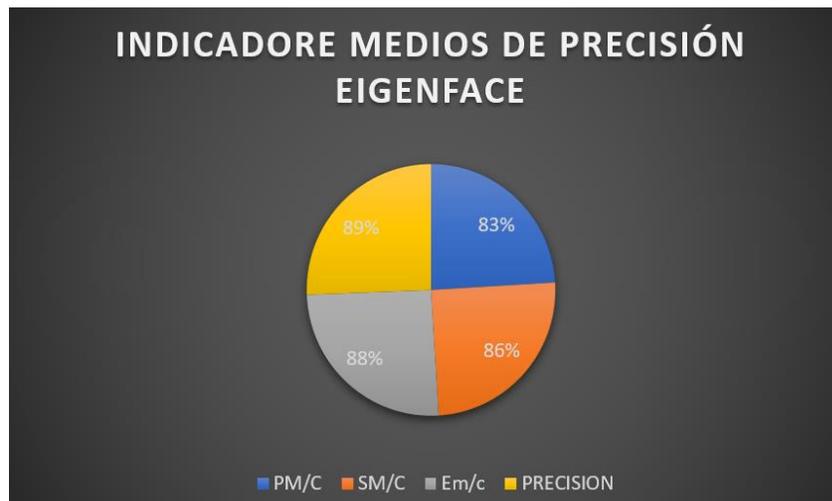
FISHERFACES					
#CMP	PM/C	SM/C	EM/C	PRECISIÓN.G	TIEMPO
5	84%	93%	89%	95%	0,1562ms
9	84%	93%	89%	95%	0,1562ms
5	96%	95%	92%	95%	0,4486ms
9	96%	95%	85%	93%	0,4374ms
5	96%	95%	94%	97%	0,453ms
20	96%	95%	95%	97%	0,5ms
40	96%	95%	95%	95%	0,44ms
150	97%	94%	95%	95%	0,4374ms

**Nota:** Rendimiento del algoritmo Fisherface con distintas base de datos.

**Elaborado por:** Autor

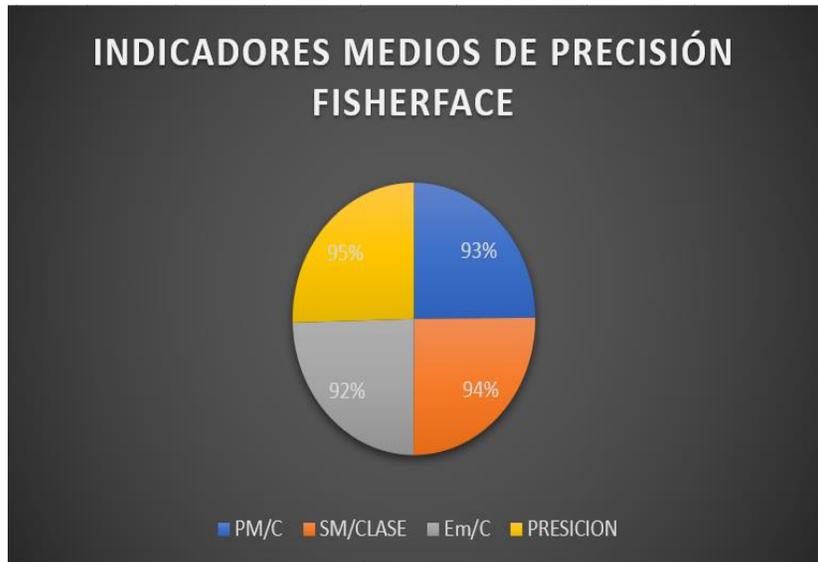
Como podemos observar la gran diferencia entre los dos métodos, con solo 5 componentes principales se tiene una Precisión general del 95%, y la sensibilidad media por clase fue del 93%, son datos muy buenos para Fisherface, en el siguiente grafico de pastel veremos los indicadores SM/C, PM/C, EM/C, PRECISIÓN.G, que se han sumado y sacado la media aritmética para ver sus diferencias.

**Figura 16** Indicadores medios de presicion Eigenface



**Elaborado por:** Autor

*Figura 17 Indicadores medios de precisión Fisherface*



**Elaborado por:** Autor

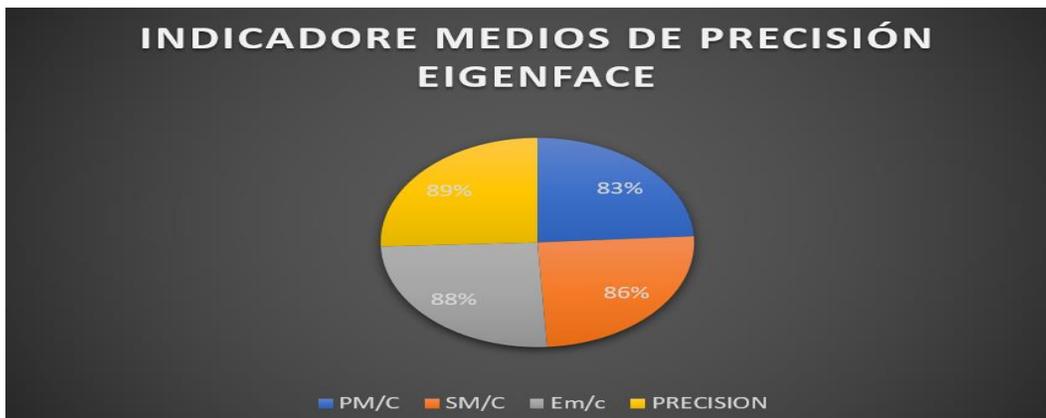
## RESULTADOS

*Tabla 3 comparaciones de los dos algoritmo*

			EIGENFACE						FISHERFACES					
PREUBAS	# IMÁGENES	BASE DE DATOS	#C MP	P M/C	S M/C	E m/c	PRECISION	TIE MP O	#C MP	P M/C	SM/C LASE	E m/C	PRESION	TIE MP O
1	160	CALTEC H-101	5	65 %	75 %	95 %	98%	0,125	5	84 %	93%	89 %	95%	0,1562
2	160	CALTEC H-101	100	97 %	96 %	99 %	98%	0,125	9	84 %	93%	89 %	95%	0,1562
3	400	ORL	5	99 %	99 %	99 %	99%	0,178	5	96 %	95%	92 %	95%	0,4486
4	400	ORL	100	99 %	99 %	99 %	99%	0,178	9	96 %	95%	85 %	93%	0,4374
5	560	ORL&CALTECH	5	22 %	42 %	34 %	35%	0,0312	5	96 %	95%	94 %	97%	0,453
6	560	ORL&CALTECH	20	91 %	88 %	85 %	87%	0,0937	20	96 %	95%	95 %	97%	0,5
7	560	ORL&CALTECH	40	95 %	95 %	95 %	95%	0,1094	40	96 %	95%	95 %	95%	0,44
8	560	ORL&CALTECH	150	98 %	97 %	97 %	98%	0,3124	150	97 %	94%	95 %	95%	0,4374
<b>Promedios.</b>			53,125	83 %	86 %	88 %	89%	0,14254	30,375	93 %	94%	92 %	95%	0,3786

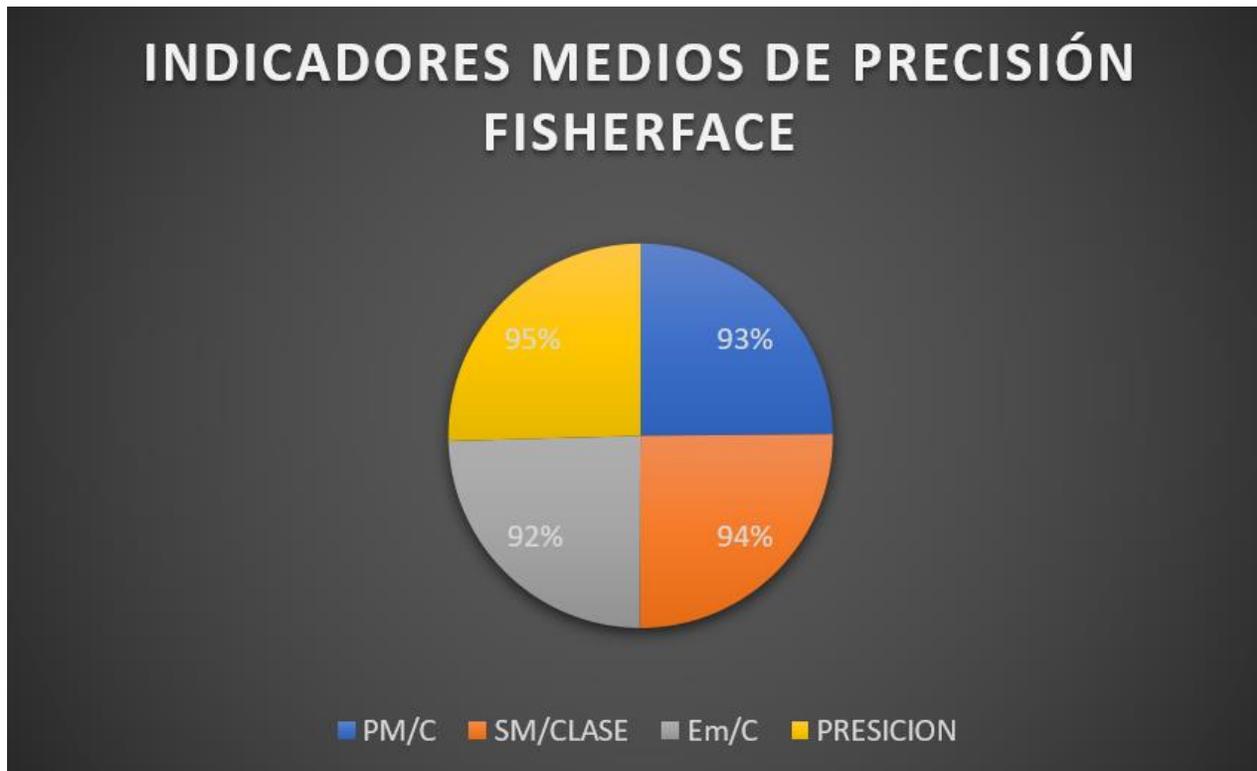
Elaborado por: Autor

*Figura 16 Indicadores medio de precision de Eingenface*



Elaborado por: Autor

*Figura 17 indicadores medios de Fisherface*



**Elaborado por:** Autor

## DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Con el proceso de realización de este estudio de caso se pudieron analizar las variables que intervienen, en el rendimiento y desempeño del algoritmo, de acuerdo a las siguientes variables se puede deducir lo siguiente.

La precisión media por clase de los algoritmos Eigenface y Fisherface respectivamente son de un 89% y 95% su diferencia es de 6% esto quiere decir que Fisherface tiene una tasa de aciertos positivos detectados más alta.

El siguiente parámetro que es la sensibilidad media por clase de los algoritmos Eigenface y Fisherface respectivamente son de un 86% y 94% con una diferencia del 8% esto nos demuestra que el algoritmo de Fisherface tiene una sensibilidad más alta para detectar rostros en las imágenes.

Por otra parte, la Exactitud es otro indicador que se asocia con lo cerca que está un resultado de una medición, en estadística esta medida también se conoce como el sesgo de una estimación, e otras palabras es la cantidad de predicciones positivas que fueron correctas, como vemos los valores de Eigenface y Fisherface son de un 88% y 92% con una diferencia del 4% lo que quiere decir que Fisherface tiene más aciertos positivos Eigenface.

Por último la Exactitud general del sistema, esta métrica engloba a todas las demás métricas nos dice que tan bueno es el algoritmo, también se podría decir como estos algoritmos de reconocimiento facial también se los conoce como algoritmos de aprendizaje, esta métrica podría decir que tanto aprendió el algoritmo a reconocer un rostro, como demuestran los resultados de las pruebas el algoritmo de Eigenface y Fisherface obtuvieron un 89% y 95% respectivamente con una diferencia del 6% su diferencia no está significativa por se puede decir que Fisherface se desempeña mejor.

Como punto final el promedio de ejecución de los dos algoritmos Eigenface y Fisherface fue de 14ms y 37ms en promedio a las pruebas que se efectuaron en las bases de datos CALTECH-101 y ORL como podemos la diferencia es de 23ms, esto demuestra que Eigenface es más rápido en su Ejecución.

## CONCLUSIONES

Se puede concluir que el reconocimiento facial es una técnica cada vez más utilizada en la seguridad de los sistemas de información. Los algoritmos Eigenface y Fisherface son dos técnicas comunes utilizadas para la implementación de sistemas de reconocimiento facial.

En cuanto a las bases teóricas, se debe tener en cuenta que ambos algoritmos utilizan técnicas de análisis de componentes principales (PCA) para extraer características faciales relevantes y reducir la dimensionalidad de las imágenes faciales. Mientras que Eigenface se enfoca en la varianza global de las imágenes, Fisherface se enfoca en maximizar la varianza entre las diferentes clases de imágenes faciales.

En cuanto al análisis de los algoritmos, se puede destacar que ambos presentan ventajas y desventajas. Por ejemplo, Eigenface es rápido y eficiente en el reconocimiento de rostros en ambientes bien iluminados, pero no es tan preciso en ambientes con poca luz o con cambios en la expresión facial. Por otro lado, Fisherface es más preciso en la identificación de rostros con expresiones faciales cambiantes y en ambientes con poca luz, pero puede ser más lento que Eigenface debido a la necesidad de analizar cada imagen de manera individual.

Finalmente, se puede determinar la eficiencia de ambos algoritmos mediante la programación en Python. Para ello, se debe considerar la calidad del conjunto de datos utilizado, la implementación del algoritmo y la medición del rendimiento en términos de precisión, sensibilidad y robustez.

## **RECOMENDACIONES**

Efectuadas las conclusiones de este estudio de caso se procede a realizar las siguientes recomendaciones.

Seguir en la indagación de las ventajas y desventajas de los algoritmos de reconocimiento facial, para una persona que se dedica al análisis de datos, hacer investigaciones sobre este tema, lo nutrirá de información muy valiosa, sobre métodos de reducción de dimensionalidad como es (PCA) Y (LDA).

Se recomienda tener conocimientos previos sobre el tipo de notaciones que se utiliza algebra lineal, para poder comprender los conceptos y formulas sobre los algoritmos de reconocimiento facial.

Debido a la evolución de los algoritmos de reconocimiento facial a lo largo de tiempo, se han actualizado utilizando redes neuronales que los hacen cada vez más precisos, y para comprender estos algoritmos se recomienda estudiar sus inicios de funcionamiento.

## BIBLIOGRAFÍA

ADOBE. (15 de 11 de 2022). *ADOBE*. Obtenido de

<https://helpx.adobe.com/es/illustrator/using/scaling-shearing-distorting-objects.html>

Arcos, A. B. (04 de 2015). <http://repositorio.uta.edu.ec/>. Obtenido de UTA:

[http://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/10586/1/Tesis\\_981ec.pdf](http://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/10586/1/Tesis_981ec.pdf)

Arias, E. R. (1 de 03 de 2021). *Economipedia*. Obtenido de

<https://economipedia.com/definiciones/analisis-discriminante.html>

BeeDIGITAL, E. (29 de 10 de 2019). *BeeDIGITAL*. Obtenido de

<https://www.beedigital.es/tendencias-digitales/historia-y-evolucion-del-reconocimiento-facial/>

CAMPILLO, R. (23 de 11 de 2020). *www.mobbeel.com*. Obtenido de [www.mobbeel.com](http://www.mobbeel.com):

<https://www.mobbeel.com/blog/historia-del-reconocimiento-facial/>

Daniel Peralta, A. H.-P. (2020). *researchgate.net*. Obtenido de

[https://www.researchgate.net/profile/Daniel-Peralta-](https://www.researchgate.net/profile/Daniel-Peralta-3/publication/308901913_Un_Estudio_sobre_el_Preprocesamiento_para_Red_Neuronales_Profundas_y_Aplicacion_sobre_Reconocimiento_de_Digitos_Manuscritos/links/57f64c7f08ae886b8981b902/Un-Estudio-sobre-el-Pr)

[3/publication/308901913\\_Un\\_Estudio\\_sobre\\_el\\_Preprocesamiento\\_para\\_Red\\_Neuronales\\_Profundas\\_y\\_Aplicacion\\_sobre\\_Reconocimiento\\_de\\_Digitos\\_Manuscritos/links/57f64c7f08ae886b8981b902/Un-Estudio-sobre-el-Pr](https://www.researchgate.net/profile/Daniel-Peralta-3/publication/308901913_Un_Estudio_sobre_el_Preprocesamiento_para_Red_Neuronales_Profundas_y_Aplicacion_sobre_Reconocimiento_de_Digitos_Manuscritos/links/57f64c7f08ae886b8981b902/Un-Estudio-sobre-el-Pr)

Deriche, M. (2018). *IEEE Xplore*. Obtenido de

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4743801>

Galton, F. (21 de 06 de 1988). *Nature*. Obtenido de <https://www.nature.com/articles/038173b0>

García García, Y. (19 de 06 de 2019). */dspace.uclv.edu.cu*. Obtenido de <https://dspace.uclv.edu.cu/bitstream/handle/123456789/11965/Yainet%20Garc%c3%ada%20Garc%c3%ada.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

González, J. L. (5 de noviembre de 2022). *¿Qué es la investigación descriptiva?* Obtenido de linkedin: <https://www.linkedin.com/pulse/qu%C3%A9-es-la-investigaci%C3%B3n-descriptiva-investigador-cient%C3%ADfico/?trk=pulse-article&originalSubdomain=es>

Granja Heredia, D. I. (11 de 2018). *ESCUELA SUPERIOR POLITECNICA DE CHIMBORAZO*. Obtenido de <http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/9281>

Henao, M. C. (2021). *unal.edu.co*. Obtenido de <https://repositorio.unal.edu.co/bitstream/handle/unal/80784/1017230592.2021.pdf?sequence=2&isAllowed=y>

Iborra, M. J. (15 de 09 de 2006). *researchgate.net*. Obtenido de Researchgate: [https://www.researchgate.net/publication/237270192\\_Analisis\\_comparativo\\_de\\_metodos\\_basados\\_en\\_subespacios\\_aplicados\\_al\\_reconocimiento\\_de\\_caras/link/53fd83680cf2dca80003484d/download](https://www.researchgate.net/publication/237270192_Analisis_comparativo_de_metodos_basados_en_subespacios_aplicados_al_reconocimiento_de_caras/link/53fd83680cf2dca80003484d/download)

INTERPOL. (2018). *INTERPOL*. Obtenido de <https://www.interpol.int/es/Como-trabajamos/Policia-cientifica/Reconocimiento-facial>

Kumar, A. (03 de 10 de 2022). *Vitalflux*. Obtenido de <https://vitalflux.com/pca-vs-lda-differences-plots-examples/>

laarcom. (2020). *www.laarcom.com*. Obtenido de <https://www.laarcom.com/las-olimpiadas-de-tokio-2020-contarn-con-reconocimiento-facial>

M, I., JOHNSTONE, & PAUL, D. (18 de 07 de 2018). *IEEE Xplore*. Obtenido de  
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8412585>

MALLAT, S. G. (07 de 1989). *ieeexplore*. Obtenido de  
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/192463>

Montano, J. (11 de septiembre de 2021). *Investigación no experimental*. Obtenido de Lifeder:  
<https://www.lifeder.com/investigacion-no-experimental/>

Pablo Augusto Campos-Zárate, E. G.-H.-O. (2020). *Researchgate*. Obtenido de  
[https://www.researchgate.net/profile/Jesus-Carlos-Pedraza-Ortega/publication/350499691\\_Reconocimiento\\_facial\\_basado\\_en\\_Least-Squares\\_Support\\_Vector\\_Machine\\_y\\_caracteristicas\\_LNDP\\_Facial\\_Recognition\\_Based\\_on\\_Least\\_Squares\\_Support\\_Vector\\_Machine\\_and\\_LNDP\\_Fe](https://www.researchgate.net/profile/Jesus-Carlos-Pedraza-Ortega/publication/350499691_Reconocimiento_facial_basado_en_Least-Squares_Support_Vector_Machine_y_caracteristicas_LNDP_Facial_Recognition_Based_on_Least_Squares_Support_Vector_Machine_and_LNDP_Fe)

Palestina, A. C. (2 de Abril de 2021). *qué es el marco metodológico en una investigación*.  
Obtenido de ALEPH: <https://aleph.org.mx/que-es-el-marco-metodologico-en-una-investigacion>

Pavón, S. D. (2017). *idus.us.es*. Obtenido de <https://idus.us.es/handle/11441/66514>:  
<https://idus.us.es/handle/11441/66514>

R.Fisher. (1 de 09 de 1936). *SEMANTIC SCHOLAR*. Obtenido de  
<https://www.semanticscholar.org/paper/THE-USE-OF-MULTIPLE-MEASUREMENTS-IN-TAXONOMIC-Fisher/ab21376e43ac90a4eafd14f0f02a0c87502b6bbf>

Russon, M.-A. (26 de 06 de 2015). *International Business Time*. Obtenido de

<https://www.ibtimes.co.uk/30-churches-around-world-using-facial-recognition-track-congregants-that-skip-services-1508150>

Sánchez, M. P. (11 de 09 de 2022). *digibug*. Obtenido de

[https://digibug.ugr.es/bitstream/handle/10481/76620/TFG\\_Maria.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://digibug.ugr.es/bitstream/handle/10481/76620/TFG_Maria.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

Silva, I. J. (2018). *idus.us.es*. Obtenido de [https://idus.us.es/bitstream/handle/11441/85086/TFG-](https://idus.us.es/bitstream/handle/11441/85086/TFG-1975-JIMENEZ.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

[1975-JIMENEZ.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://idus.us.es/bitstream/handle/11441/85086/TFG-1975-JIMENEZ.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

Sufyan, Z. (2016). *Researchgate*. Obtenido de [https://www.researchgate.net/profile/Zahraddeen-](https://www.researchgate.net/profile/Zahraddeen-Sufyanu/publication/313360566_FEATURE_EXTRACTION_METHODS_FOR_FACE_RECOGNITION/links/58977eb8aca2721f0dae140b/FEATURE-EXTRACTION-METHODS-FOR-FACE-RECOGNITION.pdf)

[Sufyanu/publication/313360566\\_FEATURE\\_EXTRACTION\\_METHODS\\_FOR\\_FACE\\_RECOGNITION/links/58977eb8aca2721f0dae140b/FEATURE-EXTRACTION-METHODS-FOR-FACE-RECOGNITION.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Zahraddeen-Sufyanu/publication/313360566_FEATURE_EXTRACTION_METHODS_FOR_FACE_RECOGNITION/links/58977eb8aca2721f0dae140b/FEATURE-EXTRACTION-METHODS-FOR-FACE-RECOGNITION.pdf)

Turk, M., & Petland, A. (1991). *IEEE EXPLORE*. Obtenido de

<https://ieeexplore.ieee.org/document/139758>

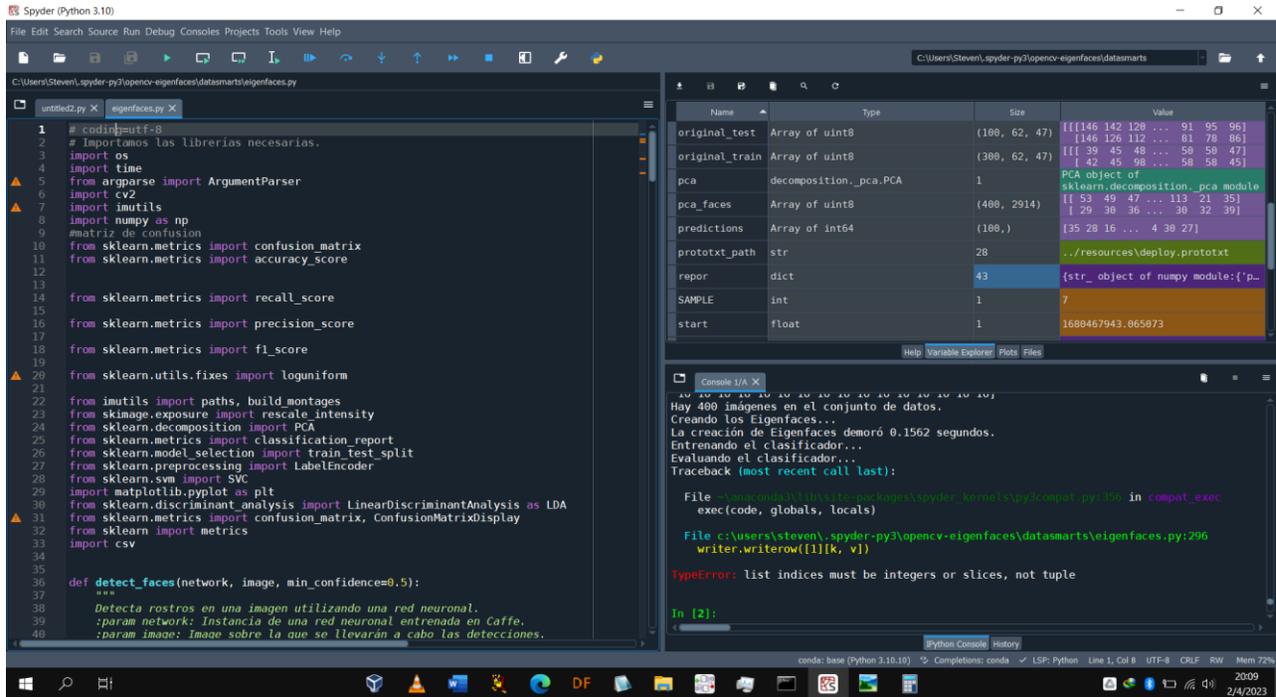
Vega, R. M. (21 de 01 de 2021). *https://profile.es*. Obtenido de <https://profile.es/>:

[https://profile.es/blog/que-es-un-algoritmo-informatico/#%C2%BFQue\\_es\\_un\\_algoritmo\\_informatico](https://profile.es/blog/que-es-un-algoritmo-informatico/#%C2%BFQue_es_un_algoritmo_informatico)

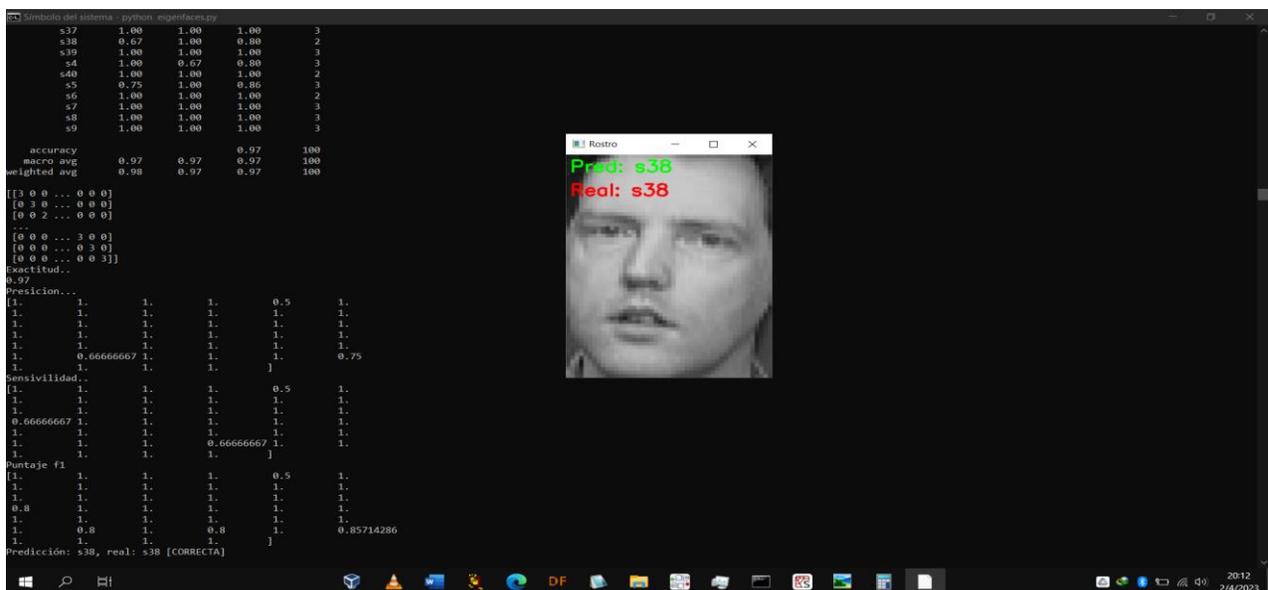
# ANEXOS

## ANEXO 1

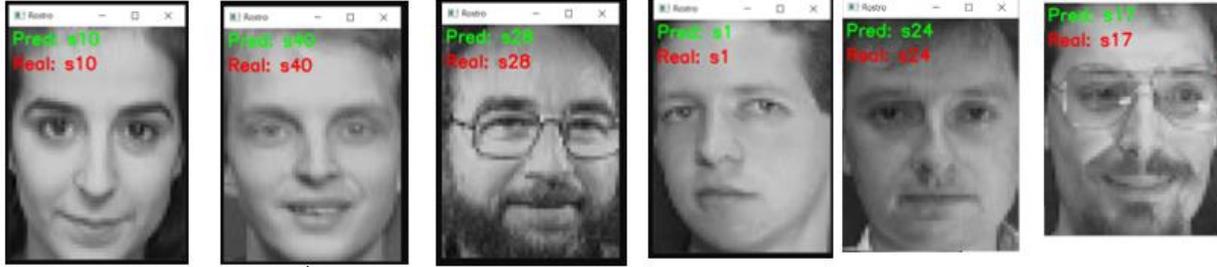
### CODIGO FUENTE DE LOS ALGORITMO EIGENFACES Y FISHERFACES



### EJECUCIÓN DE LOS ALGORITMOS EIGENFACES Y FISHERFACES



# PREDICCIONES CORRECTAS DE LOS ALGORITMOS



## ANEXO 2

### INFORME DE COINCIDENCIA



**CERTIFICADO DE ANÁLISIS**  
magister

## Riofrio-Informe Final

9%  
Similitudes

4%  
Texto entre comillas  
1% similitudes entre comillas  
< 1% Idioma no reconocido

**Nombre del documento:** Riofrio-Informe Final.docx

**ID del documento:** 41d8d525c7f58283f0bd0e0c9da21e4324ccb2cd

**Tamaño del documento original:** 3,38 Mo

**Depositante:** VILLARES PAZMIÑO JOSE DANILO

**Fecha de depósito:** 4/4/2023

**Tipo de carga:** interface

**fecha de fin de análisis:** 4/4/2023

**Número de palabras:** 6941

**Número de caracteres:** 44.191

Ubicación de las similitudes en el documento:



#### Fuentes principales detectadas

N°	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	<a href="https://hdl.handle.net/11441/85086">hdl.handle.net</a>   Reconocimiento facial basado en redes neuronales convolucionales	3%		Palabras idénticas : 3% (170 palabras)
2	<a href="http://hdl.handle.net/11441/66514">hdl.handle.net</a>   Reconocimiento facial mediante el Análisis de Componentes Princip...	2%		Palabras idénticas : 2% (137 palabras)
3	<a href="https://www.juanbarrios.com/la-matriz-de-confusion-y-sus-metricas/#:~:text=El valor r...">www.juanbarrios.com</a>   La matriz de confusión y sus métricas - Inteligencia Artificia...	2%		Palabras idénticas : 2% (129 palabras)
4	<a href="https://knepublishing.com/index.php/KnE-Engineering/article/download/6233/11604">knepublishing.com</a>	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (71 palabras)
5	<a href="https://economipedia.com/definiciones/analisis-discriminante.html">economipedia.com</a>   Análisis discriminante - Qué es, definición y concepto   2023   ...	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (33 palabras)

#### Fuentes con similitudes fortuitas

N°	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	<a href="http://repositorio.utm.edu.ec/bitstream/123456789/9572/6/04_RED_232_TRABAJO_DE_GRADO.pdf.txt">repositorio.utm.edu.ec</a>   Diseño de un sistema prototipo de reconocimiento facial pa...	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (24 palabras)
2	<a href="#">Jose Arias Revision Plagio.docx</a>   Jose Arias Revision Plagio #0c9229	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (11 palabras)
3	<a href="https://empresas.blogthinkbig.com/ml-a-tu-alcance-matriz-confusion/">empresas.blogthinkbig.com</a>   Machine Learning a tu alcance: La matriz de confusió...	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (14 palabras)
4	<a href="https://hdl.handle.net/20.500.12672/18365">hdl.handle.net</a>   Detección de carcinoma basocelular utilizando red neuronal convol...	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (11 palabras)