

**UNIVERSIDAD PRIVADA ANTENOR ORREGO
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA
ELECTRÓNICA**



**“ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DEL ÁNGULO LUMÍNICO SOBRE
EL RENDIMIENTO DE LAS TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO
FACIAL BASADAS EN LA APARIENCIA LINEAL”**

**TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO ELECTRÓNICO
LÍNEA DE INVESTIGACIÓN: PROCESAMIENTO DIGITAL DE
SEÑALES**

AUTORES: Br. Dennis Bautista Mendoza
Br. Paulo Sergio Miñano Pereira

ASESOR: Ms. Ing. Filiberto Melchor Azabache Fernández

**TRUJILLO - PERÚ
2019**

ACREDITACIONES

TÍTULO: “ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DEL ÁNGULO LUMÍNICO SOBRE EL RENDIMIENTO DE LAS TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO FACIAL BASADAS EN LA APARIENCIA LINEAL”

AUTORES:

Br. Dennis Bautista Mendoza

Br. Paulo Sergio Miñano Pereira

APROBADO POR:

Ms. Ing. Jorge Luis Alva Alarcon
PRESIDENTE
N° CIP 214251

Ing. Marco Trujillo Silva
SECRETARIO
N° CIP 82929

Ing. Luis Alberto Vargas Díaz
VOCAL
N° CIP 104175

Ms. Ing. Filiberto Azabache
Fernández
ASESOR
N° CIP 97916

PRESENTACIÓN

Señores miembros del Jurado:

Dando cumplimiento y conforme a las normas establecidas en el Reglamento de Grados y Títulos y Reglamento de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Privada Antenor Orrego, para obtener el Título Profesional de Ingeniero Electrónico, se pone a vuestra consideración el Informe del Trabajo de Investigación Titulado “ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DEL ÁNGULO LUMÍNICO SOBRE EL RENDIMIENTO DE LAS TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO FACIAL BASADAS EN LA APARIENCIA LINEAL”, con la convicción de alcanzar una justa evaluación y dictamen, excusándonos de antemano de los posibles errores involuntarios cometidos en el desarrollo del mismo.

Trujillo, Setiembre de 2019

Br. Dennis Bautista Mendoza

Br. Paulo Sergio Miñano Pereira

DEDICATORIA

A mis padres Fidel Bautista y Rosa Mendoza, ya que con su apoyo incondicional he logrado todo lo que me he propuesto, por sus consejos en los momentos más difíciles y por su compañía.

A mis profesores, porque logré hurgar en lo más profundo de sus mentes mediante cuestionamientos sobre la ciencia y los saberes.

A mi familia, por inculcarme los valores de respeto, la verdad, la puntualidad... La pasión y amor por el conocimiento.

Dennis Bautista Mendoza

A mis padres: Rita Pereira y Jorge Miñano, quienes siempre me inculcaron el ser curioso y siempre buscar la verdad y el conocimiento.

A Raúl Sosa, donde sea que estés, quiero que sepas que significas mucho para mí y que los pocos éxitos que alcance, han sido en parte, gracias a ti.

A mi hermano Jair, porque tenías razón cuando me decías que me cuide de procrastinar... y una vez más, tuviste TODA la razón.

A mi hermana: Vanessa Miñano, porque tengo la esperanza que, si alguien tan simple como yo puede alcanzar grandes cosas, sé que tú serás capaz de lograr todo lo que te propongas.

Paulo Sergio Miñano Pereira

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, por su apoyo incondicional durante mi proceso de formación y por ser ejemplo de determinación y perseverancia para lograr mis objetivos.

A mis profesores de la universidad, porque somos el resultado de sus enseñanzas, experiencias, frustraciones, y por mostrarnos su pasión por la ingeniería.

A Paulo Miñano, un gran amigo que me acompaña y escucha mis locas y desafiantes ideas.

A María Claudia, una gran amiga, por participar en el desarrollo de este trabajo y ser de gran apoyo durante toda la carrera.

A Richard, por colaborar en la realización de este trabajo, y por sus consejos en mi vida profesional.

Dennis Bautista Mendoza

A mi madre, por enseñarme sobre el esfuerzo, la dedicación y el cariño que se debe poner a todo lo que se hace.

A mi padre, por mostrarme que siempre se puede encontrar otro camino, otra manera, otro enfoque para hacer las cosas.

A mi hermano, por ser el vivo ejemplo de tener determinación y fuerzas para lograr lo que me proponga y ser quien soy, le pese a quien le pese.

A mi hermana, por ser siempre mi faro en la oscuridad, la fuente de mi cariño y la prueba de que puedo ser alguien mejor.

A Apolo, mi eterno acompañante peludo en mis noches de desvelo, trabajo, esfuerzo y pesares.

A Dennis Bautista, mi amigo y compañero a lo largo de esta complicada y accidentada investigación.

Al Ingeniero Filiberto Azabache, por apoyarnos en este proyecto y su infinita paciencia para transmitirnos el arte de la investigación.

Paulo Sergio Miñano Pereira

RESUMEN

El presente trabajo de Investigación propone el análisis de la influencia del ángulo lumínico sobre el rendimiento de las técnicas de reconocimiento facial basadas en la apariencia lineal con la finalidad de determinar el grado de asertividad de cada técnica a diferentes ángulos de luz.

El estudio corresponde a una investigación aplicada y cuasi-experimental, cuya unidad de análisis es la captura de rostros con variaciones angulares de iluminación en el plano coronal. La metodología desarrollada comprende: la recopilación documental e investigación de las técnicas de reconocimiento basadas en apariencia lineal más utilizadas en sistemas embebidos; el desarrollo de cada sistema de reconocimiento, la implementación de algoritmos base para cada técnica, y la toma fotografías de los rostros de colaboradores con diferentes ángulos de iluminación.

Para el desarrollo de la técnica PCA, se elaboró dos algoritmos, el primero: encargado del procesamiento y reordenamiento de la matriz de datos de las fotos y el segundo: encargado de la tarea de reconocimiento, cuya tarea es hallar las distancias euclidianas y así determinar el rostro que tuviera un porcentaje mayor de coincidencia de características faciales. Para la técnica LDA, se empleó el algoritmo Fisher, FLD (Fisher Linear Discriminant). Para LPP, dado que su tratamiento adquiere mayor complejidad, se optó por desarrollar dos códigos complementarios y así desarrollar su funcionamiento. Finalmente, se empleó un algoritmo particular para obtener las distancias euclidianas y, a su vez, poder ejecutar posteriormente el reconocimiento de dicha técnica.

Para la implementación se utilizó MatLab; aprovechando su herramienta GUIDE se desarrolló una plataforma de simple funcionamiento y autonomía.

Los resultados mostrados en gráficas comparativas entre los rendimientos de las técnicas PCA, LDA y LPP, sobre las fotografías bajo la influencia de los diferentes ángulos lumínicos muestran que, para ángulos de iluminación superiores a 20° del eje horizontal del rostro la degradación de la eficacia es de al menos el 40% en las tres técnicas empleadas.

ABSTRACT

This research work proposes the analysis of the influence of the light angle on the performance of facial recognition techniques based on linear appearance in order to determine the degree of assertiveness of each technique at different angles of light.

The study corresponds to an applied and quasi-experimental investigation; whose unit of analysis is the capture of faces with angular variations of illumination in the coronal plane. The methodology developed includes: documentary collection and research into recognition techniques based on linear appearance most commonly used in embedded systems; the development of each recognition system, the implementation of base algorithms for each technique, and the taking of photographs of the faces of collaborators with different lighting angles.

For the development of the PCA technique, two algorithms were developed, the first: in charge of processing and reorganizing the data matrix of the photos and the second: in charge of the recognition task, whose task is to find the Euclidean distances and determine the face that had a higher percentage of matching facial features. For the LDA technique, the Fisher, FLD (Fisher Linear Discriminant) algorithm was used. For LPP, given that its treatment acquires greater complexity, it was decided to develop two complementary codes and thus develop its operation. Finally, a particular algorithm was used to obtain the Euclidean distances and, in turn, to be able to subsequently execute the recognition of said technique.

MatLab was used for the implementation, taking advantage of its GUIDE tool for the development of a simple operation platform that can operate autonomously.

The results shown in comparative graphs between the yields of the PCA, LDA and LPP techniques, on the photographs under the influence of the different light angles show that, for illumination angles superior to 20 ° of the horizontal axis of the face, the degradation of the efficiency it is at least 40% in the three techniques used.

ÍNDICE

ACREDITACIONES	II
PRESENTACIÓN	III
AGRADECIMIENTOS	V
RESUMEN	VI
ABSTRACT	VII
ÍNDICE	VIII
ÍNDICE DE TABLAS	X
ÍNDICE DE FIGURAS	XII
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Realidad problemática.....	1
1.2. Delimitación del problema	5
1.3. Características y análisis del problema	5
Deficiencias en cuanto a la identificación de rostros	5
1.4. Formulación del Problema	8
1.5. Formulación de la Hipótesis	8
1.6. Objetivos del estudio	8
1.6.1. Objetivo General.....	8
1.6.2. Objetivos Específicos	8
1.7. Justificación del Estudio	9
1.8. Limitaciones del estudio	10
2. MARCO TEÓRICO	11
2.1. Antecedentes de la investigación	11
2.2. Fundamentación teórica de la investigación	14
2.2.1. Elementos de un sistema de reconocimiento facial	14
2.2.2. Medición de la luz	39
2.2.2.1 la luz	39

2.2.2.1 Ley del cuadrado inverso.....	39
2.3. Definición de términos básicos.....	41
3. MATERIAL Y MÉTODOS	43
3.1. Material	43
3.1.1. Población.....	43
3.1.2. Muestra.....	43
3.1.3. Unidad de Análisis	43
3.2. Método	43
3.2.1. Nivel de Investigación.....	43
3.2.2. Diseño de Investigación.....	44
3.2.3. Técnicas e Instrumentos de recolección de datos	58
3.2.4. Técnicas de procesamiento de datos	62
3.2.5. Técnicas de análisis de datos.....	63
4. RESULTADOS	64
5. DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	70
6. CONCLUSIONES	71
7. RECOMENDACIONES.....	71
8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	72
ANEXOS	77
Anexo N° 1. Hoja de datos de la Cámara EOS Rebel T5i.....	78
Anexo N° 2. Hoja de Datos “Digital Light Meter HS 1010”	80
Anexo N° 3. Certificado de Calibración de Digital Light Meter HS 1010	82
Anexo N° 4. Código de algoritmo PCA.....	83
Anexo N° 5. Algoritmo de reconocimiento PCA/FLD base.....	84
Anexo N° 6. Algoritmo FLD base	85
Anexo N° 7. Captura de primer código de LPP base	87
Anexo N° 8. Captura de algoritmo de distancias euclidianas.....	97

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Variable independiente.....	57
Tabla 2 Variable dependiente.....	57
Tabla 3 Características de la cámara digital empleada.....	59
Tabla 4 Datos fijos de las fotografías tomadas por la cámara.....	59
Tabla 5 Características del luxómetro.	60
Tabla 6 Distancias, e intensidades lumínicas.....	60
Tabla 7 Lista de cotejo de mayor rendimiento de reconocimiento de cada técnica frente a cada uno de los ángulos lumínicos.	61
Tabla 8 Lista de cotejo de mayor rendimiento de reconocimiento de cada técnica de reconocimiento con respecto a cada sujeto individualmente.....	61
Tabla 9 Guía de observación de aciertos de las técnicas de reconocimiento facial, con luz frontal (sin ángulo de incidencia).	61
Tabla 10 Rendimiento de reconocimiento inicial de cada técnica de reconocimiento facial.....	62
Tabla 11 Guía de observación de aciertos de la técnica de reconocimiento PCA, respecto al sujeto de prueba 1 ante los diferentes ángulos lumínicos.	62
Tabla 12 Distancia promedio entre la fuente de luz y el rostro analizado y el nivel de iluminación teórico y práctico.	62
Tabla 13 Distancia entre la fuente de luz y cada rostro analizado (individual y promedio) y el nivel de iluminación teórico y práctico.	63
Tabla 14 Comparación de características principales y distintivas de las técnicas de reconocimiento facial analizadas.....	65
Tabla 15 Ángulos de iluminación sobre cada rostro de los voluntarios.	66
Tabla 16 Distancia entre el rostro fotografiado y la fuente de luz.....	67
Tabla 17 Distancia promedio D_p entre los rostros y la fuente de luz en los diferentes ángulos y los niveles de iluminación teóricos y prácticos.	67
Tabla 18 Rendimiento de reconocimiento de la técnica de reconocimiento PCA en los diferentes ángulos lumínicos.	68
Tabla 19 Rendimiento de reconocimiento de la técnica de reconocimiento LDA en los diferentes ángulos lumínicos.	68

Tabla 20 Rendimiento de reconocimiento de la técnica de reconocimiento LPP en los diferentes ángulos lumínicos68

Tabla 21 Comparativa de rendimientos de las diferentes técnicas de reconocimiento, en fotografías sin ángulo lumínico incidente (luz frontal o “Inicial”) en fotografías bajo la influencia de los diferentes ángulos lumínicos α_i69

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Métodos de autenticación biométrica	15
Figura 2 Metodología de comparación de plantillas	18
Figura 3 Fases de un sistema de reconocimiento facial.....	20
Figura 4 Ejemplo de características de rectángulo mostradas en relación con la ventana de detección adjunta.....	24
Figura 5 Ejemplo de distribución de rectángulos dentro de la imagen.	25
Figura 6 Representación esquemática de una cascada de detección.	27
Figura 7 Métodos de reconocimiento facial.....	29
Figura 8 Algoritmo: Análisis de Componentes Principales.	31
Figura 9 Funcionamiento de un clasificador euclidiano.....	34
Figura 10 Procedimiento de implementación de PCA.....	36
Figura 11 Procedimiento de implementación de LDA.	38
Figura 12 Porción óptica del espectro electromagnético.....	39
Figura 13 Cámara Digital Canon Eos Rebel T5i.....	45
Figura 14 Diagrama del sistema de reconocimiento PCA.....	46
Figura 15 Diagrama del sistema de reconocimiento LDA.....	47
Figura 16 Diagrama del sistema de reconocimiento LPP.....	48
Figura 17 Interfaz desarrollada en Matlab.....	49
Figura 18 Fotografía tomada con la cámara empleando una detección de rostros.	49
Figura 19 Luxómetro empleado una medida del nivel de iluminación.....	50
Figura 20 Posicionamiento de los voluntarios en posición frontal	51
Figura 21 Posicionamiento de los voluntarios de la experimentación en posición lateral.	52
Figura 22 Fotografías tomadas, con luz natural y frontal.	52
Figura 23 Foto original, con un ángulo de iluminación marcado.	53
Figura 24 Foto original, con un ángulo de iluminación marcado.	53
Figura 25 Rostro detectado y recortado para el procesamiento.....	54
Figura 26 Base de datos final de los rostros fotografiados y recortados.....	54
Figura 27 Ejemplo de reconocimiento facial exitoso.	55
Figura 28 Ejemplo de reconocimiento fallido.....	55

Figura 29 Gráfica comparativa entre los rendimientos de las técnicas PCA, LDA y LPP, en fotos bajo la influencia de los diferentes ángulos lumínicos.	56
Figura 30 Diagrama del proceso experimental realizado en esta investigación.	56
Figura 31 Captura de las características fotográficas.	59
Figura 32 Gráfica comparativa entre los rendimientos de las técnicas PCA, LDA y LPP, en fotos bajo la influencia de los diferentes ángulos lumínicos.	64
Figura 33 Hoja de características de la cámara EOS Rebel T5i (Parte 1)	78
Figura 34 Hoja de características de la cámara EOS Rebel T5i (Parte 2)	78
Figura 35 Hoja de características de la cámara EOS Rebel T5i (Parte 3)	79
Figura 36 Hoja de características del Digital Light Meter HS 1010	80
Figura 37 Digital LCD, Digital Light Meter HS 1010	80
Figura 38 Digital Light Meter HS 1010	81
Figura 39 Partes del Digital Light Meter HS 1010	81
Figura 40 Certificado de calibración Light Meter HS 1010	82

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Realidad problemática

Aunque pueda parecer un término muy reciente, el nacimiento de la biometría tiene su origen durante el temprano comienzo del siglo XX, con la implementación de los primeros intentos de sistemas de reconocimiento dactilar. Esto como una vía para obtener patrones o características que fueran propias y distintivas del ser humano y que, a su vez, no tengan que ser analizadas mediante formas intrusivas como el análisis de fluidos, la sangre o el esputo. Es durante este auge de la investigación biométrica que nace el reconocimiento facial, surgido a mediados de la década de los 60, específicamente entre los años 1964 y 1965 a manos de los investigadores Woodrow Wilson Bledsoe, Helen Chan Wolf y Charles Bisson que desarrollaron un sistema de reconocimiento facial semiautomático que, aunque necesitaba de asistencia humana, era capaz de reconocer diferentes rasgos faciales tales como la nariz, orejas e inclinación del eje de los ojos. Es entonces que luego de diferentes análisis de facciones del cuerpo, que se hallan dichas características: las huellas dactilares, el tamaño de la oreja, la distribución de las papilas gustativas, la forma del rostro, los rangos de frecuencia vocal y la forma del iris. Surge por ello una disciplina innovadora, encargada del estudio, análisis y desarrollo de tecnologías que aprovechan dicha información única de cada ser humano y son capaces de traducir dichos datos y utilizarlos como fuente de información. Sin embargo y pese a los esfuerzos de la época, sus avances se verían retrasados debido a la limitada tecnología de la época, como lo eran los sensores de calidades, definiciones y tiempos de respuestas muy bajas comparadas con las actuales y los procesadores, limitados en lo respectivo a iteraciones o potencia de cálculos complejos en tiempo real y a altas tasas de datos.

Con tecnologías de procesamiento más potentes y una necesidad de desarrollar sistemas de seguridad robustos y complejos, pero a su vez de simple acceso e interacción para el usuario, es en la década de los 80, que

es retomada la investigación y desarrollo de sistemas de detección y reconocimiento biométrico a gran escala. Esto se debía principalmente a que factores como la forma y características del rostro, las huellas dactilares o el espectro de frecuencias y amplitudes de la voz son por un lado características propias de cada ser humano y que no pueden replicarse con facilidad (como podría pasar con una clave o patrones de seguridad) y a su vez se puede extraer dicha información del individuo que desea tener acceso de una forma poco intrusiva y rápidamente.

De todos los parámetros biométricos, el análisis de las características faciales fue uno de los que más avances se obtuvieron. Esto se debe a que, a diferencia de otras características biométricas, el reconocimiento facial no requiere del contacto directo o accionamiento mecánico por parte del usuario, para con el sensor (como, por ejemplo: para una huella digital es necesario el contacto físico con un sensor y para el reconocimiento de voz es imprescindible el pronunciar no solo una palabra o frase predefinida, sino que también hacerlo en el tono guardado previamente en una base de datos). Es por esto que, en lo que respecta al reconocimiento facial, el avance llegó en diferentes áreas, como el refinamiento de las cámaras, el desarrollo de diversos algoritmos de procesamiento, así como el nacimiento de diferentes técnicas de reconocimiento facial. Esto generó un sin fin de oportunidades de aplicación, masificación e incluso comercialización de dichas tecnologías, tanto para usos militares, corporativos e incluso doméstico.

Sin embargo, conforme surgió el avance y la difusión de esta tecnología en ámbitos más amplios, surgieron a su vez las dificultades y carencias que esta tecnología, muy a pesar de sus grandes beneficios, posee. Puesto que, como toda ciencia, su funcionalidad se restringe a un cierto grado de circunstancias, características y entornos para los cuales su funcionamiento es óptimo o por lo menos aceptable. Tales problemas surgieron conforme se masificaron los avances y las diversas técnicas de reconocimiento facial llegaron a manos y circunstancias variopintas. Es

entonces cuando se refinan muchas de las técnicas de reconocimiento facial, pre-procesamientos de información e incluso las tecnologías de los sensores ópticos encargados de captar dicha información tuvieron que renovarse, todo esto con el fin de ir subsanando y aprendiendo de los “defectos” de la nueva tecnología que tantas ventajas había traído consigo.

Por ello no es de extrañar que no solo el reconocimiento facial, sino que otras técnicas de reconocimiento biométrico estén tan presentes en nuestro día a día. Hoy por ejemplo podemos disponer de sistemas de reconocimiento facial, reconocimiento de voz y hasta sensores de huella dactilar en dispositivos que podrían estar literalmente en la palma de nuestra mano (Smartphone, Tablets, laptops, brazaletes inteligentes, etc.), como también podemos ver complejos sistemas de seguridad en entidades tanto públicas como privadas. Sin embargo, aún con todo este acelerado avance tecnológico de los últimos años, el reconocimiento facial como técnica biométrica, posee limitaciones, por lo que muchas veces es complementado o respaldado por otros métodos de seguridad todavía presentes.

En respuesta a esta necesidad, se desarrollaron técnicas de reconocimiento facial con un algoritmo simple, refinado, y que exigían un costo computacional considerablemente bajo, de esta manera se podrían incluir o implementar en sistemas embebidos de dispositivos de bajo consumo. Es así como nacen las Técnicas de Reconocimiento Facial Basadas en la Apariencia Lineal (por sus siglas en inglés LAB): PCA, LDA, LPP y DCT; dichas técnicas constaban de un análisis matricial basado en algoritmos de baja exigencia de procesamiento, de esta manera agilizaba el proceso de reconocimiento, se disminuía su carga computacional y se adaptaba para la movilidad de equipos. Pero estas mejoras tienen un costo, a cambio de ligereza y portabilidad, los mencionados métodos son poco robustos ante los cambios de condiciones climáticas y lumínicas de la fotografía, por lo que estas alteraciones sobre las condiciones de la

fotografía generan una disminución en el rendimiento del reconocimiento de dichas técnicas.

Aunque las condiciones climáticas son influyentes en el rendimiento del reconocimiento, los estudios indican que un decremento significativo ocurre bajo condiciones climáticas extremas, aun así, con la luz es otra historia. Pues la influencia de la luz no es solo en medida de la intensidad de la misma, sino también lo es el ángulo con el que incide el rostro analizado. Esto sucede debido a que, en lo respectivo a seguridad perimetral o externa, las fuentes de luz son fijas, por lo que, dependiendo de la pose y ubicación de la persona analizada, así como también de la ubicación de la cámara es que la luz incidente sobre el rostro toma un ángulo u otro. Los cambios más significativos en el rendimiento del reconocimiento ocurren cuando estos ángulos de iluminación sobre el rostro ocurren en un plano frontal (perpendicular al plano sagital), dado que de esta forma, diferentes zonas de la cara quedan expuestas a la luz mientras que otras quedan ensombrecidas en mayor o menos medida, lo que diferencia notablemente la cantidad de información que se puede obtener del rostro analizado, esto influye directamente sobre el rendimiento del reconocimiento que se obtiene, respecto del análisis que se haría sobre un rostro iluminado de frente.

Aunque se conoce que la influencia de los diferentes ángulos lumínicos que inciden sobre el rostro es, por lo general, negativa sobre el desempeño de un reconocimiento facial, no se conoce a que grado se ve afectado el rendimiento, esto sin mencionar que este efecto no es uniforme para diversos ángulos lumínicos y dado que cada técnica aborda el análisis de las características faciales de manera diferente, que se iluminen o ensombrezcan diferentes zonas del rostro afectan de manera diferente a cada técnica. Esto genera un desconocimiento del potencial de análisis de diferentes técnicas ante diferentes circunstancias. En cambio, si se conociera el efecto que diferentes ángulos de iluminación facial tienen sobre diferentes técnicas de reconocimiento, en base a la captura que se tome del rostro, se podría determinar su ángulo de iluminación y

(conociendo cual técnica de reconocimiento es más efectiva en ese ángulo lumínico) elegir cuál es la técnica más adecuada que debe ser aplicada.

1.2. Delimitación del problema

Se estudiará el rendimiento de las técnicas de reconocimiento facial basados en la apariencia lineal: PCA, LDA y LPP frente a diferentes ángulos de luz incidentes radialmente sobre el rostro analizado, como referencia de equipos emplearemos una cámara CANON EOS REBEL T5, con su respectiva hoja de características y valores de ISO, apertura de lente y tiempo de exposición constantes.

1.3. Características y análisis del problema

Deficiencias en cuanto a la identificación de rostros:

Según Blázquez (2013), en la actualidad existen tres métodos de reconocimiento facial, de rasgos locales: reconocen los ojos, la nariz, la boca y miden las distancias y los ángulos de la cara; de rasgos globales: aportan información de toda la cara; mixtos: es la combinación de los otros anteriores, el sistema de rasgos globales tiene un margen de error más pequeño, aunque maneja a un menor nivel de detalle.

Según Wagh (2015), las técnicas de reconocimiento facial tienen debilidades frente a variaciones de iluminación parcial o total del rostro, así también sobre la gesticulación o expresión facial variada que posee el ser humano. En el concepto de variabilidad, se hace muy difícil el reconocimiento facial cuando la variabilidad entre individuos es muy pequeña (por ejemplo, es el caso de familiares o, especialmente, es el caso de los gemelos), o cuando la variabilidad entre distintas imágenes de un individuo es amplia; esto puede ser debido a que dichas imágenes hayan sido adquiridas en diferentes condiciones de posición o iluminación. Otro de los grandes obstáculos en el reconocimiento facial, es la base de datos, esto es, para poder evaluar los métodos de reconocimiento facial, la base

de datos debe ser adquirida en condiciones equivalentes para todos los individuos y en número de personas suficientemente representativo, pero teniendo en cuenta que un aumento en el número de datos, aumenta el costo computacional.

La pérdida de confiabilidad que un método de reconocimiento experimenta al ser simplificado para ser computacionalmente más ligero:

Según Gavrilescu (2015), existe una relación inversa entre la eficiencia a nivel de procesamiento, el costo computacional de un determinado algoritmo de reconocimiento facial y la robustez del mismo frente a diferentes circunstancias. Esto hace susceptibles a muchos sistemas de acceso biométrico a ataques de suplantación o “Spoofing Attacks”, como por ejemplo el uso de fotografías de la persona a suplantar cuando se atacan dichos sistemas.

Según Nagabhushan (2015), las principales dificultades encontradas por los sistemas de reconocimiento de rostros actuales son el manejo de reconocimiento parcial de rostros, la variación de poses, iluminación, dispersión de luz, caras difusas, es decir, reconocimiento de rostros en rotaciones e iluminaciones al azar.

Debido a la necesidad de conseguir una mayor portabilidad o integración de los sistemas de reconocimiento facial en sistemas embebidos más ligeros, se desarrollaron diferentes técnicas, algoritmos y tipos de análisis de características faciales. Estos variaban tanto en la forma de abordar el análisis del rostro, como en complejidad, sin embargo, conforme un sistema se vuelve más ligero y compacto, es que comienza a perder su fiabilidad por cuanto se vuelve más susceptible a las variaciones más comunes de condiciones fotográficas, de manera análoga, a medida que conseguimos un sistema de identificación facial más sólido y robusto, es que este gana complejidad y con ello, un mayor requerimiento a nivel de unidad de procesamiento de los datos, hardware y sensores de adquisición

de información, encareciendo su costo de implementación, complejidad de mantenimiento y manejo.

No hay enfoque en el estudio de los factores lumínicos que influyen en el rendimiento del reconocimiento facial:

Según Shakyawar (2017), dado que las diferentes expresiones y gestos faciales añaden un nuevo nivel de complejidad, se han desarrollado diferentes procedimientos y mejoras a los reconocimientos faciales, con el fin de hacerlos más robustos ante estos efectos, sin embargo, cuando sumamos a la variación lumínica en posición e intensidad la complejidad se incrementa, lamentablemente este tipo de variaciones, por ser de diferentes tipos y estilos no es abordada en toda su extensión o comprensión.

Según Nagabhushan (2015), los estudios sobre reconocimiento facial se han centrado en mejorar o en hacer más precisos los sistemas globales de reconocimiento facial, sin embargo, pocos estudios se han enfocado en el impacto que tiene en la precisión del reconocimiento las diferentes partes visibles de un rostro, en función a la iluminación sobre el mismo.

Durante mucho tiempo se han centrado los esfuerzos en refinar los sistemas de reconocimiento facial en aspectos como el detectar rostros en diferentes perspectivas, el reconocimiento de gestos y muecas en menores niveles, así como también el poder reconocer un rostro a pesar de tener accesorios como lentes o en presencia de bello facial, sin embargo, ha habido sorprendentemente escaso enfoque en el estudio de los efectos que la variación lumínica (que no sea en intensidad o cercanía) ejerce sobre el rendimiento del reconocimiento facial. Por ello es que no se tiene un registro de esta influencia y su efecto directo.

1.4. Formulación del Problema

¿Cómo influye el ángulo lumínico que incide sobre el rostro analizado, en el rendimiento de las técnicas de reconocimiento facial basadas en apariencia lineal?

Determinación de la técnica de reconocimiento facial basadas en la apariencia lineal con mayor rendimiento a un determinado ángulo lumínico.

1.5. Formulación de la Hipótesis

La incidencia de luz en un ángulo no frontal sobre el rostro, genera una disminución en el rendimiento de las técnicas reconocimiento facial basadas en la apariencia lineal.

1.6. Objetivos del estudio

1.6.1. Objetivo General

Analizar la influencia que tiene el ángulo de luz incidente en el rostro, sobre el rendimiento de cada técnica de reconocimiento facial basada en la apariencia lineal.

1.6.2. Objetivos Específicos

- Caracterizar cada una de las técnicas de reconocimiento facial que abarca esta investigación.
- Aplicar las técnicas de reconocimiento facial basadas en la apariencia lineal sobre capturas de rostros expuestos a luz frontal y bajo diferentes ángulos lumínicos.
- Comparar los resultados obtenidos y proponer una metodología de aplicación.

1.7. Justificación del Estudio

Aunque es ampliamente conocido, que la luz es un factor muy importante en el rendimiento del reconocimiento facial, el alcance de su influencia solo ha sido medido y/o analizado en algunas de sus aristas (como la intensidad lumínica), el ángulo de iluminación que incide sobre el rostro analizado no es un factor que se suele tomar en cuenta en las investigaciones, dado que, como la mayoría de simulaciones o experimentos se realizan con un foco de iluminación frontal, el rostro es analizado sin partes oscuras aparentes, sin embargo, si aplicamos un reconocimiento facial en un área tan popularmente empleada como lo es la seguridad externa o perimetral, donde las fuentes de luz no necesariamente inciden frontalmente sobre el rostro analizado, es cuando contrastamos la verdadera necesidad de comprender, al menos en un aspecto funcional, la influencia que tiene sobre el rendimiento del reconocimiento, el que diversas zonas del rostro se vean iluminadas, mientras que otras se ven oscurecidas por factores lumínicos. Por lo que esta investigación permite profundizar aspectos aun no explorados sobre las carencias o factores de influencia en la eficacia del reconocimiento facial.

Los resultados y análisis de este estudio generan una nueva frontera de conocimiento, acerca de un factor influyente sobre el rendimiento del reconocimiento de los sistemas de reconocimiento facial. Esto tiene una importancia y valoración a diferentes niveles. Por un lado, a nivel académico, se abre una nueva frontera de investigación y desarrollo de los sistemas de reconocimiento, enfocándose en conocer analizar y explicar la razón de esta influencia, bajo un análisis mucho más detallado de la naturaleza interna y de los algoritmos propios de cada técnica de reconocimiento, o también generando un sistema complejo o robusto, basado en técnicas de reconocimiento de baja carga computacional. A la vez, también en un aspecto comercial, dado que al integrar este nuevo conocimiento y adaptarlo a una nueva generación de sistemas embebidos con un reconocimiento facial más confiable, se puede lograr elevar la

confiabilidad y competitividad de los mismos. Por lo que la valía de los nuevos conocimientos que se pretenden obtener en esta investigación tiene una ambivalencia tanto en aspectos académicos, como tecnológicos y comerciales.

1.8.Limitaciones del estudio

Las limitaciones de este estudio se presentan en diferentes atributos. Por un lado tenemos el aspecto académico, dado que como estudiantes de pregrado, el conocimiento previo que tenemos sobre estas tecnologías es relativamente limitado, debido a que se trata de un área muy específica de la electrónica y el software, a su vez, en lo respectivo a la recopilación de información, nuestras fuentes también son limitadas, por cuanto la información está dedicada a fundamentos matemáticos y al desarrollo de sistemas básicos, puesto que si investigamos sobre sistemas de reconocimiento complejos o sistemas de procesamiento más elaborados, muchos son patentes o propiedad intelectual de empresas que los desarrollaron y por cuestiones obvias, no pretenden divulgar el funcionamiento o algoritmo de los mismos, es por ello que nos limitamos a técnicas de reconocimiento con una base teórica a nuestro alcance, pero que a su vez, sigan vigentes en dispositivos o sistemas actuales.

Por otro lado, tenemos las limitaciones tecnológicas, en lo que refiere a la disposición de software especializado, esto significa que hemos tenido limitaciones en el uso de programas sobre los cuales desarrollamos nuestras técnicas de reconocimiento que no son especializados en ello y a su vez, dada la compra o admisión de licencias profesionales de uso, tampoco podíamos recurrir a adquirir programas profesionales previamente pagados. A nuestro alcance, utilizamos la plataforma MatLab, dado que es un software de uso simplificado que nos permitía realizar los algoritmos de manera clara y sin la necesidad de un conocimiento avanzado y profundo de la plataforma.

Por limitaciones tecnológicas, hemos también de mencionar que utilizamos, no un sistema embebido, sino una simulación en computadora, sin embargo, dada la base teórica que pudimos recopilar, las técnicas de reconocimiento empleadas en esta investigación están adaptadas para sistemas embebidos compactos y portátiles, por lo que su coste computacional es reducido.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes de la investigación

- Ramadhani, Musa & Wibowo (2017) en su investigación "Human Face Recognition Application Using PCA and Eigenface Approach", se propusieron como objetivo utilizar un método de reconocimiento facial integrado en el robot Ry-UJI usando aproximaciones por eigenfaces basados en el algoritmo de análisis de componentes principales (PCA). Dicho estudio llegó a la conclusión de que la detección facial usando el método de clasificadores tiene una muy buena y rápida habilidad de detección facial, el factor luz y ángulo para la detección facial es muy crítico para el proceso de reconocimiento. El proceso de reconocimiento funcionará bien cuando las detecciones de los resultados de la cara capturados sean claros y no borrosos. Presenta como principales aportes: el algoritmo de pre-procesamiento de detección facial usando PCA, (análisis de componentes principales) y el grado de sensibilidad ante cambios de luz.
- Chunwei Tian, Qi Zhang, Guanglu Sun & Yuan Sun (2016), en su investigación "Linear Discriminant Analysis Representation and CRC Representation for image Classification", se propusieron como objetivo proponer el uso simultaneo de LDA y la representación colaborativa de clasificación (CRC) para la clasificación de imágenes y la obtención de excelentes performances. LDA es usado para extraer características y construir imágenes virtuales, este método propuesto puede extraer de forma adecuada las características sin ninguna configuración manual.

Su estudio concluyó, que el método propuesto, teniendo en cuenta los resultados de los experimentos previamente hechos, presenta un rendimiento muy alto comparado con CRC, PALM, FISTA o DALM. Este método combina LDA y CRC para clasificar imágenes de la cara. Como resultado final presentan unas buenas perspectivas para tareas del mundo real como métodos de aprendizaje profundo y uso del método LDA para la clasificación de imágenes.

El aporte al trabajo de investigación es el método propuesto para la implementación del reconocimiento facial a través de LDA y CRC, separando las imágenes originales en dos partes, de tal forma que se formen dos grupos, uno de entrenamiento y otro para poner a prueba, la obtención de imágenes virtuales a través de las ecuaciones matriciales de dispersión, y finalmente la obtención de las imágenes ordenadas.

- Fareed, Rashid, Khidr & Hamarash (2015) en su investigación “The Influence of Illumination on Facial Feature Extraction”, se propusieron como objetivo estudiar el efecto de diferentes condiciones de iluminación en la extracción de características para mejorar el reconocimiento de imágenes. Los investigadores, basados en los resultados de sus experimentos del conjunto de datos recopilados, concluyeron que la luz solo afecta las áreas suaves de la cara, es decir, la frente, las mejillas, etc., y otra razón es que las diferencias relativas de color entre las características de una cara permanecen constantes mientras se ven afectadas por la suavidad de la cara incluso cuando se aplica luz extra. Presenta como principales aportes la metodología, como el recorte de las imágenes de entrenamiento y comparación, así como la aplicación de la luz a las caras de los participantes, solo en la medida que esta iluminación no distorsionara las caras cuando las capturara una cámara.

- Vázquez (2014), en su investigación titulada: “Sistema de Reconocimiento Facial Mediante Técnicas de Visión Tridimensional”, se propuso como objetivos desarrollar un sistema de identificación facial a partir del análisis de la información tridimensional del rostro para

determinar la identidad de personas. El investigador llegó a la conclusión que, los sistemas basados en el análisis de información tridimensional han demostrado ser mucho más robustos frente a intentos de manipulación o suplantación de los usuarios, esto en gran medida, por la complejidad de la reconstrucción tridimensional del rostro y los algoritmos implementados en el análisis de los datos. Presenta como principales aportes la aplicación de la técnica de proyección de franjas para el cálculo de la nube de puntos relacionada al rostro, el uso de la fase de la señal demodulada para realizar el reconocimiento, la alineación del rostro a partir del perfil de un rostro modelo así como la tolerancia de gestos y expresiones faciales en el proceso de reconocimiento , la segunda contribución del trabajo es referente al proceso de alineación del rostro, el cual se basa en la alineación respecto al perfil de un rostro modelo. Este proceso permite normalizar los rostros a la misma posición con pocos puntos en vez de usar todos los puntos del rostro. Mediante este proceso se logra optimizar la carga computacional y el tiempo de procesamiento.

- Blázquez (2013), en su investigación titulada: “Reconocimiento Facial Basado en Puntos Característicos de la cara en entornos no Controlados”, se propuso como objetivos: Segmentar el rostro a fin de obtener sus diferentes rasgos faciales y posteriormente analizarlos exhaustivamente a cada uno de ellos para ejecutar el reconocimiento. Llegando a los siguientes resultados: La obtención de una técnica definida de segmentación de rostros capaz de obtener resultados satisfactorios. Presenta como principales aportes: la proposición de un algoritmo capaz de ejecutar una corrección de imágenes tomadas por equipos comerciales, a fin de corregir y mejorar la resolución de la imagen, luego mediante la unión y detección de patrones de puntos característicos del rostro humano ejecuta una modalidad de reconocimiento facial, empleando redes neuronales para agilizar el procesamiento.

2.2. Fundamentación teórica de la investigación

2.2.1. Elementos de un sistema de reconocimiento facial

2.2.1.1. Biometría

Gonzales (2013, p.11) define a la biometría como el estudio de los métodos de reconocimiento de humanos basados en la extracción de características intrínsecas, ya sean físicas (huella, iris, venas de las manos, etc.) o del comportamiento (la firma, el paso, el tecleo, etc.).

2.2.1.2. Proceso de autenticación

Joshay (2017, p.1) define la autenticación como el proceso de determinar cuando alguien o algo es declarado y confirmado con la identidad reclamada. Los sistemas de autenticación son usados para verificar la identidad de una persona y para proporcionar autorización de acceso. La credencial usada para la verificación de identidad es conocida como factor de autenticación, los métodos para la autenticación pueden ser clasificados como clave de autenticación, autenticación biométrica etc.

Para Kalra y Lamba (2014, p.2148) el proceso de identificar a un individuo usando un sistema de seguridad es llamado autenticación. Simplemente asegura que el individuo es quien dice ser, pero no menciona nada sobre los derechos de acceso del individuo. Hoy en día los métodos de autenticación se pueden clasificar en tres principales áreas:

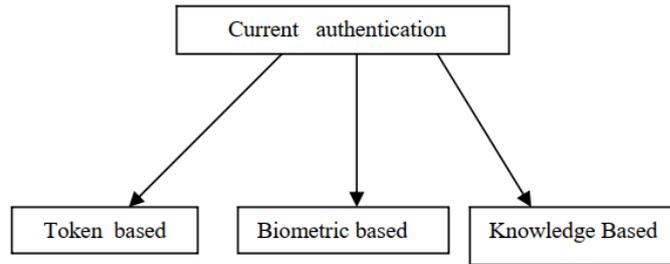


Figura 1 Métodos de autenticación biométrica

Fuente: Kalra y Lamba (2014, p.2148)

2.2.1.3. Características de los rasgos biométricos

Según Devi y Sujatha (2017, p.268), La elección de datos biométricos para una aplicación en particular es uno de los pilares más importantes. Depende principalmente de siete factores que determinan la idoneidad de la información biométrica para dicha aplicación. Estas son:

- **Universalidad:** Cada y todo individuo tiene una única identidad.
- **Unicidad:** Todas las personas tienen que ser suficientemente diferentes en términos del rasgo biométrico.
- **Permanencia:** Los rasgos biométricos deben prolongarse por un largo periodo de tiempo
- **Cuantificación:** El rasgo biométrico se tiene que poder medir cuantitativamente
- **Rendimiento:** El rasgo biométrico debe garantizar precisión y robustez en diferentes factores ambientales.
- **Aceptabilidad:** indica si las personas están dispuestas a aceptar el uso de los datos biométricos.
- **Elusión:** El rasgo biométrico tiene que garantizar que su falsificación sea dificultosa.

2.2.1.4. Reconocimiento de patrones

El reconocimiento de patrones es una de las ramas de la inteligencia artificial, tiene un largo historial de desarrollo, desde 1960, e involucra una colección e integración de diferentes áreas de investigación como la matemática y la estadística, tiene aplicaciones múltiples desde la robótica y aprendizaje artificial, así como las tecnologías del lenguaje. etc., el objetivo de esta rama es hacer maquinas inteligentes que asemejen a la capacidad de reconocer patrones de los seres humanos bajo entornos y condiciones variables o no controlados. Los investigadores dan diversas definiciones a este término:

Priyanka y Manavjeet (2013, p.299), definen al reconocimiento de patrones como el estudio de la forma en que las maquinas pueden observar el entorno y aprender a distinguir varios patrones de interés de este, así como a tomar decisiones razonables sobre las categorías de los patrones. Durante el reconocimiento, los patrones dados son asignados a una determinada categoría.

Vázquez (2014, p. 15) define al reconocimiento de patrones como el proceso de la clasificación automática de un objeto, físico o abstracto, en una o más clases con una intervención mínima del ser humano. La clasificación se basa en el conocimiento a priori o en la información extraída de los patrones.

- **Patrón**

Para Tou y Gonzalez (1977), Un patrón es la representación de una relación estocástica entre señales y se obtiene mediante el análisis matemático de ejemplos de señales adquiridas previamente. Por lo mismo, un patrón representa a una clase de señales, que a su vez representa una clase de entidades individuales (objetos, acciones, eventos, procesos, etc.).

Según Vázquez (2014, p. 15), un patrón es la entidad que puede ser identificable de acuerdo a sus características o atributos, éste puede ser abstracto o concreto. Los patrones abstractos son ideas conceptuales mientras que un patrón concreto es la representación física de un objeto, por ejemplo, los símbolos (letras, caligrafías), imágenes digitales, imágenes tridimensionales, firmas, señales de voz, electrocardiogramas, electroencefalograma, ondas sísmicas, entre otros.

- **Sistema de reconocimiento de patrones**

Parasher, Sharma & Gupta (2011, p.372) afirman que el diseño de un sistema de reconocimiento de patrones implica esencialmente los aspectos siguientes:

- **Adquisición de datos y pre-procesamiento.** - Los datos de entrada visual se perciben desde el entorno y se pre-procesan.
- **Representación de datos.** – deriva las propiedades relevantes de los objetos (como su tamaño, forma y color), ofreciendo información necesaria de manera eficiente para el reconocimiento de patrones.
- **Clasificación - reconocimiento.** - Proceso de clasificación y reconocimiento de información de funciones entre los datos de entrenamiento.
- **Metodologías de reconocimiento de patrones.**- Para Fellow, Duin & Mao (2000, p.5), Los cuatro enfoques más conocidos para el reconocimiento de patrones son:

- **Comparación de plantillas**

Parasher, Sharma & Gupta (2011, p.372) afirman que, la comparación de plantillas se usa ampliamente en el procesamiento de imágenes para localizar e identificar formas en una imagen. En este enfoque, se busca las partes en una imagen que coinciden con una plantilla (o modelo). En el reconocimiento de patrones visuales, se compara la función de plantilla a la imagen de entrada mediante la maximización de la correlación cruzada espacial o minimizando una distancia: que proporciona la tasa de coincidencia.

La estrategia de esta metodología es: para cada posición posible (en la imagen), cada rotación posible, o cada una de las otras transformaciones geométricas de la plantilla, se compara el vecindario de cada píxel con esta plantilla. Después de calcular la tasa de coincidencia para cada posibilidad, se selecciona la más grande que exceda un umbral predefinido. Esta es una operación muy costosa al tratar con grandes plantillas y / o grandes conjuntos de imágenes.

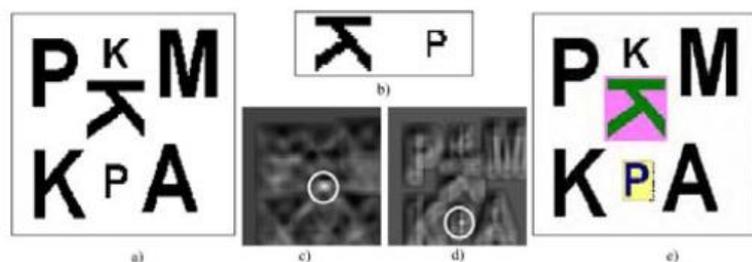


Figura 2 Metodología de comparación de plantillas

Fuente: Parasher, Sharma & Gupta (2011, p.372)

- **Clasificación estadística**

Según Parasher, Sharma & Gupta (2011, p.372) los sistemas de reconocimiento de patrones estadísticos se basan en estadísticas y probabilidades. En estos sistemas, las características se convierten en números que se colocan en un vector para representar el patrón.

Esta metodología se utiliza con mayor intensidad en la práctica, ya que es más sencillo de manejar. En esta metodología, los patrones a clasificar se representan mediante un conjunto de características que definen un vector multidimensional específico: al hacerlo, cada patrón se representa mediante un punto en el espacio de características multidimensionales.

- **Comparación sintáctica o estructural**

Para Parasher, Sharma & Gupta (2011, p.372) En la comparación sintáctica o también llamados sistemas de reconocimiento de patrones estructurales, los patrones están representados por estructuras. Esta metodología se basa en encontrar las relaciones estructurales que guardan los objetos de estudio, utilizando la teoría de lenguajes formales, teoría de autómatas, etc. El objetivo es construir una gramática que describa la estructura del universo de objetos.

- **Redes neuronales**

Priyanka y Manavjeet (2013, p.300), definen a las redes neuronales como sistemas de computación paralela, consisten en una gran cantidad de procesadores

interconectados entre sí, típicamente una red neuronal, o para ser más específico, una red neuronal artificial (RNA) es un proceso auto-adaptativo con la capacidad de aprender y resolver problemas complejos en función de la base de información disponible.

Un sistema basado en RNA se comporta de la misma manera como trabaja un cerebro biológico, esta está compuesta de elementos de procesamiento interconectados que simulan las neuronas.

2.2.1.5. Fases de un sistema de reconocimiento facial

Para Domínguez (2017, p.9) todo sistema de reconocimiento facial puede dividirse en cuatro fases principales (Figura 3). La primera fase comprende la detección y localización de la cara en la imagen para su posterior pre-procesado. Esta fase de pre-procesado se lleva a cabo para preparar el rostro mediante la alineación, escalado, recorte y ecualización de la imagen. Una vez que la imagen del rostro está preparada, se realiza la tercera fase de extracción de características para obtener la información relevante de la imagen. Por último, se realiza la comparación donde se aplican los algoritmos de reconocimiento y se extrae una decisión respecto a la base de datos y la imagen de entrada.

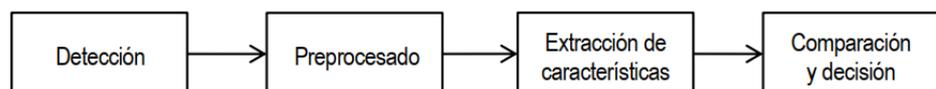


Figura 3 Fases de un sistema de reconocimiento facial

Fuente: Domínguez (2017, p.9)

- **Detección**

Stan y Anil (2011, p. 277) afirman que, la detección de rostros se puede realizar en función de varias señales: color de la piel (para rostros en imágenes en color y videos), movimiento (para rostros en videos), forma facial, de la cabeza, apariencia facial o una combinación de estos parámetros. La mayoría de los algoritmos de detección de rostros exitosos se basan en la apariencia sin usar otras señales.

Nerea (2017, p.14) afirma que, la detección facial consiste en la localización de caras en una imagen de entrada, para ello se utilizan diferentes métodos con diferentes características como:

Métodos basados en características: consiste en utilizar el cálculo de las distancias geométricas de la cara, estas características se combinan en un vector donde finalmente se reducen para quedar con las más importantes.

Métodos de plantilla: guarda en un vector todas las características de la cara, por lo que al momento de testear se tiene más información.

Top-Down. - se basa en reglas de detección de caras como la ubicación de ojos con respecto al centro de la cara, o considerando el color uniforme de la cara.

Up-Down. - buscan características como: colores, textura, sin embargo, este algoritmo es muy sensible al ruido u oclusión en las imágenes.

Template-matching. - estos algoritmos construyen una plantilla predefinida teniendo como base una imagen o el borde de una cara establecida, posteriormente se aplica una correlación de esta plantilla a las imágenes de entrada y en las regiones que se obtenga una mayor respuesta se considerara

que existe una cara. El problema de este método es que no es útil cuando la cara se encuentra expuesta a variaciones de escala. Uno de los algoritmos más usados es el algoritmo de Viola- Jones.

Algoritmo de Viola Jones

Viola y Jones (2004, p.5), proponen un algoritmo de aprendizaje automático para la detección de objetos visuales, con la capacidad de procesar imágenes extremadamente rápidas y lograr altas tasas de detección, para ello introducen una nueva representación de imágenes llamado "Imagen integral". También introducen un algoritmo llamado AdaBoost, que selecciona un pequeño número de características visuales de un conjunto más grande.

Los autores de este algoritmo usan un método para combinar clasificadores más complejos "en cascada" que permite descartar regiones no prometedoras y trabajar sobre regiones con índice de detección.

Para detectar rostros extremadamente rápido, Viola y Jones operan con imágenes de 384 por 288 píxeles, las caras se detectan a 15 fotogramas por segundo. Trabajando solo con la información presente en una sola imagen de escala de grises

Viola y Jones elaboran, como primera contribución, un conjunto de características que recuerda las funciones de Haar Basis (aunque también utiliza filtros relacionados que son más complejos que los filtros Haar). Para calcular estas características en varias escalas, los autores implementan una función llamada "imágenes integrales". La imagen integral se puede calcular a partir de una imagen usando algunas operaciones por píxel. La segunda contribución de los autores es un método para construir un clasificador seleccionando un

pequeño número de características importantes usando AdaBoost. Dentro de cualquier sub-ventana de imágenes, el número total de características tipo Haar es muy grande, mucho más grande que el número de píxeles. Para garantizar una clasificación rápida, el proceso de aprendizaje debe excluir una gran mayoría de las funciones disponibles y centrarse en un pequeño conjunto de características críticas.

Aquellas sub-ventanas que no son rechazadas por el clasificador inicial son procesadas por una secuencia de clasificadores, cada uno ligeramente más complejo que el anterior. Si algún clasificador rechaza la ventana secundaria, no se realiza ningún procesamiento adicional. La estructura del proceso de detección en cascada es esencialmente la de un árbol de decisión.

Ventanas de detección

El valor de una característica de dos rectángulos es la diferencia entre la suma de los píxeles dentro de dos regiones rectangulares. Las regiones tienen el mismo tamaño y forma y son adyacentes horizontal o verticalmente (Figura 4). Una característica de tres rectángulos calcula la suma dentro de dos rectángulos exteriores restados de la suma en un rectángulo central. Finalmente, una característica de cuatro rectángulos calcula la diferencia entre los pares diagonales de rectángulos. La suma de los píxeles que se encuentran dentro de los rectángulos blancos se resta de la suma de píxeles en los rectángulos grises. Las características de dos rectángulos se muestran en (A) y (B). La figura (C) muestra una característica de tres rectángulos y (D) una característica de cuatro rectángulos.

Dado que la resolución base del detector es de 24x24, el conjunto de características rectangulares es bastante grande, más de 180,000 iteraciones por procesamiento de características de rectángulos.

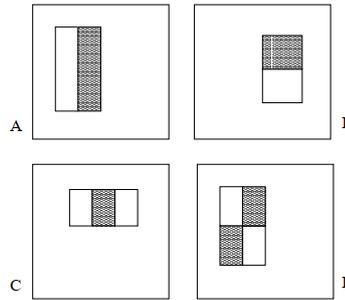


Figura 4 Ejemplo de características de rectángulo mostradas en relación con la ventana de detección adjunta.

Fuente: Viola y Jones (2004, p.2)

Imagen integral

Las características del rectángulo se pueden calcular muy rápidamente usando una representación intermedia para la imagen que llamamos imagen integral 2. La imagen integral en la ubicación x, y contiene la suma de los píxeles arriba y a la izquierda de x, y , de la forma que:

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (1)$$

Donde $ii(x, y)$ es la imagen integral e $i(x, y)$ es la imagen original. Usando el siguiente par de recurrencias:

$$s(x, y) = s(x, y - 1) + i(x, y) \quad (2)$$

$$ii(x, y) = ii(x - 1, y) + s(x, y) \quad (3)$$

Usando la imagen integral, cualquier suma rectangular se puede calcular en cuatro referencias de matriz (Figura 5). Claramente, la diferencia entre dos sumas rectangulares se

puede calcular en ocho referencias. Dado que las características de dos rectángulos definidos anteriormente implican sumas rectangulares adyacentes, se pueden calcular en seis referencias de matriz, ocho en el caso de las características de tres rectángulos y nueve para las características de cuatro rectangulares.

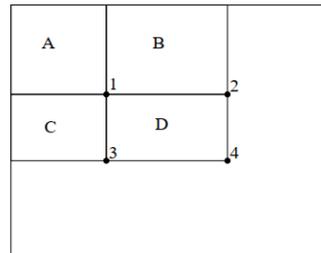


Figura 5 Ejemplo de distribución de rectángulos dentro de la imagen.

Fuente: Viola y Jones (2004, p.3)

La suma de los píxeles dentro del rectángulo se puede calcular con cuatro referencias de matriz. El valor de la imagen integral en la ubicación 1 es la suma de los píxeles en el rectángulo A. El valor en la ubicación 2 es $A + B$, en la ubicación 3 es $A + C$, y en la ubicación 4 es $A + B + C + D$. La suma dentro de D se puede calcular como $4 + 1 - (2 + 3)$.

Viola y Jones (2004, p.5) usan una variante de AdaBoost para seleccionar un pequeño conjunto de características y entrenar al clasificador. En su forma original, el algoritmo de aprendizaje de AdaBoost se utiliza para impulsar el rendimiento de clasificación de un algoritmo de aprendizaje simple (a veces llamado débil). Hay una serie de garantías formales proporcionadas por el procedimiento de aprendizaje de AdaBoost.

El algoritmo de aprendizaje débil está diseñado para seleccionar la característica de rectángulo único que mejor separe los ejemplos positivos y negativos. Para cada función, el clasificador débil determina la función óptima de clasificación de umbral, de modo que el número mínimo de ejemplos se clasifique incorrectamente. Un clasificador débil $h_j(x)$ consiste, por lo tanto, en una característica $f_j(x)$, un umbral θ_j y una paridad p_j que indica la dirección del signo de desigualdad:

$$h_j(x) = \begin{cases} 1; & p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0; & otherwise \end{cases} \quad (4)$$

Aquí x es una sub-ventana de 24x24 píxeles de una imagen. En la práctica, ninguna función individual puede realizar la tarea de clasificación con un error bajo. Las características que se seleccionan en las primeras rondas del proceso de refuerzo tenían índices de error entre 0.1 y 0.3. Las características seleccionadas en rondas posteriores, a medida que la tarea se vuelve más difícil, arrojan índices de error entre 0.4 y 0.5.

Los clasificadores más simples se usan para rechazar la mayoría de las sub-ventanas antes de recurrir a clasificadores más complejos para obtener tasas bajas de falsos positivos.

La forma general del proceso de detección es la de un árbol de decisión en cadena, lo que llamamos una "cascada" (Figura 6). Un resultado positivo del primer clasificador desencadena la evaluación de un segundo clasificador que también se ha ajustado para lograr tasas de detección muy altas. Un resultado positivo del segundo clasificador desencadena un tercer clasificador, y así sucesivamente. Un resultado negativo en cualquier punto lleva al rechazo inmediato de la ventana secundaria.

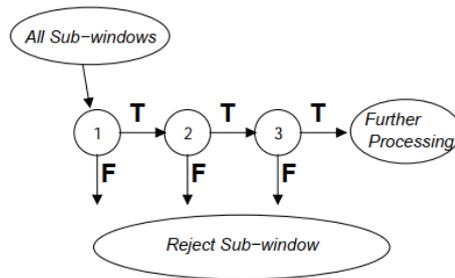


Figura 6 Representación esquemática de una cascada de detección.

Fuente: Viola y Jones (2004, p.5)

El clasificador inicial elimina una gran cantidad de ejemplos negativos con muy poco procesamiento. Las capas subsiguientes eliminan negativos adicionales, pero requieren cálculos adicionales. Después de varias etapas de procesamiento, el número de ventanas secundarias se reducen radicalmente. El procesamiento adicional puede tomar cualquier forma, como etapas adicionales de la cascada o un sistema de detección alternativo.

- **Pre procesamiento**

Para Valvert (2006, p.4) las imágenes de una misma persona son captadas en diferentes momentos, lo que conlleva a que cada imagen sea diferente, debido a la variación de algún factor como la iluminación, ángulo de enfoque, tamaño de rostro (profundidad). Por eso es necesario pre-procesar la imagen.

Para Domínguez (2017, p.12) La etapa de pre-procesamiento se lleva a cabo a partir de la información obtenida en la detección, esta etapa realiza una serie de transformaciones

geométricas sobre la imagen dejándola preparada para la correcta extracción de características

Según Domínguez (2017, p.12), El pre-procesamiento cuenta con cuatro fases para normalizar y alinear la imagen:

Rotación

Se utiliza esta fase para compensar el ángulo de giro de la cara en una imagen con el fin de obtener mejores resultados en el proceso de reconocimiento.

Escalado

Se usa para modificar la ratio, por cual la imagen debe ser ajustada, (aumentar o disminuir), con el propósito de obtener imágenes de las mismas proporciones. Esta fase es necesaria ya que muchas técnicas requieren que los datos de entrada tengan el mismo tamaño.

Recorte

En esta fase se obtiene solo la región de interés, previamente esta región ha sido escalada y/o rotada.

Ecualización del histograma.

Mediante la ecualización del histograma se pretende que las imágenes, (pueden presentar variabilidad debido a la luminosidad), que tienen mayor parte de sus valores de intensidad concentrados en una zona reducida, pasen a extenderse por todo el rango de valores del histograma, con el objetivo de tener una menor variabilidad de contraste en la imagen.

- **Extracción de características**

Según Eslava (2013, p.36), Para obtener mejores resultados, la etapa de extracción de características se encarga

principalmente de quedarse con los valores que realmente dan información de cara al reconocimiento y desechar aquellos valores que no aportan información relevante o que incluso pueden introducir información que haga más difícil el reconocimiento entre usuarios. Con esto también se pretende reducir la dimensionalidad de los vectores de características para reducir la carga computacional del reconocimiento.

Agrawal & Singh (2015, p.646) afirman que, se han desarrollado varios métodos de reconocimiento facial durante las últimas décadas. Estos métodos se clasifican en dos grupos que incluyen métodos basados en la apariencia y métodos basados en modelos. Los métodos anteriores utilizan características de textura holística que se aplican a regiones de toda la cara o específicas en una imagen de la cara, mientras que los últimos métodos emplean la forma y la textura de la cara. La clasificación de estos métodos se muestra en la Figura 7.

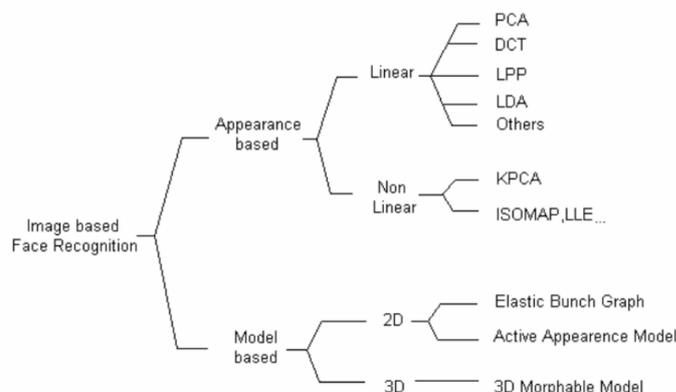


Figura 7 Métodos de reconocimiento facial.

Fuente Espinoza y Jorquera (2015, p.13)

Técnicas basadas en apariencia

Para Nerea (2017, p.16) Las técnicas lineales consisten en realizar una transformación de las imágenes de entrada a un nuevo sub-espacio a través de una matriz de proyección. Cada

una de las técnicas lineales utiliza una representación propia en un espacio vectorial de alta dimensionalidad.

Para obtener la representación se utiliza los coeficientes como la representación de cada una de las imágenes. Las transformaciones lineales conseguidas del vector imagen original cumplen con la siguiente característica:

$$X = W^T A \quad (5)$$

Donde X es el vector de características, W es la matriz de transformación que se utiliza para cada una de las técnicas y A es la imagen de entrada.

Eigenfaces

Según Espinoza y Jorquera (2015, p.14), En una imagen de entrada existen componentes principales o características comunes como: ojos, labios, nariz y distancias entre estos componentes llamados eigenfaces.

Según Vázquez (2014, p. 22), los descriptores del rostro se obtienen mediante la implementación de la técnica de Análisis de Componentes Principales (PCA) o eigenfaces, esta técnica se basa en el análisis de la variabilidad de la información de profundidad de los rostros y en la definición de un nuevo sub-espacio de menor dimensión, en el cual los datos originales son proyectados. Considerando que inicialmente los datos de la superficie del rostro se encuentran almacenados en una matriz de M elementos, PCA reduce estos elementos a un vector de N elementos, donde $N \ll M$. El algoritmo PCA se describe en la figura 8:

Algoritmo: Análisis de Componentes Principales (PCA)

1. Representar cada rostro en un vector.
 2. Definir un rostro promedio.
 3. Normalizar los rostros de entrenamiento respecto al rostro promedio.
 4. Calcular la matriz de covarianza del conjunto de rostros de entrenamiento.
 5. Calcular los componentes principales de la matriz de covarianza.
 6. Definir un nuevo subespacio (espacio de eigenrostros)
 7. Proyectar los rostros de entrenamiento en el nuevo subespacio.
-

Figura 8 Algoritmo: Análisis de Componentes Principales.

Fuente Vázquez (2014, p.22)

Representación de los rostros en un vector

Cada rostro se representa en forma de un vector Γ_i , de longitud N .

Donde $N = m \times n$ (m es el número de filas y n el número de columnas de la matriz de datos original)

$$z_i(x, y) = \Gamma_i ; x \geq m, y \geq n \quad (6)$$

Cálculo de un rostro promedio

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (7)$$

Donde ψ corresponde al rostro promedio del conjunto de rostros de entrenamiento y M es el número de rostros de entrenamiento.

Normalización de los rostros de entrenamiento respecto al rostro promedio.

Se sustrae el rostro promedio:

$$\phi_i = \Gamma_i - \psi \quad (8)$$

Cálculo de la matriz de covarianza del conjunto de rostros de entrenamiento

La matriz de covarianza se desarrolla de la siguiente manera:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (9)$$

Dónde:

$$A = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i] \quad (10)$$

Cálculo de los componentes principales

Los componentes principales son los eigenvalores de la matriz de covarianza C , cada eigenvector lleva asociado un eigenvalor y se definen de la siguiente manera:

$$Cu_i = \mu_i u_i \quad (11)$$

Donde u_i es el eigenvector y μ_i es el eigenvalor de la matriz de covarianza C . C contiene $N \times N$ elementos por lo que resulta impráctico procesar tal cantidad de datos, por ello se realiza el cálculo de L dimensiones $M \times M$

$$L = A^T A \quad (12)$$

$$A^T A v_i = \mu_i u_i \quad (13)$$

$$A A^T A v_i = A \mu_i u_i \quad (14)$$

$$C A v_i = \mu_i A u_i \quad (15)$$

Donde:

$$u_i = A v_i \quad (16)$$

Definir un nuevo sub-espacio

El nuevo sub-espacio lo conforman los K elementos llamados eigenvectores.

$$W = [u_1, u_2, \dots, u_K] \quad (17)$$

Proyección de los rostros de entrenamiento en el espacio de eigenrostros:

Finalmente, se proyecta los rostros normalizados ϕ_i en el sub-espacio W mediante la ecuación (3).

- **Comparación y decisión**

Domínguez (2017, p.32) afirma que, finalizada la extracción de características, se llega a la última fase cuyo objetivo es determinar qué imagen del conjunto de entrenamiento es más

parecida a la imagen de test, a partir de sus representaciones mediante las eigenfaces (sus proyecciones). Para calcular la distancia se usa la distancia euclídea con el fin de tomar una decisión.

En esta fase se analiza la distancia entre la proyección de la imagen de test donde se quiere hacer el reconocimiento y las correspondientes a las imágenes de entrenamiento. Se busca pues, la proyección de las imágenes de entrenamiento que más cerca esté de la de la imagen de test. Esta proyección se corresponderá con el individuo que más similitud presente con la muestra analizada.

Medidas de similitud o distancias

Según Valvert (2006, p.4). Después de obtener los vectores descriptores del rostro, se procede a entrenar el detector para posteriormente realizar la discriminación o clasificación. El clasificador de distancia euclidiana, también conocido como clasificador de distancia mínima, supone que las clases de objetos son de naturaleza determinística, es decir, los elementos que componen una clase se representan por un único vector llamado prototipo de la clase; supone también, que toda la información necesaria y suficiente para entrenar el clasificador es conocida con antelación.

El clasificador emplea la distancia euclidiana como medida de similitud entre un vector de entrada y un conjunto de vectores prototipo. Sobre la base de esta distancia, el clasificador determina la clase a la cual el patrón de entrada será asignado.

Sea X el vector de rasgos o características que describen un patrón de entrada y $Z_1 \dots Z_n$ el conjunto de vectores de características que describen a los objetos de las diferentes n clases. El patrón X será clasificado en la clase con el índice i si se cumple que exista la distancia mínima:

$$\text{mindis}(X, Z_i), i = 1, \dots, n \quad (18)$$

La distancia euclidiana entre dos vectores X y Z_i en términos de sus ρ rasgos se define como:

$$d_E(X, Z_i) = \sqrt{(X_1 - Z_{1i})^2 + \dots + (X_\rho - Z_{\rho i})^2} \quad (19)$$

Vectorialmente se expresa como:

$$d_E(X, Z_i) = \sqrt{(X - Z_i)^T (X - Z_i)} \quad (20)$$

Por lo tanto, un vector de entrada X es puesto en la clase ω_i si $d_E(X, Z_i)$ es mínima. El funcionamiento de un detector euclideo consta de los siguientes pasos:

- Diseño del detector, es decir determinar los prototipos de las clases de interés
- Dado un vector X a detectar, se calculan las distancias mínimas de X a cada uno de los prototipos $Z_1 \dots Z_n$.
- Se asigna el vector X a la clase ω_i , si la distancia $d_E(X, Z_i)$ es mínima.

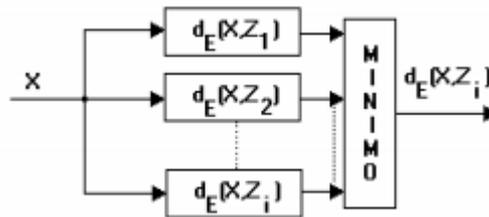


Figura 9 Funcionamiento de un clasificador euclidiano.

Fuente Valvert (2006, p.55)

2.2.1.6. Análisis de las técnicas de reconocimiento facial

Existen múltiples técnicas de reconocimiento facial basadas en apariencia lineal, precisamente para la extracción de características, que pueden proceder de distintas magnitudes físicas. Sin embargo, toda esa información en bruto otorgada por los elementos de entrada a ser evaluados, (una cara como ejemplo particular), se reduce a una serie de coeficientes

almacenados en vectores o matrices. La mayoría de transformaciones tienen la capacidad de ser reversibles, esto es, que a partir de la imagen original se pueden obtener los coeficientes transformados, a partir de estos, se puede obtener la imagen original de forma parecida. Dentro de estas técnicas basadas en apariencia lineal encontramos a PCA, LDA y LPP (Bronte, 2008).

Principal Components Analysis: PCA

Según Mauricio (2006, p.2). PCA es una técnica tradicional de proyección sobre un sub-espacio para reconocimiento de caras, es probablemente la más utilizada.

Algoritmo PCA Basado en Eigenfaces

Para Villalón. (2012, p.17). PCA Eigenfaces es un método de reconocimiento de rostros basado en el llamado sub-espacio de imágenes. En este contexto, una imagen de $n \times n$ píxeles es representada como una matriz de dimensiones $N \times N$, donde cada píxel posee un valor de intensidad diferente (valores entre 0 y 255) que se obtiene al transformar la imagen del tipo RGB (rojo, verde y azul) a escala de grises. Las imágenes están formadas por coordenadas: $I(x, y)$

Villalón. (2012, p.17) afirma que, la idea principal del método es encontrar los vectores que mejor representen la distribución de las imágenes, los cuales definen un sub-espacio correspondiente a las imágenes de rostros de seres humanos. Ese sub-espacio es llamado espacio de rostros.

Procedimiento de implementación de PCA

1. Expresar cada imagen como vector columna I_k
2. Calcular el vector promedio $\mu = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M I_k$
3. Restar a cada imagen el promedio $x_k = I_k - \mu$
4. Obtener la matriz $A = [x_1 x_2 \dots x_M]$
5. Calcular los vectores y valores propios de la matriz $A^T A$
6. Seleccionar los n vectores con los valores propios asociados de mayor valor.
7. Obtener los vectores propios de la matriz de covarianza por medio de la relación $U_i = AV_i$. Donde V_i son los vectores obtenidos en el paso 6.
8. Normalizar los vectores obtenidos de tal forma que $\|U_i\| = 1$
9. Proyectar en el sub-espacio todos los vectores columnas x_k correspondientes a las imágenes de referencia para obtener los respectivos pesos en cada dirección $w_i = U_i^T x_k$

Figura 10 Procedimiento de implementación de PCA.

Fuente Martínez, D., Loaiza, H., & Caicedo, E (2011, p.116)

Linear Discriminant Analysis: LDA

Para Echeverry. (2014, p.11). LDA o Linear Discriminant Analysis es una técnica de aprendizaje supervisado para clasificar datos obtenidos de imágenes de una misma persona. La idea central de LDA es obtener una proyección de los datos en un espacio de menor (o incluso igual) dimensión que los datos entrantes, con el fin de que la separabilidad de las clases sea la mayor posible, maximizando la varianza entre clases diferentes.

Según Delbracio, M., & Mateu. (2006, p.5). Una de las formas de implementar LDA es mediante el algoritmo Fisher LDA. El algoritmo fundamentalmente trata de encontrar el vector “ w ” que “proyecte” los datos a un espacio uní-dimensional de manera que obtenga la mayor separabilidad entre sus clases.

Formalizando, tenemos $x_1 \dots x_n$ patrones d -dimensionales etiquetados en c clases. Cada clase cuenta con N_c patrones. Se busca w para obtener $y_i = \omega^T x_i$ proyecciones unidimensionales de los patrones.

Se busca que Fisher-LDA maximice la siguiente función objetivo:

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \quad (21)$$

Donde S_B es la matriz de dispersión inter-clase y S_W es la matriz de dispersión intra-clase. Siendo más precisos:

$$S_B = \sum_c N_c (\mu_c - \mu)(\mu_c - \mu)^T \quad (22)$$

$$S_W = \sum_c \sum_{i \in c} (x_i - \mu_c)(x_i - \mu_c)^T \quad (23)$$

Siendo μ_c la media de cada clase, μ la media de todos los datos, y N_c la cantidad de patrones de la clase c .

Fisher-LDA busca encontrar el vector de proyección “ w ” que maximice el “cociente” entre la matriz de dispersión inter-clase y la matriz de dispersión intra-clase.

Operando se puede ver que w que maximiza la función objetivo debe cumplir:

$$S_B \omega = \lambda S_W \omega \quad (24)$$

Si S_W es no singular podemos resolver el clásico problema de valores propios para la matriz $S_W^{-1} S_B$:

$$S_W^{-1} S_B \omega = \lambda \omega \quad (25)$$

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} = \lambda_k \frac{w_k^T S_B w_k}{w_k^T S_W w_k} = \lambda_k \text{ con } k = 1 \dots d \quad (26)$$

Siendo w_k vector propio k de valor propio λ_k .

En consecuencia, para maximizar la solución debemos considerar el vector propio con mayor valor propio asociado.

Procedimiento de implementación de LDA:

1. Expresar cada imagen como vector columna I_k
2. Calcular el vector promedio $\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k \in C_i} I_k$
3. Calcular el promedio del total de las imágenes de referencia $\mu = \frac{1}{P} \sum_{k=1}^P \mu_k$
4. Obtener la matriz $\Phi_b = [(\mu_1 - \mu)(\mu_2 - \mu) \dots (\mu_M - \mu)]$
5. Calcular los vectores propios de S_B a partir de $\Phi_b^T \Phi_b$
6. Seleccionar los vectores con los m valores propios más altos.
7. Conformar la matriz Y con los vectores propios seleccionados normalizados.
8. Obtener la matriz $Z = Y D_b^{-1/2}$
9. Obtener la matriz $\Phi_w = [(I_1^i - \mu_1) \dots (I_r^j - \mu_j) \dots (I_{N_p}^p - \mu_p)]$
10. Calcular los vectores propios de la matriz $(\Phi_w^T Z)^T (\Phi_w^T Z)$
11. Obtener la matriz U con los vectores seleccionados
12. Calcular la matriz $A = U^T Z^T$
13. Obtener la matriz de transformación total $T = D_w^{-1/2} A$
14. Obtener los pesos $W_k = T X_k$ proyectando sobre el espacio de características la resta de los vectores columnas I_k de las imágenes de referencia con el promedio μ .

Figura 11 Procedimiento de implementación de LDA.

Fuente Martínez, D., Loaiza, H., & Caicedo, E (2011, p.117)

Locality Preserving Projections o Laplacianface (LPP)

Para Shermine (2010, p.82). LPP tiene como objetivo preservar la estructura local de los datos. Esto es a diferencia de PCA y LDA, cuyo objetivo es preservar la estructura global de los datos. LPP no está supervisado y realiza una transformación lineal. Modela la estructura múltiple mediante la construcción de un gráfico de adyacencia teniendo en cuenta la proximidad local de los datos. Esto es altamente deseable para el reconocimiento facial en comparación con la preservación de estructuras locales no lineales, ya que es significativamente menos costoso desde el punto de vista computacional y, lo que es más importante, se

define en todos los puntos y no solo en los puntos de entrenamiento como Isomaps y Laplacian Eigenmaps.

2.2.2. Medición de la luz

2.2.2.1 La luz

Ryer (1998, p.5) afirma que, la luz es solo una parte de las diversas ondas electromagnéticas que vuelan por el espacio. El espectro electromagnético cubre un rango extremadamente amplio, desde ondas de radio con longitudes de onda de un metro o más, hasta rayos X con longitudes de onda de menos de una mil millonésima parte de un metro. La radiación óptica se encuentra entre las ondas de radio y rayos x en el espectro, exhibiendo una mezcla única de rayos, onda, y propiedades cuánticas.

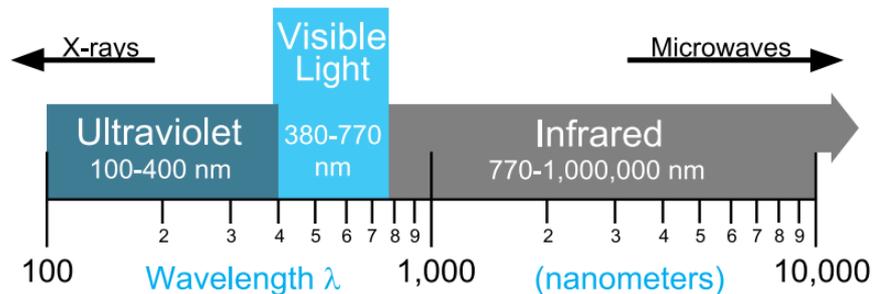


Figura 12 Porción óptica del espectro electromagnético.

Fuente Ryer, A. (1998, p.5)

2.2.2.1 Ley del cuadrado inverso

Según Ryer. (1998, p.25) La ley del cuadrado inverso define la relación entre la iluminancia desde una fuente puntual y la distancia. Establece que la intensidad por unidad de área varía en proporción inversa al cuadrado de la distancia.

$$E = \frac{I}{D^2} \quad (27)$$

Donde, según el Sistema Internacional de Unidades:

E: iluminancia [Lux]

I: Intensidad luminosa [cd]

D: distancia [M]

2.3. Definición de términos básicos

Ángulo lumínico: ángulo β que conforma el haz de luz con el eje horizontal del plano (fuente de luz incandescente).

Boosting: un método de aprendizaje que se caracteriza por mejorar el resultado de otro método de aprendizaje llamado base, mediante la aplicación repetida del mismo.

Clasificador: determina la función óptima de clasificación de umbral, de modo que el número mínimo de ejemplos se clasifique incorrectamente.

Eigenfaces: componentes principales o características comunes como: ojos, labio, nariz y distancias En una imagen de entrada.

Falsas alarmas: Falsos resultados positivos o aciertos.

Falso positivos: Aquellos objetos detectados pero que no deberían ser detectados.

Falsos negativos: Son aquellos objetos que deberían ser detectados y no lo son.

Formato: Una organización de almacenamiento de datos digitales.

Flujo luminoso: es una medida de la potencia luminosa Total que emite una lámpara, su unidad e medida es el lumen [lm].

Interpolación: construcción de nuevos puntos partiendo del conocimiento de un conjunto discreto de puntos.

Iluminancia: es el flujo luminoso recibido por una superficie. Su símbolo es E y su unidad el lux (lx) que es un lm/m².

Intensidad luminosa: es el flujo luminoso emitido por unidad de ángulo sólido en una dirección concreta. Su símbolo es I y su unidad la candela (cd).

Isomaps: método de reducción dimensionalidad de datos no lineal.

Laplacian Eigenmaps: Técnica de reducción de dimensionalidad de datos no lineal, construye un gráfico con la información más cercana a los puntos más importantes del conjunto de datos

LDA: técnica de aprendizaje supervisado para clasificar datos obtenidos de imágenes de una misma persona.

PCA: algoritmo de análisis de componentes principales

Ruido: Representa a los agentes externos y aleatorios que interfieren durante el proceso de identificación facial.

Variabilidad: grado de variación entre individuos, datos o imágenes a discriminar.

Variación lumínica: variación de flujo luminoso proyectada en el área de la cara a identificar.

3. MATERIAL Y MÉTODOS

3.1. Material

3.1.1. Población

Capturas de rostros con luz incidente en un determinado ángulo.

3.1.2. Muestra

420 Capturas de rostros de frente, en los cuales se inciden diferentes ángulos lumínicos (divididas entre los 5 sujetos, 7 ángulos diferentes y tomando 12 capturas por ángulo).

3.1.3. Unidad de Análisis

Captura de rostros de fuente con variaciones angulares de iluminación en el plano coronal.

3.2. Método

3.2.1. Nivel de Investigación

La presente investigación es de nivel descriptivo, ya que se busca comprobar el impacto que tiene sobre las técnicas de reconocimiento facial basados en apariencia lineal, la incidencia de determinados ángulos de iluminación en el rostro analizado, sin embargo, la finalidad no es el comprender en profundidad la razón o causas de este efecto, sino medir el alcance y decremento que ocasiona en el rendimiento de cada técnica.

3.2.2. Diseño de Investigación

El diseño de investigación del presente trabajo es cuasi-experimental, dado que, en primera instancia, se recopiló datos en condiciones naturales (sin manipular la intensidad “I” del entorno a analizar, ni el ángulo de iluminación facial “ α ” de la fuente puntual de luz al rostro del sujeto), después de ello se expuso al sujeto a distintos ángulos de iluminación $\alpha_0 \dots \alpha_n$ con el fin de obtener una respuesta en el rendimiento de cada técnica. Se registraron los datos obtenidos con esta manipulación de la variable siguiendo el procedimiento que a continuación se describe:

- Recopilación documental e investigación de las técnicas de reconocimiento facial basados en apariencia lineal más utilizados en sistemas embebidos, con el objetivo de adquirir el conocimiento suficiente para implementar mediante simulación los diferentes sistemas de reconocimiento estudiados. A su vez, mediante pesquisas se determinaron factores influyentes para la toma de fotografías de los rostros, como el ISO, el tiempo de exposición, la apertura del lente y velocidad del obturador, dichos factores deben ser constantes para de esta forma desprejar otro tipo de variaciones que podrían influir en el rendimiento del reconocimiento, por lo que se optó por la utilización de una cámara fotográfica profesional que pueda controlar y mantener dichos valores constantes, en lugar del uso de una cámara web. Para medir la intensidad de la luz “I” con iluminación natural “ I_0 ”, e iluminación forzada “ I_j ” se empleó un luxómetro con un rango de medición de 1 a 200000 lux, cuyas características se muestran en el anexo 2.



Figura 13 Cámara Digital Canon Eos Rebel T5i.

Fuente: Elaboración propia.

- Para el desarrollo de las técnicas de reconocimiento facial basados en apariencia lineal, se implementaron diferentes algoritmos base (tomando como referencia el sistema de reconocimiento desarrollada por Domínguez), de la misma forma para los sistemas de procesamiento de información de cada imagen pre-procesada por los algoritmos de filtrado, recorte y dimensionamiento, de manera que serían códigos de simple análisis y corrección. El desarrollo de dichos algoritmos se realizó en la plataforma MatLab, debido a que se poseía una licencia de funcionamiento para estudiante, (los comandos que se emplearon para simular los sistemas de reconocimiento), sin embargo, los códigos fuente se implementaron sin usar ninguna instrucción exclusiva de MatLab, sino que se emplearon instrucciones básicas de operaciones de datos matriciales. Esto facilitaría su migración a otras plataformas, como OpenCV o Python y así poseer flexibilidad de modificación.
- Para la técnica de reconocimiento PCA, se desarrolló los siguientes algoritmos base o funciones, en base al algoritmo de análisis de componentes principales desarrollado por Vázquez, (figura 8), uno principalmente: encargado del procesamiento y

reordenamiento de la matriz de datos de las fotos y otro: encargado de la tarea de reconocimiento, basándose en hallar las distancias euclidianas y así determinar el rostro que tuviera un rango mayor de coincidencia de características faciales, cabe destacar que esta función se empleaba tanto para PCA como para FLD (Anexos 4 y 5 respectivamente).

A continuación, se muestra un diagrama de flujo del sistema de reconocimiento facial PCA.

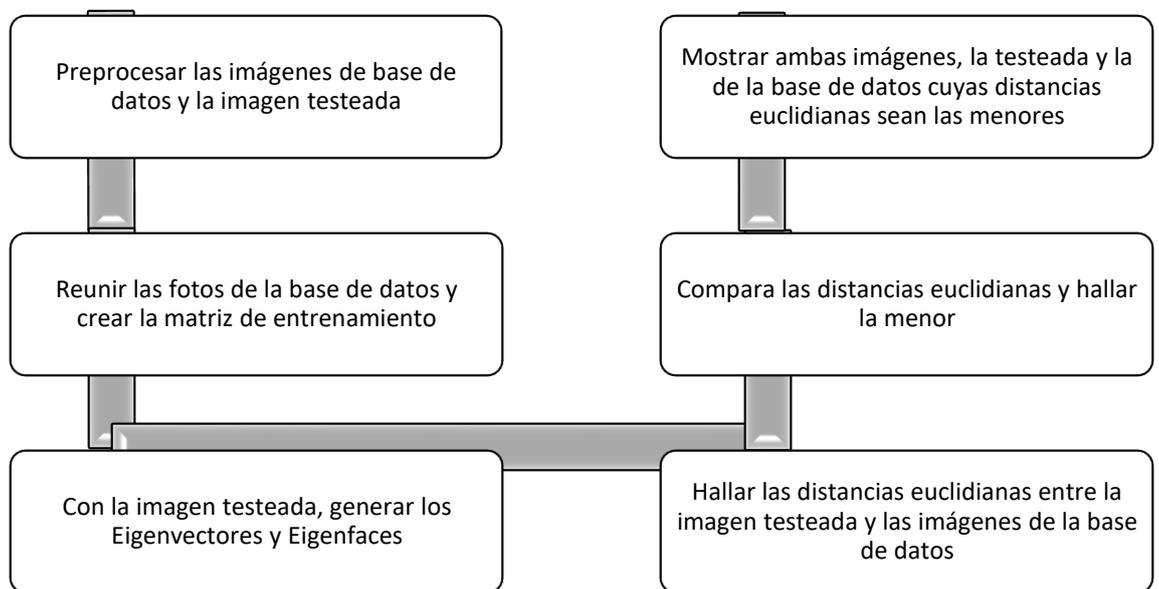


Figura 14 Diagrama del sistema de reconocimiento PCA.

Fuente: Elaboración propia.

- Para el desarrollo de la técnica LDA, se empleó el algoritmo Fisher, o como se le conoce FLD (*Fisher Linear Discriminant*) que es la base para la técnica de reconocimiento LDA. De manera análoga se emplearon dos códigos individuales, el primero: encargado del procesamiento de la información obtenida de cada foto, y el segundo: cuya función es la de realizar el reconocimiento basado en los datos e información obtenidas previamente por el algoritmo (Anexos 5 y 6).

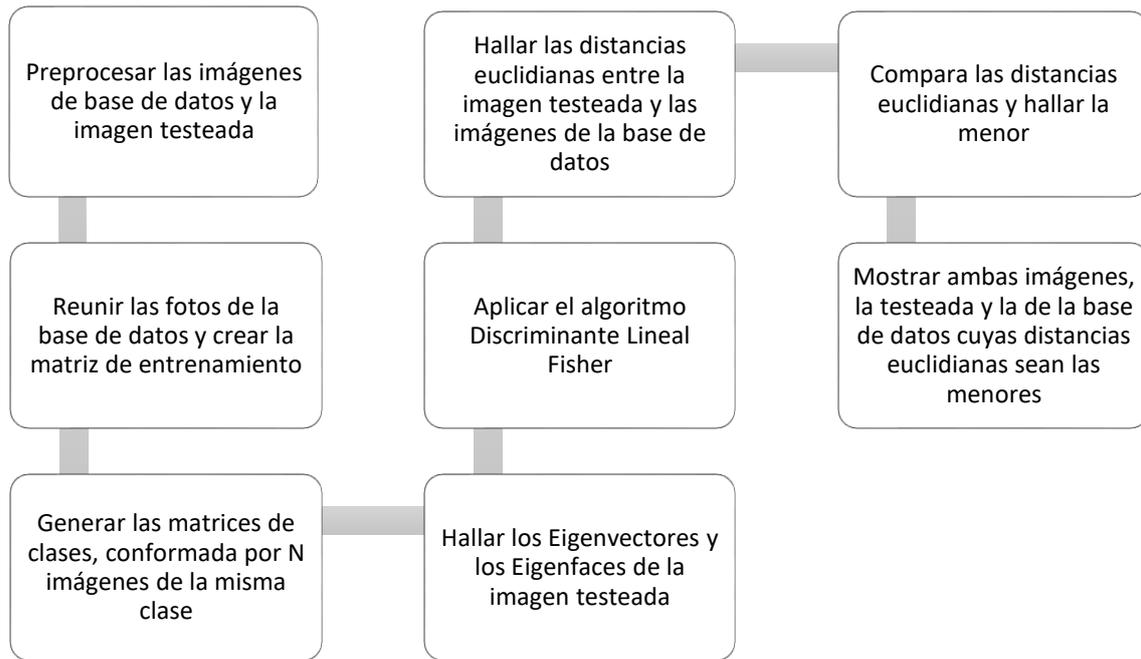


Figura 15 Diagrama del sistema de reconocimiento LDA.

Fuente: Elaboración propia.

- Para la técnica de reconocimiento LPP, dado que su tratamiento adquiere mayor complejidad, se optó por desarrollar dos códigos complementarios para el algoritmo inicial de LPP y así desarrollar su funcionamiento. Finalmente, también se empleó un algoritmo propio para obtener las distancias euclidianas y, a su vez, poder desarrollar posteriormente el reconocimiento de dicha técnica (Anexos 7 y 8).

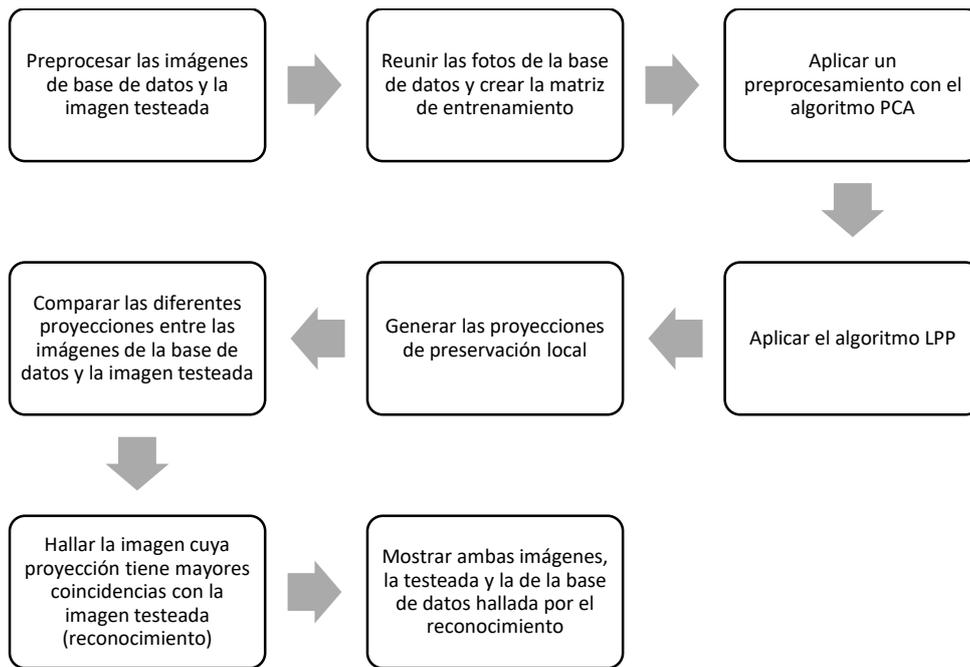


Figura 16 Diagrama del sistema de reconocimiento LPP.

Fuente: Elaboración propia.

- Se elaboró un cuadro comparativo con las características y ventajas de las diferentes técnicas de reconocimiento, con el fin de realizar un análisis teórico preliminar y tener una predicción de cuál de ellas sería la más afectada. A su vez este cuadro nos permitió tener un resumen de cada técnica y su forma de análisis de las características del rostro de una manera resumida y concisa.
- Para la implementación de los sistemas de reconocimiento se empleó la plataforma MatLab, aprovechando su herramienta GUIDE para el desarrollo de una plataforma de simple funcionamiento y que pueda operar autónomamente.

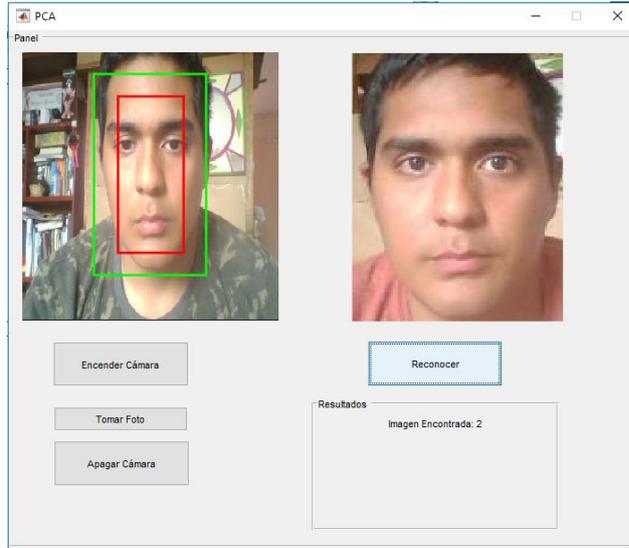


Figura 17 Interfaz desarrollada en Matlab.

Fuente: Elaboración propia.

- Esta GUIDE mezcla el uso de los algoritmos de cada reconocimiento, también integrando el funcionamiento de la cámara y la captura de las fotografías.
- Se empleó la cámara Canon, a la vez que también se ejecutó en Matlab un algoritmo de detección de rostros, usando detección de características faciales.

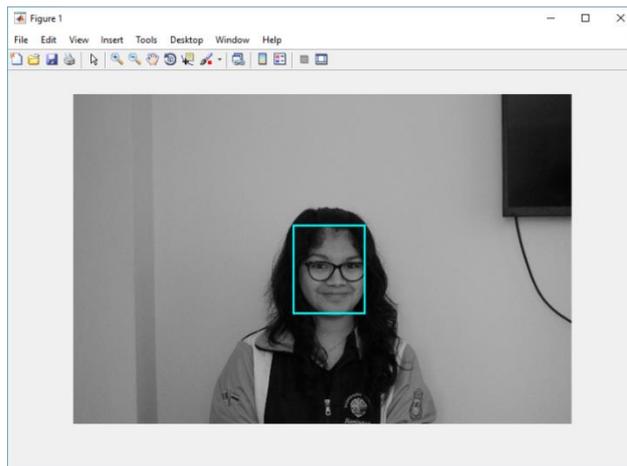


Figura 18 Fotografía tomada con la cámara empleando una detección de rostros.

Fuente: Elaboración propia

- Se reunió voluntarios para la toma de fotografías y la aplicación del reconocimiento facial. Dicha recolección se llevó a cabo de la siguiente manera:
 - Primero se sentó al voluntario en un ambiente completamente iluminado (con iluminación frontal y natural de mediodía), se midió la intensidad de la luz que incidía sobre el rostro del sujeto, se registró dicha intensidad ($I_0 = 70 \text{ Lux}$) y se procedió a tomar fotos, tanto para la base de datos, como para las pruebas de reconocimiento con iluminación natural y forzada.



Figura 19 *Luxómetro empleado una medida del nivel de iluminación.*

Fuente: Elaboración propia.

Para hallar los ángulos α_i se definieron las siguientes variables:

H_{Px} : Altura de la persona sentada.

D : Distancia horizontal entre la persona y la fuente de luz.

D_{α_i} : Distancia entre el rostro de cada persona y la fuente de luz.

H_{F_i} : Altura de la fuente de luz

$H_{F_i} = \{0.55; 0.70; 0.85; 1.00; 1.15; 1.30; 1.45 \text{ mts}\}$

D_c = Distancia de la persona a la cámara.

H_c = Altura de la cámara.

Donde:

$$\alpha_i = \tan^{-1} \left(\frac{H_{Px} - H_{Fi}}{D} \right) \quad (28)$$

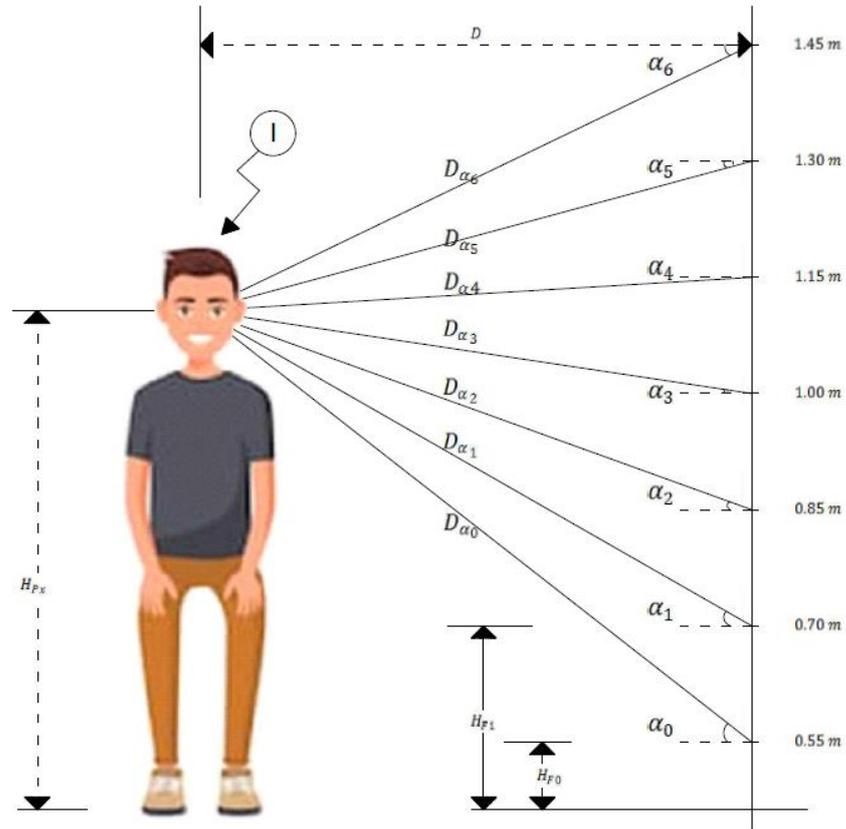


Figura 20 Posicionamiento de los voluntarios en posición frontal

Fuente: Elaboración propia.

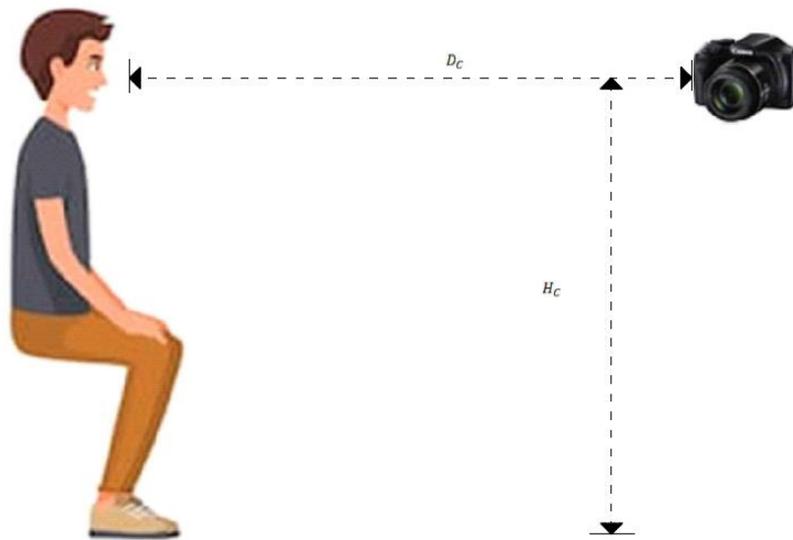


Figura 21 Posicionamiento de los voluntarios de la experimentación en posición lateral.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 22 Fotografías tomadas, con luz natural y frontal.

Fuente: Elaboración propia.

- Luego se aisló el medio de toda luz externa y solo se iluminó el rostro de la persona con el reflector concentrando la luz en el ángulo lumínico que se pretendía analizar (I_j). Se tomaron las fotos requeridas para la muestra y a continuación, se modificó el ángulo lumínico ($\alpha_0 \dots \alpha_6$) y se repitió el proceso de toma de muestras. Este procedimiento se llevó a cabo con cada

uno de los 5 sujetos de prueba, tomando un Total de 12 fotos por cada uno de los 7 ángulos que se pretende estudiar. Dando como resultados un total de 60 muestras por ángulo analizado.

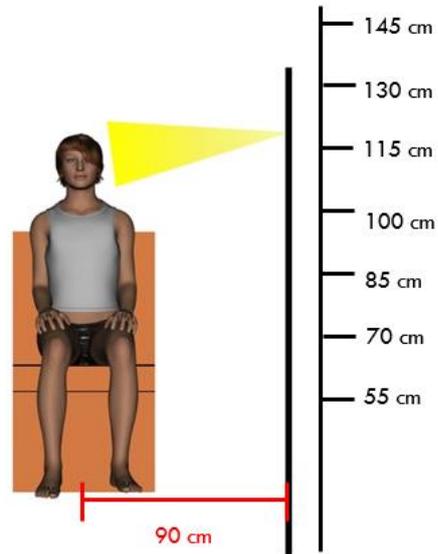


Figura 23 Foto original, con un ángulo de iluminación marcado.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 24 Foto original, con un ángulo de iluminación marcado.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 25 Rostro detectado y recortado para el procesamiento.

Fuente: Elaboración propia.

- Se pasó a almacenar y analizar la data recolectada y mediante el programa desarrollado en MatLab se procesó dicha información en hojas de resultados, centrándose en los aciertos o errores de cada técnica.

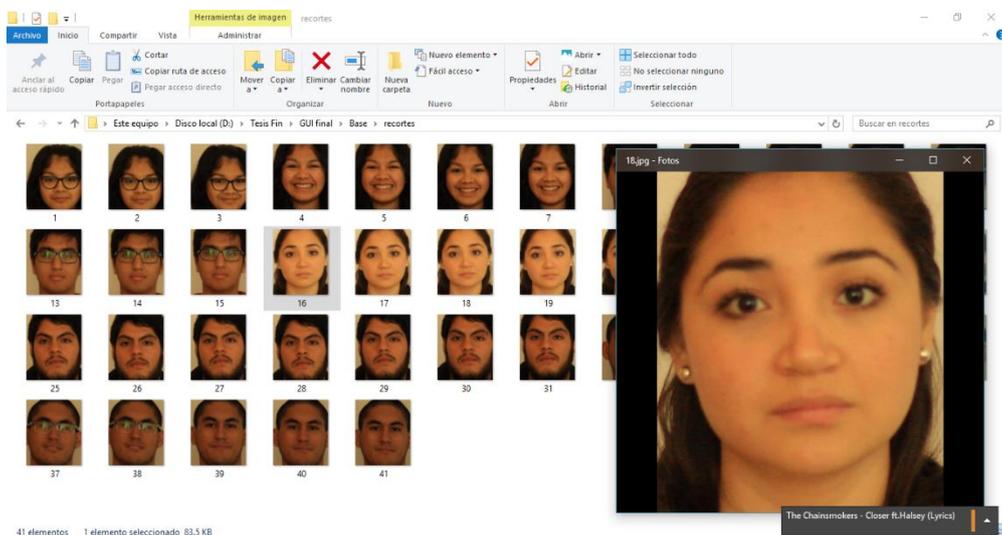


Figura 26 Base de datos final de los rostros fotografiados y recortados.

Fuente: Elaboración propia.

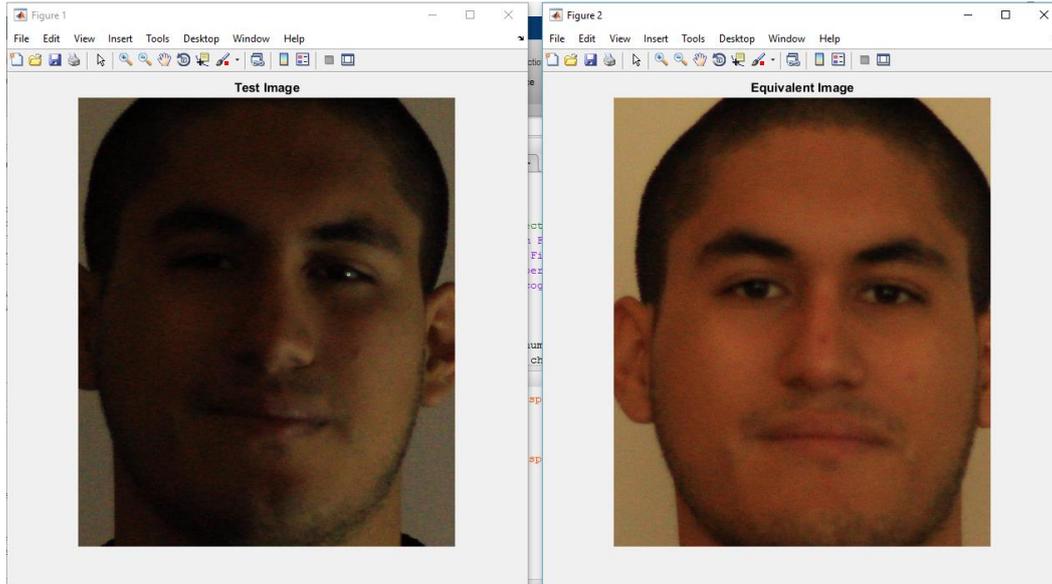


Figura 27 Ejemplo de reconocimiento facial exitoso.

Fuente: Elaboración propia.

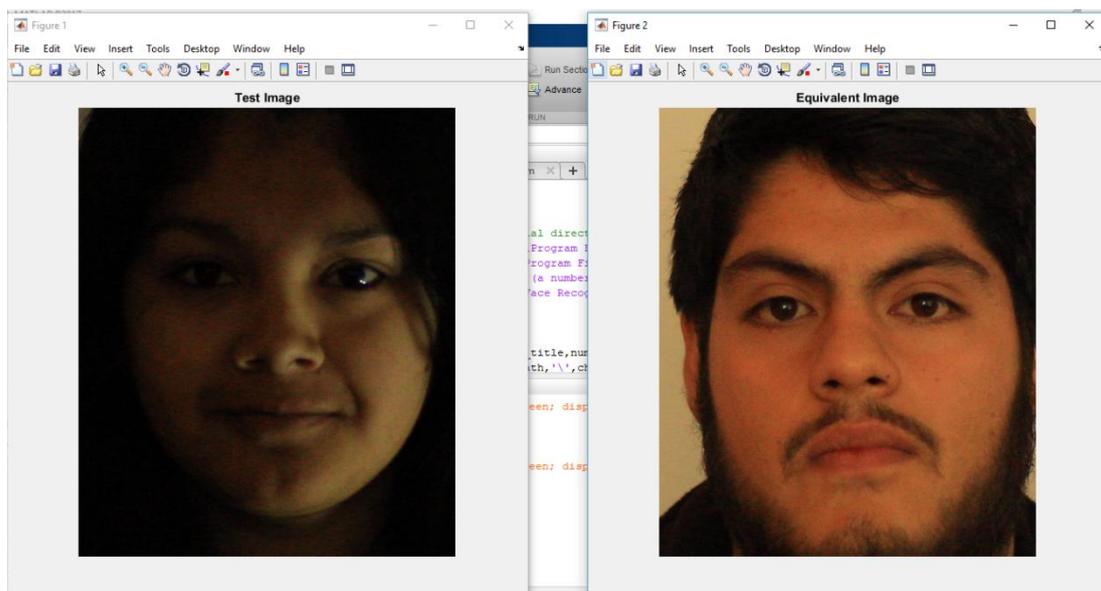


Figura 28 Ejemplo de reconocimiento fallido.

Fuente: Elaboración propia.

- Finalmente, los resultados se organizaron en tablas y gráficas que nos permitieron analizar los resultados y poder obtener conclusiones sobre el experimento.

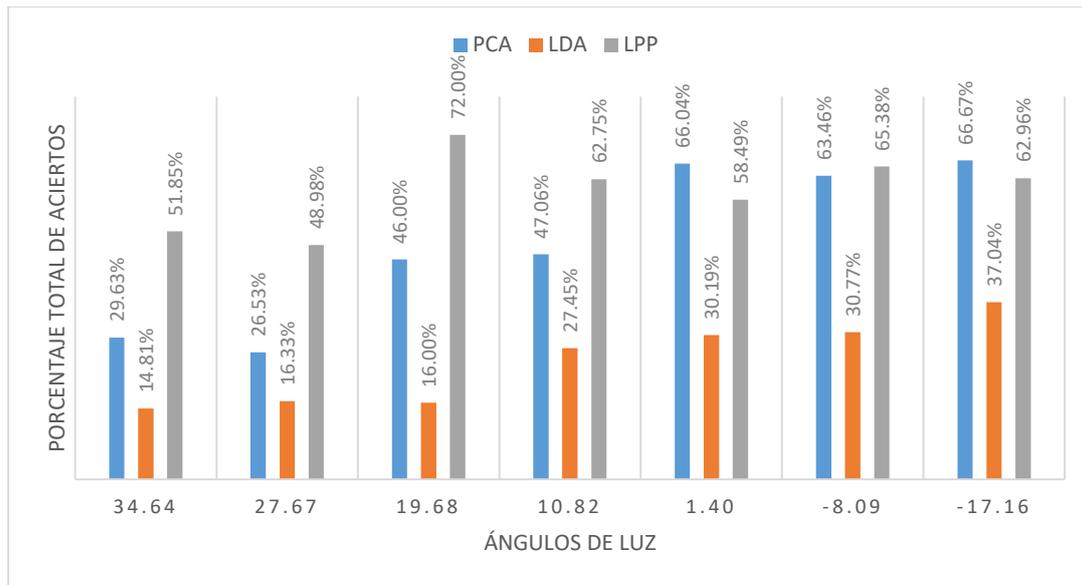


Figura 29 Gráfica comparativa entre los rendimientos de las técnicas PCA, LDA y LPP, en fotos bajo la influencia de los diferentes ángulos lumínicos.

Fuente: Elaboración propia.

- A continuación, se presentan diagramas de flujo que reflejan el procedimiento realizado para llevar a cabo la experimentación realizada en esta investigación.

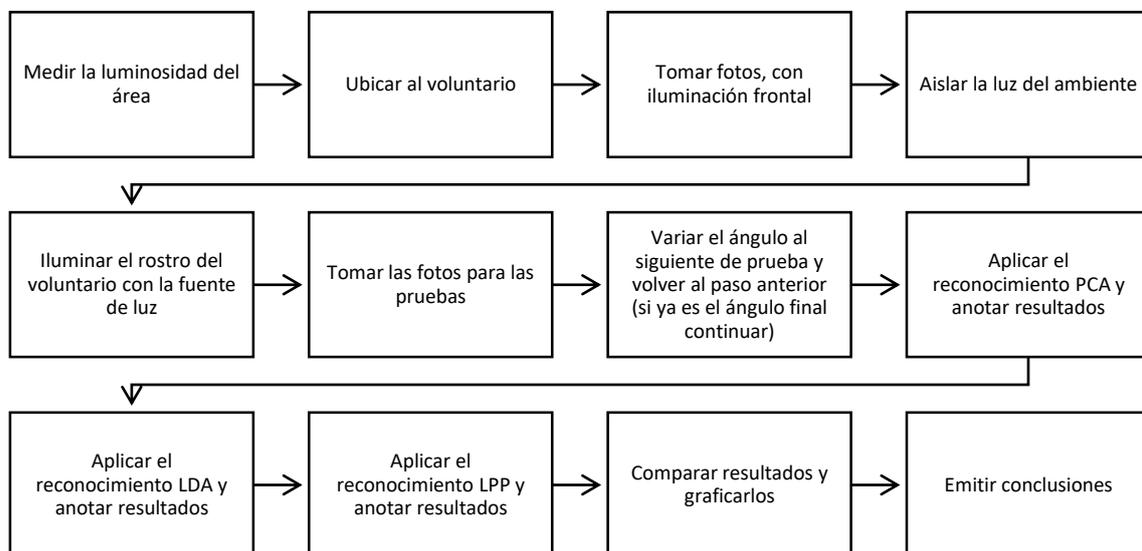


Figura 30 Diagrama del proceso experimental realizado en esta investigación.

Fuente: Elaboración propia.

- **Variables de estudio y operacionalización**

3.2.2.1. Variable independiente

Tabla 1 Variable independiente

VARIABLE INDEPENDIENTE	DIMENSIÓN	INDICADOR	UNIDAD DE MEDIDA	INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN
Ángulo de luz de la fotografía	Ángulo de iluminación que se adquiere de la fotografía	<ul style="list-style-type: none"> • Distancia entre la fuente de luz y el voluntario a tomarse la foto. • Intensidad lumínica de la fuente de luz. • Ángulo de incidencia de luz sobre la fotografía. 	Centímetros Lux Grados Sexagesimales	Guía de observación

Fuente: Elaboración propia

3.2.2.2. Variable dependiente

Tabla 2 Variable dependiente

VARIABLE DEPENDIENTE	DIMENSIÓN	INDICADOR	UNIDAD DE MEDIDA	INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN
Rendimiento del reconocimiento facial	Rendimiento del reconocimiento a un determinado ángulo de iluminación	<ul style="list-style-type: none"> • Relación entre el Total de pruebas realizadas y el Total de aciertos. • Número de falsos positivos y falsos negativos detectados. 	Porcentaje	Lista de cotejo

Fuente: Elaboración propia

3.2.3. Técnicas e Instrumentos de recolección de datos

3.2.3.1. Técnicas:

Información documental: Esta técnica permitió obtener la mayor parte de la información y los conocimientos necesarios para poder desarrollar la presente investigación, desde la teoría documental y conocimientos básicos sobre el reconocimiento facial en un aspecto general y en particular sobre cada una de las técnicas analizadas. A su vez, la adquisición de dichos conocimientos y la comprensión de sus fundamentos matemáticos para así poder desarrollar los algoritmos para su posterior implementación y ejecución.

Observación directa: Una vez aplicados dichos conocimientos, e implementados los algoritmos de cada técnica, se procedió a desarrollar la toma de muestras y su procesamiento, de esta forma observamos directamente si los resultados obtenidos por cada técnica de reconocimiento eran satisfactorios o no y se registraron tanto los aciertos, como los errores con el fin de obtener el rendimiento inicial y final de cada técnica aplicada a cada circunstancia controlada.

3.2.3.2. Instrumentos

Lista de características técnicas: Contiene las características más resaltantes de los equipos utilizados para la toma de muestras y recopilación de datos, realizados durante esta investigación.

Tabla 3 Características de la cámara digital empleada.

<i>Lente</i>	<i>18.0 Mp</i>
<i>Velocidad ISO</i>	<i>De 100 a 12800</i>
<i>Sensor</i>	<i>CMOS</i>

Fuente: Elaboración propia.

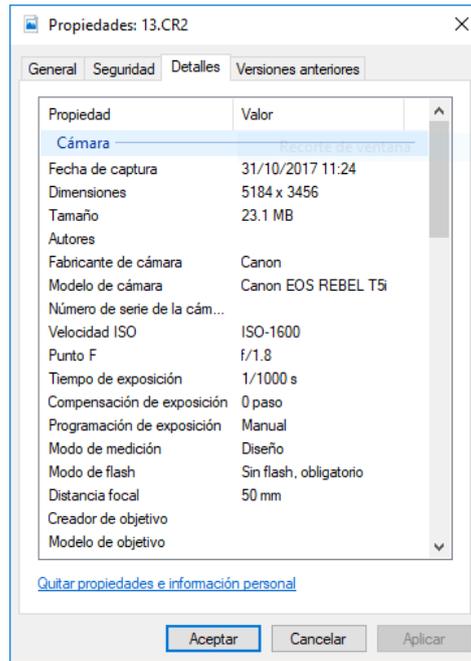


Figura 31 Captura de las características fotográficas.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4 Datos fijos de las fotografías tomadas por la cámara.

<i>Dimensiones</i>	<i>5184 x 3456 pixeles</i>
<i>Velocidad ISO</i>	<i>ISO-1600</i>
<i>Punto Focal</i>	<i>f/1.8</i>
<i>Tiempo de exposición</i>	<i>1/1000s</i>
<i>Distancia Focal</i>	<i>50 mm</i>
<i>Flash</i>	<i>NO</i>

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5 Características del luxómetro.

<i>Rango</i>	<i>1 – 200000 lux</i>
<i>Espectral Accuracy</i>	<i>F'1 ≤ 6%</i>
<i>Cosine Response</i>	<i>F'2 ≤ 2%</i>
<i>Repetitividad</i>	<i>± 2%</i>
<i>Radio de medida aproximado</i>	<i>2.0 time/sec</i>

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6 Distancias, e intensidades lumínicas.

<i>H_{Fi} (m)</i>	<i>D. prom (m)</i>	<i>I[lux] (T)</i>	<i>I[lux] (P)</i>
0.55	1.10	72.92	73
0.70	1.03	84.30	85
0.85	0.97	95.07	95
1.00	0.93	103.27	104
1.15	0.91	106.90	108
1.30	0.92	104.89	106
1.45	0.95	97.84	97

Fuente: Elaboración propia.

Lista de cotejo: Consiste en un listado de características a evaluar en la que los elementos evaluados se definen por tener o no tener dichas características o aspectos a cumplir.

Tabla 7 Lista de cotejo de mayor rendimiento de reconocimiento de cada técnica frente a cada uno de los ángulos lumínicos.

	α_0	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6
PCA					X		X
LDA							
LPP	X	X	X	X		X	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 8 Lista de cotejo de mayor rendimiento de reconocimiento de cada técnica de reconocimiento con respecto a cada sujeto individualmente.

	P1	P2	P3	P4	P5
PCA	X			X	X
LDA			X		
LPP		X			X

Fuente: Elaboración propia.

Guía de observación: Consiste es una tabla que registra los resultados de individuales de cada técnica de reconocimiento facial, organizados de manera global, por ángulo, así como también, por voluntario.

Tabla 9 Guía de observación de aciertos de las técnicas de reconocimiento facial, con luz frontal (sin ángulo de incidencia).

Test sin ángulo de luz																						
PCA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
LDA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
LPP	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 10 Rendimiento de reconocimiento inicial de cada técnica de reconocimiento facial.

	Aciertos	Intentos	%
PCA	20	23	86.96%
LDA	18	23	78.26%
LPP	19	23	82.61%

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 11 Guía de observación de aciertos de la técnica de reconocimiento PCA, respecto al sujeto de prueba 1 ante los diferentes ángulos lumínicos.

PCA															Aciertos	Intentos	% Res
P1	α_0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	6	14	42.86%
	α_1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3	10	30.00%
	α_2	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	8	10	80.00%
	α_3	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	5	10	50.00%
	α_4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	10	11	90.91%
	α_5	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	10	12	83.33%
	α_6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	10	10	100.00%

Fuente: Elaboración propia.

3.2.4. Técnicas de procesamiento de datos

Cuadros Estadísticos: Los resultados obtenidos por cada técnica fueron organizados y procesados en tablas a fin de reflejar, a su vez, los valores registrados por el luxómetro en cada variación de ángulo.

Tabla 12 Distancia promedio entre la fuente de luz y el rostro analizado y el nivel de iluminación teórico y práctico.

D_p (m)	E[lux] (T)	E[lux] (P)
1.10	72.92	73
1.03	84.30	85
0.97	95.07	95
0.93	103.27	104
0.91	106.90	108
0.92	104.89	106
0.95	97.84	97

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 13 Distancia entre la fuente de luz y cada rostro analizado (individual y promedio) y el nivel de iluminación teórico y práctico.

	P1	P2	P3	P4	P5	D _p		
$H_{Fi}(m)$	1.16	1.20	1.15	1.18	1.17	Dist. prom	E[lux] (T)	E[lux] (P)
0.55	1.10	1.12	1.10	1.11	1.10	1.10	72.92	73
0.70	1.02	1.04	1.02	1.03	1.02	1.03	84.30	85
0.85	0.96	0.98	0.96	0.97	0.96	0.97	95.07	95
1.00	0.92	0.93	0.92	0.93	0.93	0.93	103.27	104
1.15	0.91	0.91	0.91	0.91	0.91	0.91	106.90	108
1.30	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	104.89	106
1.45	0.96	0.94	0.96	0.95	0.95	0.95	97.84	97

Fuente: Elaboración propia.

3.2.5. Técnicas de análisis de datos

Cuadros comparativos: Para el análisis de las características de las técnicas de reconocimiento estudiadas en esta investigación. (Tabla 14), se pueden observar los factores característicos como la supervisión de datos, el tipo de análisis de los datos o el algoritmo matemático base en el que se fundamenta.

Gráficas de resultados: Con la información obtenida de los cuadros estadísticos, podemos organizar la información en una gráfica que nos permita analizar la información por separado, al tiempo que facilitaba la tarea de obtener conclusiones y resultados.

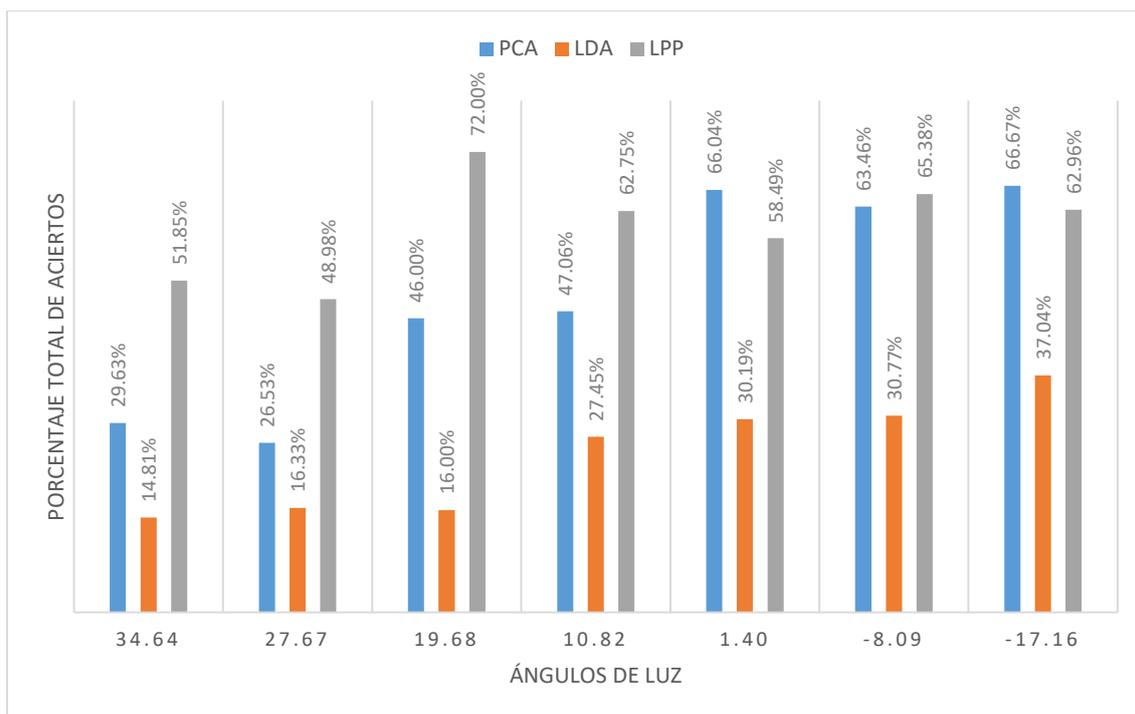


Figura 32 Gráfica comparativa entre los rendimientos de las técnicas PCA, LDA y LPP, en fotos bajo la influencia de los diferentes ángulos lumínicos.

Fuente: Elaboración propia.

4. RESULTADOS

- Se organizó la información teórica obtenida mediante las pesquisas en la siguiente tabla y así apreciar de manera rápida las características más resaltantes y diferenciales de cada técnica estudiada y desarrollada en sí misma, así como también, en comparación con las demás.

Tabla 14 Comparación de características principales y distintivas de las técnicas de reconocimiento facial analizadas.

TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO FACIAL BASADAS EN APARIENCIA LINEAL			
Técnica	PCA	LDA	LPP
Características	<ul style="list-style-type: none"> - Es un algoritmo de reducción dimensional que Permite encontrar los vectores que mejor representan la distribución de un grupo de imágenes. - tiene aplicaciones diversas, para el caso de imágenes de rostros se le conoce como método de eigenfaces. - se busca que las proyecciones en los vectores base maximicen su varianza 	<ul style="list-style-type: none"> - La reducción de la dimensión en LDA se realiza maximizando el valor de dispersión entre clases y minimizando el valor de dispersión dentro de la clase. - Se busca que cuando se proyecte una cara desconocida, ésta quede cerca de un grupo de caras y lejos del resto, de esta manera el reconocimiento será confiable. 	<ul style="list-style-type: none"> - Conserva la estructura local, de este modo los 'vecinos' para un dato en concreto serán los mismos en el espacio original, de alta dimensionalidad, y en el nuevo sub espacio de baja dimensionalidad - Realiza una transformación lineal. Modela la estructura múltiple mediante la construcción de un gráfico de adyacencia, trata de conservar la estructura local de los datos.
Supervisión de datos	No	Si	No
Basado en:	- Transformada de Karhunen-Loeve.	- Fisher LDA	- LPP

Fuente: Elaboración Propia

Los ángulos de luz incidentes en los rostros de los voluntarios se registraron en una tabla, la cual nos muestra los ángulos y las distancias del foco de luz hasta el rostro del voluntario. Debido a que la altura de los sujetos sentados variaba dada la fisonomía individual de cada sujeto, se registraron las alturas y las posiciones fijas del estandarte de luz y se obtuvieron ángulos individuales, así como también se obtuvo el promedio de los ángulos mencionados.

Tabla 15 Ángulos de iluminación sobre cada rostro de los voluntarios.

Ángulos de Iluminación						
$H_{Fi}(m)$	P1(°)	P2(°)	P3(°)	P4(°)	P5(°)	Promedio (°)
0.55	34.13	35.84	33.69	34.99	34.56	34.64
0.70	27.07	29.05	26.56	28.07	27.57	27.67
0.85	19.00	21.25	18.43	20.13	19.57	19.68
0.10	10.08	12.53	9.46	11.31	10.70	10.82
1.15	0.64	3.18	0.00	1.91	1.27	1.40
1.30	-8.84	-6.34	-9.46	-7.59	-8.22	-8.09
1.45	-17.86	-15.52	-18.43	-16.70	-17.28	-17.16

Fuente: Elaboración propia.

- Usando el luxómetro y mediante fórmulas teóricas, se determinó cual era el nivel de iluminación, así como también, se halló indirectamente la intensidad lumínica de la fuente de luz incidente.

$$E [\text{lux}] = 107$$

$$D [m] = 0.91$$

$$I [\text{Cd}] = 88.6067$$

Siguiendo la fórmula (26) que relaciona la iluminancia con la distancia entre la fuente de luz y el rostro:

$$E = I/d^2 \cong E = I/D_{\alpha_i}^2$$

Donde D_{α_i} representa la distancia entre el rostro la persona y la fuente de luz incidente, elaboramos las siguientes tablas:

Tabla 16 Distancia entre el rostro fotografiado y la fuente de luz.

Hfi/Hpx	1.16	1.20	1.15	1.18	1.17	PROMEDIO
0.55	1.10	1.12	1.09	1.10	1.11	1.10
0.70	1.02	1.04	1.01	1.02	1.02	1.02
0.85	0.96	0.98	0.96	0.97	0.96	0.96
1.00	0.92	0.93	0.92	0.93	0.93	0.93
1.15	0.91	0.91	0.91	0.91	0.91	0.91
1.30	0.92	0.92	0.92	0.92	0.91	0.92
1.45	0.95	0.94	0.96	0.95	0.95	0.95

Fuente: Elaboración propia.

Con la distancia promedio hallada se obtuvo un valor teórico del nivel de iluminancia, de la misma forma se registró las mediciones del luxómetro, en las mismas condiciones lumínicas y espaciales.

Tabla 17 Distancia promedio D_p entre los rostros y la fuente de luz en los diferentes ángulos y los niveles de iluminación teóricos y prácticos.

D_p	E[lux] (T)	E[lux] (P)	Error %
1.10	72.92	73	0.11
1.02	84.30	85	0.83
0.96	95.07	95	0.07
0.93	103.27	104	0.70
0.91	106.90	108	1.03
0.92	104.89	106	1.06
0.95	97.84	97	0.86

Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo a la tabla 17, podemos apreciar que el nivel de iluminancia teórico y el obtenido por el luxómetro fueron cercanos con variaciones menores al 2%.

Los aciertos y fallos de los sistemas de reconocimiento implementados fueron registrados, analizados y procesados en las siguientes tablas de resultados.

Tabla 18 Rendimiento de reconocimiento de la técnica de reconocimiento PCA en los diferentes ángulos lumínicos.

PCA			
Ángulo α_i	Aciertos Totales	Intentos	% Total
34.64	16	54	29.63%
27.67	14	50	28.00%
19.68	23	50	46.00%
10.82	24	51	47.06%
1.40	35	53	66.04%
-8.09	33	52	63.46%
-17.16	36	54	66.67%

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 19 Rendimiento de reconocimiento de la técnica de reconocimiento LDA en los diferentes ángulos lumínicos.

LDA			
Angulo α_i	Aciertos Totales	Intentos	% Total
34.64	8	54	14.81%
27.68	8	49	16.33%
19.68	8	50	16.00%
10.82	14	51	27.45%
1.40	16	53	30.19%
-8.09	16	52	30.77%
-17.16	20	54	37.04%

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 20 Rendimiento de reconocimiento de la técnica de reconocimiento LPP en los diferentes ángulos lumínicos

LPP			
Ángulo α_i	Aciertos Totales	Intentos	% Total
34.64	28	54	51.85%
27.68	24	49	48.98%
19.68	36	50	72.00%
10.82	32	51	62.75%
1.40	31	53	58.49%
-8.09	34	52	65.38%
-17.16	34	54	62.96%

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 21 Comparativa de rendimientos de las diferentes técnicas de reconocimiento, en fotografías sin ángulo lumínico incidente (luz frontal o “Inicial”) en fotografías bajo la influencia de los diferentes ángulos lumínicos α_i .

Técnica	Inicial	α_0	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6
PCA	87%	29.6%	26.53%	46.00%	47.06%	66.04%	66.04%	66.67%
LDA	78%	14.81%	16.33%	16.00%	27.45%	30.19%	30.77%	37.04%
LPP	83%	51.85%	48.98%	72.00%	62.75%	58.49%	63.38%	62.96%

Fuente: Elaboración propia.

5. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

- El análisis teórico nos permitió obtener las características más diferenciadoras entre cada técnica, a su vez que nos permitió conocer a fondo su desarrollo matemático y elaborar sus algoritmos de funcionamiento, que luego nos permitieron implementarlas para la simulación.
- Mediante la variación de las alturas de la fuente de luz, se pudo obtener de forma precisa y satisfactoria, para el experimento, los diferentes ángulos lumínicos y las diferentes intensidades propias de cada ángulo de incidencia lumínica, sin embargo, la precisión y consistencia de los mismos no es válida para un estudio a profundidad de esta influencia. Para poder obtener una mayor precisión de medidas el uso de elementos de medida directa y de mayor precisión es necesario.
- Se registró de manera precisa tanto el nivel como la intensidad de luz incidente sobre los rostros analizados en cada etapa del experimento, tanto de manera teórica como práctica, obteniéndose valores similares que facilitan su replicación.
- Se implementaron y ejecutaron las diferentes técnicas de reconocimiento facial de manera satisfactoria, aunque lo esperado sería que su rendimiento de reconocimiento sin variación lumínica (luz frontal) fuera del 100% o mayor del 95%, los niveles de reconocimiento son aceptables, dado que otros factores influyen, entre cada sujeto, como el uso de gafas o la presencia de bello facial moderado. Sin embargo, el análisis realizado es relativo, tomando como referencia el rendimiento inicial, para así obtener, no la influencia absoluta que la iluminación angular en los rostros genera sobre el rendimiento, sino la influencia sobre el rendimiento inicial de cada técnica aplicada.

6. CONCLUSIONES

- LPP es la técnica estudiada cuyo rendimiento de reconocimiento se ve afectado en menor medida por la influencia de la luz, siendo que, en 6 de los 7 ángulos, obtuvo el mayor rendimiento de reconocimiento, tanto absoluto, como relativo
- LDA es la técnica cuyo rendimiento desciende drásticamente, afectada por la variación de ángulos de luz, esto puede deberse a su funcionamiento y la forma en como procesa las matrices de datos.
- Para ángulos de iluminación superiores a 20° del eje horizontal del rostro la degradación de la eficacia es de al menos el 40% en las tres técnicas empleadas.
- El rendimiento de la técnica LPP es superior en ángulos en un intervalo de entre 20° hasta -5° .
- El rendimiento de la técnica PCA es superior en ángulos en un intervalo de entre -2° hasta -18° .

7. RECOMENDACIONES

- En la efectividad de cada técnica juega un papel importante la calidad de los sensores de luz de la cámara que se usara por este motivo se usó una cámara semi-profesional canon Eos Rebel t5i con sensibilidad ISO certificada. El nivel de iluminación que generaba nuestra fuente está en el rango de 60 a 120 lux. Bajo estas condiciones se obtuvieron los resultados.

8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agrawal, A., & Singh, Y (2015). *Evaluation of Face Recognition Methods in Unconstrained Environments*, scientific committee of International Conference on Computer, Communication and Convergence (ICCC). doi: 10.1016/j.procs.2015.04.147
- Blázquez, L. (2013). *Reconocimiento Facial Basado en Puntos Característicos de la Cara en entornos no controlados* (Tesis de Pregrado). Universidad Autónoma de Madrid, Madrid. Recuperado de [http://atvs.ii.uam.es/seminars/PFC_Luis_Blazquez .pdf](http://atvs.ii.uam.es/seminars/PFC_Luis_Blazquez.pdf)
- Bronte, S. (2008). *Sistema de Detección y Reconocimiento Facial de Conductores Mediante Sistemas de Visión Computacional*. Recuperado el 16 de Setiembre de 2018, de http://www.robosafe.com/personal/sebastian.bronte/pub/S_Bronte _TF C08.pdf
- Canon, (diciembre de 2018). Características EOS Rebel T5i. Recuperado el 25 de Diciembre del 2018, de https://www.cla.canon.com/cla/es/consumer/products/cameras/eos_cameras/eos_rebel_t5i#featuresTab
- Chunwei Tian, Qi Zhang, Guanglu Sun, & Yuan Sun. (2016). Linear discriminant analysis representation and CRC representation for image classification. *2016 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC)*. doi:10.1109/comppcomm.2016.7924804
- Devi, R., & Sujatha, P. (2017). A study on biometric and multi-modal biometric system modules, applications, techniques and challenges. *2017 Conference on Emerging Devices and Smart Systems (ICEDSS)*. doi:10.1109/icedss.2017.8073691
- Domínguez, S. (2017). *Reconocimiento facial mediante el Análisis de Componentes Principales (PCA)*, Recuperado el 24 de Agosto de 2018, de <http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:http://bibing.us>.

es/proyectos/abreproy/91426/fichero/TFG_SARA_DOMINGUEZ_PAVO
N.pdf

Eslava, J. (Julio de 2013). *Reconocimiento Facial en Tiempo real*. Recuperado el 26 de Agosto de 2018, de <https://repositorio.uam.es/handle/10486/13893>

Espinoza, D., & Jorquera, P. (junio 2015). *Reconocimiento Facial*. Recuperado el 24 de Agosto de 2018, de http://opac.pucv.cl/pucv_txt/txt-1000/UCD1453_01.pdf

Gavrilescu, M. (2016). Study on using individual differences in facial expressions for a face recognition system immune to spoofing attacks. *IET Biometrics*, 5(3), 236–242. doi:10.1049/iet-bmt.2015.0078

Gonzales, J. (4 de febrero de 2013). *Sistema de identificación biométrica basado en huella dactilar mediante binarización sobre plataformas Android*. Recuperado el 23 de Agosto de 2018, de https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/19246/TFG_GONZALEZ_ISABEL_JOSE_%20RAMON.pdf

Hs1010-Instruction Manual, (Diciembre 2017). The Digital Light Meter_hs1330-Hs1323-Hs1010-Instruction Manual. Recuperado el 25 de Diciembre de 2018, de https://kupdf.net/queue/the-digital-light-meterhs1330-hs1323-hs1010-instruction-manual_59ce339008bbc5055d687091_pdf?queue_id=-1&x=1545777531&z=M TkwlJlzNS4xMTAuMjJz

Jain, A. K., Duin, P. W., & Jianchang Mao. (2000). Statistical pattern recognition: a review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1), 4–37. doi:10.1109/34.824819

Joshy, A., & Jalaja, M. J. (2017). Design and implementation of an IoT based secure biometric authentication system. *IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES)*. doi: 10.1109/spices.2017.8091360

- Kalra, S., & Lamba, A. (2014). A Survey on Multimodal Biometric. *International Journal of Computer Science and Information Technologies (IJCSIT)*, doi=10.1.1.637.2728/ ISSN 0975-9646
- Mauricio, D. (2006). *Trabajo Final de Reconocimiento de Patrones: Identificación utilizando PCA, ICA y LDA*. Recuperado el 23 de Setiembre de 2018, de https://iie.fing.edu.uy/investigacion/grupos/biometria/proyectos/patrones/RecPat_MM.pdf
- Naveena M, Hemantha Kumar, G., Prakasha M, & Nagabhushan, P. (2015). Partial face recognition by template matching. *2015 International Conference on Emerging Research in Electronics, Computer Science and Technology (ICERECT)*. doi:10.1109/erect.2015.7499034
- Nerea, C. (2017) *Sistema de Identificación de Personas Mediante Reconocimiento Facial Aplicado a Video-vigilancia*, Recuperado el 24 de Agosto de 2018, de <https://riunet.upv.es/handle/10251/86962>
- Oriol Boix. (noviembre de 2010). Flujo luminoso. Recuperado el 25 de diciembre de 2018, de <https://recursos.citcea.upc.edu/llum/fotometria/magnitud.html>
- Parasher, M., Sharma, S., Sharma, A., & Gupta, J (Julio de 2011). Anatomy On Pattern Recognition. *Indian Journal of Computer Science and Engineering (IJCSE)*. ISSN: 0976-5166
- PETZL, (20 de Junio de 2008). Petzl reference system for lighting performance. Recuperado el 25 de Diciembre de 2018, de https://web.archive.org/web/20080620123040/http://en.petzl.com/petzl/frontoffice/Lampes/static/referentiel/present_referentiel_en.jsp
- Priyanka, S., & Manavjeet, K. (4 de abril de 2013). Classification in Pattern Recognition: A Review. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering (IJARCSSE)*. ISSN: 2277 128X

- Ramadhani, A. L., Musa, P., & Wibowo, E. P. (2017). Human face recognition application using pca and eigenface approach. 2017 *Second International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*. doi:10.1109/iac.2017.8280652
- Ryer, A. (1998). Light Measurement Handbook. Recuperado el 3 de Febrero de 2019, de <http://apps.usd.edu/coglab/schieber/pdf/handbook.pdf>
- Stan, Z., Anil K. (2011). Handbook of Face recognition. doi:10.1007/978-0-85729-932-1
- Shakyawar, P., Choure, P., & Singh, U. (2017). Eigenface method through facial expression recognition. 2017 *International Conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*. doi:10.1109/iceca.2017.8212714
- Valvert, G.(2006).*Métodos y Técnicas de Reconocimiento de Rostros en Imágenes Digitales Bidimensionales*, Recuperado el 24 de Agosto de 2018, de http://biblioteca.usac.edu.gt/tesis/08/08_0310_CS.pdf
- Vázquez, M. (marzo de 2014). *Sistema de Reconocimiento Facial Mediante Técnicas de Visión Tridimensional*. Recuperado el 23 de agosto de 2018, de <http://biblioteca.cio.mx/tesis/15950.pdf>
- Villalón, D. (2012). *DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA PLATAFORMA DE SOFTWARE PARA RECONOCIMIENTO FACIAL EN VIDEO*. Recuperado el 23 de Setiembre de 2018, de <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/112271>
- Viola & Jones (2004). Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Recuperado el 24 de Agosto de 2018, de http://wearables.cc.gatech.edu/paper_of_week/viola01rapid.pdf
- Wagh, P., Thakare, R., Chaudhari, J., & Patil, S. (2015). Attendance system based on face recognition using eigen face and PCA algorithms. 2015

International Conference on Green Computing and Internet of Things (ICGCloT). doi:10.1109/icgciot.2015.7380478

Wagner, T. (1976). Review of “Pattern Recognition Principles” (Tou, J. T., and Gonzalez, R. C.; 1974). *IEEE Transactions on Information Theory*, 22(5), 632–633. doi:10.1109/tit.1976.1055618

ANEXOS

Anexo N° 1. Hoja de datos de la Cámara EOS Rebel T5i

Características

PLEGAR TODO

■ **Sensor CMOS (APS-C) de 18.0 megapíxeles, conversión A/D de 14 bits, ISO de 100 a 12800** (expandible a H: 25600) para tomas con luz brillante a tenue y Procesador de Imagen DIGIC 5 de alta calidad para obtener una calidad de imagen y velocidad excepcionales.

Sensor CMOS (APS-C) de 18.0 megapíxeles
La EOS Rebel T5i posee el increíble sensor CMOS (Semiconductor de Óxido Metálico Complementario) de 18.0 megapíxeles de Canon. El sensor de la cámara, perfecto para realizar ampliaciones o para recortar secciones detalladas de la composición, captura imágenes con claridad y rango tonal excepcionales. Este sensor de primera clase posee muchas de las mismas tecnologías empleadas por las cámaras Canon profesionales para maximizar la eficacia de cada píxel para capturar la luz y posee píxeles centrales que asisten en el funcionamiento preciso del AF de la EOS Rebel T5i. Este sensor de tamaño APS-C crea un campo de visión efectivo de 1.6x (comparado con un formato de 35mm)

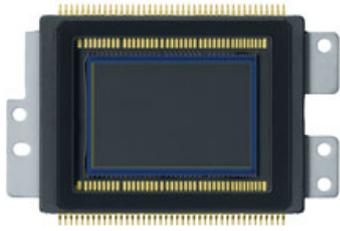


Figura 33 Hoja de características de la cámara EOS Rebel T5i (Parte 1)

Fuente: (Canon LATIN AMERICAN GROUP ,2015)

Conversión A/D de 14 bits
Con una conversión analógica a digital de 14 bits, la EOS Rebel T5i capta y graba imágenes con extraordinarias graduaciones y detalles en tonos y colores sutiles, lo cual da lugar a imágenes más realistas y detalladas. La EOS Rebel T5i graba hasta 16,384 colores por canal, lo cual asegura que hasta los detalles más mínimos de sujetos tales como el follaje, el cielo y el agua se conserven y graben con un gran nivel de exactitud, asegurando así resultados maravillosos.

ISO de 100 a 12800 y expansible hasta 25600 en el Modo H
Gracias a su Procesador de Imagen DIGIC 5, la EOS Rebel T5i presenta un rango ISO ampliado de ISO 100 a 12800 (expansible a 25600 en Modo H) que hace que las tomas sean posibles en situaciones que antes eran impensables sin flash. La EOS Rebel T5i, con la extraordinaria tecnología de reducción de ruido del Procesador de Imagen DIGIC 5, logra un desempeño brillante en las tomas con poca luz. Si se utiliza con uno de los lentes EF o EF-S de Canon con Estabilizador Óptico de Imagen, la EOS Rebel T5i puede grabar imágenes hermosas, inclusive cuando las fuentes de luz son escasas.

Procesador de Imagen DIGIC 5
El Procesador de Imagen DIGIC 5 de la EOS Rebel T5i funciona con el sensor CMOS de la cámara para lograr imágenes con detalles increíbles en más situaciones, sin necesidad de fuentes de luz artificial. Con la potencia del Procesador de Imagen DIGIC 5, la EOS Rebel T5i puede lograr una mayor sensibilidad ISO, puede realizar tomas de hasta 5.0 fps continuamente e incluso puede realizar funciones avanzadas como el Control de Luz de Fondo HDR, filtros de arte, corrección del lente y mucho más. El núcleo brillante de procesamiento de imágenes de la cámara impulsa cada faceta de la captura de imágenes fijas y en movimiento.

Figura 34 Hoja de características de la cámara EOS Rebel T5i (Parte 2)

Fuente: (Canon LATIN AMERICAN GROUP ,2015)

■ **Modo de Video EOS en Alta Definición Real (Full HD) con Servo AF para Video** para lograr el seguimiento de enfoque continuo de los sujetos en movimiento, control de exposición manual y distintas velocidades de fotogramas (1080: 30p [29.97]/24p [23.976]/25p, 720: 60p [59.94]/50p, 480: 30p [29.97]/25p), micrófono estéreo integrado, ajuste manual del nivel de audio y Capturas de Video con edición para las opciones de grabación de video expandidas.

Modo de Video EOS en Alta Definición Real (Full HD) con Servo AF para Video

La EOS Rebel T5i brinda una captura de video profesional, fácil de utilizar, sin sacrificios. Con la capacidad de realizar tomas en una gran cantidad de tamaños de grabación y velocidades de cuadro, la Rebel T5i establece un nuevo estándar de rendimiento, calidad y simplicidad. ¡La EOS Rebel T5i permite un fácil control manual de la exposición, el enfoque y las características del Modo de Control en Vivo (Live View), incluso en la edición en la cámara! Servo AF para Video permite el seguimiento del enfoque automático continuo de sujetos en movimiento durante la grabación de video. Al grabar videos con alguno de los lentes STM de Canon, tal como el nuevo EF-S 18–55mm f/3.5–5.6 IS STM, Servo AF para Video aprovecha el motor a pasos del lente para lograr un AF continuo suave y silencioso. ¡Con un lente STM incorporado, la EOS Rebel T5i es el estándar para el desempeño de la creación de videos con cámaras SLR!



Figura 35 Hoja de características de la cámara EOS Rebel T5i (Parte 3)

Fuente: (Canon LATIN AMERICAN GROUP ,2015)

Anexo N° 2. Hoja de Datos “Digital Light Meter HS 1010”

I. Features

- HS1330: Measuring range 0.01 lux-20000lux
- HS1332: Measuring range 0.1 lux~200000lux
- HS1010: Measuring range 1 lux-200000lux
- Automatic measuring level selection
- Max and min reading hold function
- LUX/FC unit selection
- Reading locked hold
- Automatic data recording

II. SPECIFICATIONS:

Display: 3-1/2 digit LCD with a maximum reading of 1999

Measuring range:

HS 1330: 20, 200, 2000, 20000 lux
(20000 lux range reading x10)

HS 1332: 200, 2000, 20000, 200000 lux
(20000 lux range reading x10)
(200000 lux range reading 100)

HS 1010: 2000, 20000, 200000
(20000 lux range reading x10)
(200000 lux range reading x 100)

P.S: 1 fc=10.76 lux

Figura 36 Hoja de características del Digital Light Meter HS 1010

Fuente: (kupdf.ne, 2017)

Spectral Response: CIE Photopic. (CIE human eye response curve)
Spectral Accuracy: $F'1 \leq 6\%$
Cosine Response: $F'2 \leq 2\%$
Accuracy:
(Calibrated to standard incandescent lamp at color temperature 2856K)

HS1330, HS 1332: $\pm 3\% \pm 10$ dgts (< 10000 lux)
 $\pm 4\% \pm 10$ dgts (>10000 lux)
HS1010: $\pm 4\% \pm 10$ dgts (<10000 lux)
 $\pm 5\% \pm 10$ dgts (>10000 lux)

Repeatability: $\pm 2\%$
Temperature characteristic: + 0.1 %/ °C.
Measuring Rate Approximately 2.0 time/sec
Photo Detector: One silicon photo diode with filter
Power Source: Two AAA batteries
Dimension: 1 62(L) *60(W)x32(H)mm
Weight: 130g.
Accessories: Instruction manual, batteries.

III. Specification (Fig.2)

1. Display: 3-1/2 digital LCD, Max reading 1999 (Fig. 3)

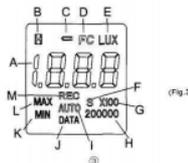


Figura 37 Digital LCD, Digital Light Meter HS 1010

Fuente: (kupdf.ne, 2017)

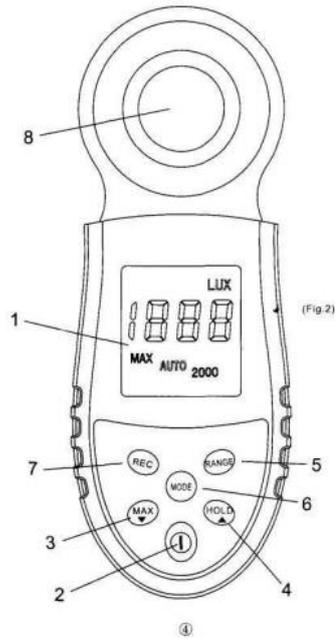


Figura 38 Digital Light Meter HS 1010

Fuente: (kupdf.ne, 2017)

- A — illumination reading
- B — Data hold sign
- C — The battery low power sign
- D — illumination unit FC
- E — illumination unit LUX
- F — Data record time unit second
- G — Multiple of 20000,200000 lux range
- H — Measuring range
(20,200,2000,20000,200000)
- I — Automatic range selection sign
- J — Data sign
- K — Minimum measurement sign
- L — Maximum measurement sign
- M — Automatic data recording sign

2. Power button selection ON/OFF.

3. The maximum and minimum selection button: press "MAX" once, LCD displays MAX sign, starting Maximum measuring selection work, in the process of measuring with only the maximum. Press "MAX" twice, LCD displays Min sign,

Switching to the minimum measuring selection, in the process of measuring with only the minimum. And then press "MAX" A 3ed time, MIN sign will vanish, switching to real-time measuring data.

4. Reading data hold function: press "HOLD" once, LCD displays sign, "H" and the measuring data locked and hold, press "HOLD" twice, lock canceled, sign "H" will vanish, restarting to scan.

Figura 39 Partes del Digital Light Meter HS 1010

Fuente: (kupdf.ne, 2017)

Anexo N° 3. Certificado de Calibración de Digital Light Meter HS 1010



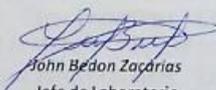
Laboratorio de Metrología

Certificado de Calibración CLE-0143-2017

Expediente: 0086-2017
fecha de emisión: 2017-05-02
Página: 1 de 2

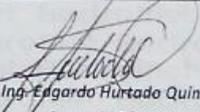
1. Proforma	001-0001865	Los resultados del certificado son válidos sólo para el objeto calibrado y se refieren al momento y condiciones en que se realizaron las mediciones.									
2. Solicitante	GURESA S.A.C.										
3. Dirección	MZA. E3 LOTE. A INT. N URB. MONSERRATE IV LA LIBERTAD - TRUJILLO	Se recomienda al usuario recalibrar el instrumento a intervalos adecuados, los cuales deben ser elegidos con base en las características del trabajo realizado, el mantenimiento, conservación y el tiempo de uso del instrumento.									
4. Instrumento de Medición	LUXOMETRO										
Marca	NO INDICA	Este certificado de calibración es trazable a patrones nacionales o internacionales, los cuales se realizan de acuerdo con el Sistema Internacional de Unidades (SI).									
Modelo	HS1010	Este certificado de calibración no podrá ser reproducido total o parcialmente, excepto con autorización previa por escrito a Laboratorio Electromet S.A.C.									
Número de serie	LUX0010										
5. Fecha de Calibración	2017-05-02	El certificado de calibración no es válido sin la firma del responsable de Laboratorio Electromet S.A.C.									
6. Método de Calibración	Calibración efectuada por comparación directa con patrones calibrados por el NIST - USA. y SNM-INDECOPI										
7. Lugar de Calibración	La calibración se realizó en las instalaciones Laboratorio Electromet S.A.C										
8. Condiciones Ambientales	Las mediciones son realizadas a una temperatura ambiente de $(27 \pm 1) ^\circ\text{C}$ y a una humedad relativa de $(68 \pm 1) \%$										
9. Patrones de Referencia	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse; text-align: center;"> <thead> <tr style="background-color: #0070C0; color: white;"> <th style="width: 33%;">Trazabilidad</th> <th style="width: 33%;">Patron utilizado</th> <th style="width: 33%;">Certificado de Calibración</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>INDECOPI</td> <td>GENERADOR DE SEÑALES</td> <td>LTF-C-002-2014</td> </tr> <tr> <td>INACAL</td> <td>Termohigrómetro digital</td> <td>LT-086-2016</td> </tr> </tbody> </table>		Trazabilidad	Patron utilizado	Certificado de Calibración	INDECOPI	GENERADOR DE SEÑALES	LTF-C-002-2014	INACAL	Termohigrómetro digital	LT-086-2016
Trazabilidad	Patron utilizado	Certificado de Calibración									
INDECOPI	GENERADOR DE SEÑALES	LTF-C-002-2014									
INACAL	Termohigrómetro digital	LT-086-2016									

Este certificado de calibración sólo puede ser difundido completamente y sin modificaciones. Los extractos o modificaciones requieren la autorización del Laboratorio Electromet S.A.C.



John Bedon Zaccarias
Jefe de Laboratorio





Ing. Edgardo Hurtado Quinto
Gerencia Técnica

Figura 40 Certificado de calibración Light Meter HS 1010

Fuente: (GURESA.SAC, 2017)

Anexo N° 4. Código de algoritmo PCA

```
function [m, A, Eigenfaces] = EigenfaceCore(T) % T representa la matriz que contiene los
      vectores 1D de la base de datos del reconocimiento

m = mean(T,2); % Obtiene el promedio de cada fila de T y los organiza en un vector columna
Train_Number = size(T,2); % Obtiene el número de imágenes de la base de datos
A = []; % Crea un vector en blanco
for i = 1 : Train_Number % Este bucle se repetirá por cada imagen de la base de datos
    temp = double(T(:,i)) - m; % Resta al vector 1D de cada imagen el vector promedio
      obtenido
    A = [A temp]; % La columna obtenida en la resta se coloca en la siguiente posición
end
L = A'*A; % L es el sustituto de la matriz de covarianza
[V D] = eig(L); % Devuelve la matriz diagonal D de valores propios y la matriz V cuyas
      columnas son los vectores propios correspondientes correctos
L_eig_vec = [];
for i = 1 : size(V,2) % Realiza estas actividades el número de veces iguales a las
      columnas de V
    if( D(i,i)>1 ) % Si el valor de la matriz D es mayor a 1 ejecuta las instrucciones
        L_eig_vec = [L_eig_vec V(:,i)]; % Superpone la columna i de la matriz V en la
      siguiente posición
    end
end
Eigenfaces = A * L_eig_vec; % Obtiene el product matricial entre las matrices de
      Eigenvalores A y la matriz de Eigen vectores, para obtener los
      Eigenfaces
```

Algoritmo PCA base desarrollado

Anexo N° 5. Algoritmo de reconocimiento PCA/FLD base

```
function OutputName = Recognition(TestImage, m, A, Eigenfaces)
%%% Genera la matriz de imágenes proyectadas (base de datos), que serán comparadas con la
      imagen a reconocer
ProjectedImages = [];
Train_Number = size(Eigenfaces,2);
for i = 1 : Train_Number
    temp = Eigenfaces'*A(:,i);
    ProjectedImages = [ProjectedImages temp];
end

%%% Carga la Imagen que será evaluada por el reconocimiento
InputImage = imread(TestImage);
temp = InputImage(:,:,1);

%%% Carga la Imagen que será evaluada por el reconocimiento
[irow icol] = size(temp);
InImage = reshape(temp',irow*icol,1);
Difference = double(InImage)-m;
ProjectedTestImage = Eigenfaces'*Difference;

%%% Halla las distancias Euclidianas, que es el cuadrado de la diferencia de los valores
      de la imagen de prueba proyectada y la imagen testeada
Euc_dist = [];
for i = 1 : Train_Number
    q = ProjectedImages(:,i);
    temp = ( norm( ProjectedTestImage - q ) )^2;
    Euc_dist = [Euc_dist temp];
end

%%% Basado en las distancias Euclidianas, obtiene la imagen cuyas distancias euclidianas
      sean las menores (los rasgos faciales más parecidos) y la proyecta, al
      tiempo que también imprime su nombre
[Euc_dist_min , Recognized_index] = min(Euc_dist);
OutputName = strcat(int2str(Recognized_index),'.jpg');
```

Algoritmo de reconocimiento PCA/FLD base

Anexo N° 6. Algoritmo FLD base

```
function [m_database V_PCA V_Fisher ProjectedImages_Fisher] = FisherfaceCore(T)
```

```
Class_population = 2;
```

```
Class_number = ( size(T,2) )/Class_population;
```

```
P = Class_population * Class_number;
```

```
m_database = mean(T,2);
```

```
A = T - repmat(m_database,1,P);
```

```
L = A'*A;
```

```
[V D] = eig(L);
```

```
L_eig_vec = [];
```

```
for i = 1 : P-Class_number
```

```
    L_eig_vec = [L_eig_vec V(:,i)];
```

```
end
```

```
V_PCA = A * L_eig_vec;
```

```
ProjectedImages_PCA = [];
```

```
for i = 1 : P
```

```
    temp = V_PCA*A(:,i);
```

```
    ProjectedImages_PCA = [ProjectedImages_PCA temp];
```

```
end
```

```
m_PCA = mean(ProjectedImages_PCA,2);
```

```
m = zeros(P-Class_number,Class_number);
```

```
Sw = zeros(P-Class_number,P-Class_number);
```

```
Sb = zeros(P-Class_number,P-Class_number);
```

***** Continúa *****

Algoritmo FLD base

***** Continúa *****

```
for i = 1 : Class_number
    m(:,i) = mean( ( ProjectedImages_PCA(:,(i-1)*Class_population+1):i*Class_population) ), 2 );

    S = zeros(P-Class_number,P-Class_number);
    for j = ( (i-1)*Class_population+1 ) : ( i*Class_population )
        S = S + (ProjectedImages_PCA(:,j)-m(:,i))*(ProjectedImages_PCA(:,j)-m(:,i));
    end

    Sw = Sw + S;
    Sb = Sb + (m(:,i)-m_PCA) * (m(:,i)-m_PCA)';
end

[J_eig_vec, J_eig_val] = eig(Sb,Sw);
J_eig_vec = fliplr(J_eig_vec);

for i = 1 : Class_number-1
    V_Fisher(:,i) = J_eig_vec(:,i);
end

for i = 1 : Class_number*Class_population
    ProjectedImages_Fisher(:,i) = V_Fisher' * ProjectedImages_PCA(:,i);
end
```

Algoritmo FLD base

Anexo N° 7. Captura de primer código de LPP base

```
function [eigvector, eigvalue, elapse] = LPP(W, options, data)
bGlobal = 0;
if ~exist('data','var')
    bGlobal = 1;
    global data;
end

if (~exist('options','var'))
    options = [];
end
[nSmp,nFea] = size(data);
if size(W,1) ~= nSmp
    error('W and data mismatch!');
end
D = full(sum(W,2));
if ~isfield(options,'Regu') | ~options.Regu
    DToPowerHalf = D.^0.5;
    D_mhalf = DToPowerHalf.^-1;

    if nSmp < 5000
        tmpD_mhalf = repmat(D_mhalf,1,nSmp);
        W = (tmpD_mhalf.*W).*tmpD_mhalf;
        clear tmpD_mhalf;
```

Captura de primer código de LPP base

```

else
    [i_idx,j_idx,v_idx] = find(W);
    v1_idx = zeros(size(v_idx));
    for i=1:length(v_idx)
        v1_idx(i) = v_idx(i)*D_mhalf(i_idx(i))*D_mhalf(j_idx(i));
    end
    W = sparse(i_idx,j_idx,v1_idx);
    clear i_idx j_idx v_idx v1_idx
end
W = max(W,W');

data = repmat(DToPowerHalf,1,nFea).*data;
[eigvector, eigvalue, elapse] = LGE(W, [], options, data);
else
options.ReguAlpha = options.ReguAlpha*sum(D)/length(D);

D = sparse(1:nSmp,1:nSmp,D,nSmp,nSmp);

if bGlobal & isfield(options,'keepMean') & options.keepMean
    [eigvector, eigvalue, elapse] = LGE(W, D, options);
else
    [eigvector, eigvalue, elapse] = LGE(W, D, options, data);
end
end
end

```

Captura de primer código de LPP base

```

function [eigvector, eigvalue, elapse] = LGE(W, D, options, data)

if ~exist('data','var')
    global data;
end

if (~exist('options','var'))
    options = [];
end

if isfield(options,'ReducedDim')
    Dim = options.ReducedDim;
else
    Dim = 30;
end

if ~isfield(options,'Regu') | ~options.Regu
    bPCA = 1;
    if ~isfield(options,'PCARatio')
        options.PCARatio = 1;
    end
else
    bPCA = 0;
    if ~isfield(options,'ReguType')
        options.ReguType = 'Ridge';
    end
    if ~isfield(options,'ReguAlpha')
        options.ReguAlpha = 0.1;
    end
end

bD = 1;
if ~exist('D','var') | isempty(D)
    bD = 0;
end

```

Captura de código complementario de LPP (LGE) base

```

[nSmp,nFea] = size(data);
if size(W,1) ~= nSmp
    error('W and data mismatch!');
end
if bD & (size(D,1) ~= nSmp)
    error('D and data mismatch!');
end

tmp_T = cputime;

bChol = 0;
if bPCA & (nSmp > nFea) & (options.PCARatio >= 1)
    if bD
        DPrime = data'*D*data;
    else
        DPrime = data'*data;
    end
    if issparse(DPrime)
        DPrime = full(DPrime);
    end
    DPrime = max(DPrime,DPrime');
    [R,p] = chol(DPrime);

    if p == 0
        bPCA = 0;
        bChol = 1;
    end
end
end

```

```

%=====
% SVD
%=====
if bPCA
    if nSmp > nFea
        ddata = data'*data;
        if issparse(ddata)
            ddata = full(ddata);
        end
        ddata = max(ddata,ddata');

        [eigvector_PCA, eigvalue_PCA] = eig(ddata);
        eigvalue_PCA = diag(eigvalue_PCA);
        clear ddata;

        maxEigValue = max(abs(eigvalue_PCA));
        eigIdx = find(eigvalue_PCA/maxEigValue < 1e-12);
        eigvalue_PCA(eigIdx) = [];
        eigvector_PCA(:,eigIdx) = [];

        [junk, index] = sort(-eigvalue_PCA);
        eigvalue_PCA = eigvalue_PCA(index);
        eigvector_PCA = eigvector_PCA(:, index);

%=====
if options.PCARatio > 1
    idx = options.PCARatio;
    if idx < length(eigvalue_PCA)
        eigvalue_PCA = eigvalue_PCA(1:idx);
        eigvector_PCA = eigvector_PCA(:,1:idx);
    end

```

```

elseif options.PCARatio < 1
    sumEig = sum(eigvalue_PCA);
    sumEig = sumEig*options.PCARatio;
    sumNow = 0;
    for idx = 1:length(eigvalue_PCA)
        sumNow = sumNow + eigvalue_PCA(idx);
        if sumNow >= sumEig
            break;
        end
    end
    eigvalue_PCA = eigvalue_PCA(1:idx);
    eigvector_PCA = eigvector_PCA(:,1:idx);
end
%=====

if bD
    data = data*eigvector_PCA;
else
    eigvalue_PCA = eigvalue_PCA.^-.5;
    data = (data*eigvector_PCA).*repmat(eigvalue_PCA',nSmp,1);
end
else
    ddata = data*data';
    if issparse(ddata)
        ddata = full(ddata);
    end
    ddata = max(ddata,ddata');

    [eigvector, eigvalue_PCA] = eig(ddata);
    eigvalue_PCA = diag(eigvalue_PCA);
    clear ddata;

```

```

maxEigValue = max(eigvalue_PCA);
eigIdx = find(eigvalue_PCA/maxEigValue < 1e-12);
eigvalue_PCA(eigIdx) = [];
eigvector(:,eigIdx) = [];

[junk, index] = sort(-eigvalue_PCA);
eigvalue_PCA = eigvalue_PCA(index);
eigvector = eigvector(:, index);
%=====
if options.PCARatio > 1
    idx = options.PCARatio;
    if idx < length(eigvalue_PCA)
        eigvalue_PCA = eigvalue_PCA(1:idx);
        eigvector = eigvector(:,1:idx);
    end
elseif options.PCARatio < 1
    sumEig = sum(eigvalue_PCA);
    sumEig = sumEig*options.PCARatio;
    sumNow = 0;
    for idx = 1:length(eigvalue_PCA)
        sumNow = sumNow + eigvalue_PCA(idx);
        if sumNow >= sumEig
            break;
        end
    end
    eigvalue_PCA = eigvalue_PCA(1:idx);
    eigvector = eigvector(:,1:idx);
end
%=====
eigvalue_PCA = eigvalue_PCA.^5;
eigvalue_PCAMinus = eigvalue_PCA.^-1;

eigvector_PCA = (data'*eigvector).*repmat(eigvalue_PCAMinus',nFea,1);

```

```

if bD
    data = eigvector.*repmat(eigvalue_PCA',nSmp,1);
else
    data = eigvector;
end
eigvalue_PCA = eigvalue_PCAMinus;
clear eigvector;
end
if bD
    DPrime = data'*D*data;
    DPrime = max(DPrime,DPrime');
end
else
if ~bChol
    if bD
        DPrime = data'*D*data;
    else
        DPrime = data'*data;
    end
    switch lower(options.ReguType)
        case {lower('Ridge')}
            for i=1:size(DPrime,1)
                DPrime(i,i) = DPrime(i,i) + options.ReguAlpha;
            end
        case {lower('Tensor')}
            DPrime = DPrime + options.ReguAlpha*options.regularizerR;
        case {lower('Custom')}
            DPrime = DPrime + options.ReguAlpha*options.regularizerR;
        otherwise
            error('ReguType does not exist!');
    end
    DPrime = max(DPrime,DPrime');
end
end

```

Captura de código complementario de LPP (LGE) base

```

WPrime = data'*W*data;
WPrime = max(WPrime,WPrime');
elapsed.timePCA = cputime - tmp_T;
tmp_T = cputime;

%=====
% Generalized Eigen
%=====
dimMatrix = size(WPrime,2);
if Dim > dimMatrix
    Dim = dimMatrix;
end
if isfield(options,'bEigs')
    if options.bEigs
        bEigs = 1;
    else
        bEigs = 0;
    end
else
    if (dimMatrix > 1000 & Dim < dimMatrix/10) | (dimMatrix > 500 & Dim < dimMatrix/20) | (dimMatrix > 250 & Dim <
        dimMatrix/30)
        bEigs = 1;
    else
        bEigs = 0;
    end
end
if bEigs
    %disp('use eigs to speed up!');
    option = struct('disp',0);
    if bPCA & ~bD
        [eigvector, eigvalue] = eigs(WPrime,Dim,'la',option);
    end
end

```

```

else
    if bChol
        option.cholB = 1;
        [eigvector, eigvalue] = eigs(WPrime,R,Dim,'la',option);
    else
        [eigvector, eigvalue] = eigs(WPrime,DPrime,Dim,'la',option);
    end
end
eigvalue = diag(eigvalue);
else
    if bPCA & ~bD
        [eigvector, eigvalue] = eig(WPrime);
    else
        [eigvector, eigvalue] = eig(WPrime,DPrime);
    end
    eigvalue = diag(eigvalue);
    [junk, index] = sort(-eigvalue);
    eigvalue = eigvalue(index);
    eigvector = eigvector(:,index);
    if Dim < size(eigvector,2)
        eigvector = eigvector(:, 1:Dim);
        eigvalue = eigvalue(1:Dim);
    end
end
if bPCA
    if bD
        eigvector = eigvector_PCA*eigvector;
    else
        eigvector = eigvector_PCA*(repmat(eigvalue_PCA,1,length(eigvalue)).*eigvector);
    end
end
for i = 1:size(eigvector,2)
    eigvector(:,i) = eigvector(:,i)/norm(eigvector(:,i));
end
elapsed.timeMethod = cputime - tmp_T;
elapsed.timeAll = elapsed.timePCA + elapsed.timeMethod;

```

Captura de código complementario de LPP (LGE) base

Anexo N° 8. Captura de algoritmo de distancias euclidianas

```
function D = EuDist2(fea_a,fea_b,bSqrt)

if ~exist('bSqrt','var')
    bSqrt = 1;
end

if (~exist('fea_b','var')) | isempty(fea_b)
    [nSmp, nFea] = size(fea_a);

    aa = sum(fea_a.*fea_a,2);
    ab = fea_a*fea_a';

    aa = full(aa);
    ab = full(ab);

    if bSqrt
        D = sqrt(repmat(aa, 1, nSmp) + repmat(aa', nSmp, 1) - 2*ab);
        D = real(D);
    else
        D = repmat(aa, 1, nSmp) + repmat(aa', nSmp, 1) - 2*ab;
    end

    D = max(D,D');
    D = D - diag(diag(D));
    D = abs(D);
else
    [nSmp_a, nFea] = size(fea_a);
    [nSmp_b, nFea] = size(fea_b);

    aa = sum(fea_a.*fea_a,2);
    bb = sum(fea_b.*fea_b,2);
    ab = fea_a*fea_b';

    aa = full(aa);
    bb = full(bb);
    ab = full(ab);

    if bSqrt
        D = sqrt(repmat(aa, 1, nSmp_b) + repmat(bb', nSmp_a, 1) - 2*ab);
        D = real(D);
    else
        D = repmat(aa, 1, nSmp_b) + repmat(bb', nSmp_a, 1) - 2*ab;
    end

    D = abs(D);
end
```

Captura de algoritmo de distancias euclidianas