

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE CIUDAD JUÁREZ
INSTITUTO DE INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y MANUFACTURA



Reconocimiento de rasgos fenotipicos faciales mediante visión artificial utilizando Análisis de Componentes Principales

PROYECTO DE TITULACIÓN QUE PRESENTA:

ING. ADRIÁN DOMÍNGUEZ MÁRQUEZ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
MAESTRO EN INGENIERIA EN MANUFACTURA

BECARIO DE CONACyT, EXPEDIENTE No. 286422

TITULAR:
DR. NOÉ G. ALBA BAENA

Página intencional

Página asignada para el

OFICIO DE AUTORIZACION DE IMPRESION, EMITIDA POR EL DEPARTAMENTO Y FIR-
MADA POR LAS AUTORIDADES CORRESPONDIENTES

Página intencional

Página asignada para el

ACTA DE EXAMEN (SINODALIAS Y CO-ASESORES), LIBERADA Y FIRMADA POR SIN-
ODALES

Dedicatoria

Dedico este trabajo a Dios por brindarme la oportunidad y la dicha de la vida, al brindarme los medios necesarios para continuar mi formación académica, y siendo un apoyo incondicional para lograrlo ya que sin él no hubiera podido.

A mi esposa, mi familia, mis padres y hermanos que me acompañaron a lo largo del camino, brindándome la fuerza necesaria para continuar y momentos de ánimo así mismo ayudándome en lo que fuera posible, dándome consejos y orientación, gracias.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Contexto	1
1.2. Antecedentes	2
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivo general	3
1.3.2. Objetivos particulares	3
1.4. Planteamiento del problema	3
1.5. Justificación	4
1.6. Alcance y delimitaciones	4
1.7. Metodología	5
1.7.1. Flujo propuesto de actividades	6
1.8. Organización del documento	8
2. Marco Teórico	10
2.1. Modelos de reconocimiento facial	10
2.1.1. Técnica de Análisis de Componentes Principales (EIGENFACES)	11
2.1.2. Redes Neuronales	12
2.1.3. Histogramas descriptivos	13
2.2. Técnicas de reconocimiento facial	13
2.2.1. Reconocimiento facial con visión artificial	13
2.2.2. Clasificadores en cascada para detección de rostros en imágenes digitales	14
2.2.3. Análisis de componentes principales Kernel (KPCA)	15
2.3. Genotipos	16
2.4. Fenotipos	17
2.5. Manejo de sistemas de visión y procesamiento de imágenes en el ramo de la medicina	18
2.5.1. Reconocimiento de rasgos fenotípicos faciales por procesamiento de imágenes	18
2.5.2. Co-relación entre fenotipos faciales de jóvenes con autismo y fenotipos clínicos	19
2.5.3. Selección de eigenfaces discriminantes para reconocimiento facial	19
2.5.4. Fenotipos faciales del síndrome velocardiocardiofacial	20
3. Metodología	22
3.1. Herramientas de desarrollo	22
3.1.1. Componentes físicos del sistema	22

3.1.2.	Entorno de programación	23
3.2.	Aplicación de Algoritmo de visión	25
3.2.1.	Desarrollo del algoritmo de visión	25
3.2.2.	Adquisición de imágenes	25
3.2.3.	Acondicionamiento de las imágenes	26
3.2.4.	Procesamiento de imágenes	27
3.2.5.	Base de datos de entrenamiento	28
3.2.6.	Cálculo de Eigenfaces	30
3.3.	Reconocimiento básico	31
3.4.	Desarrollo de una GUI (Interfaz Gráfica de Usuario)	32
3.5.	Captura y tratamiento de imagen	33
3.5.1.	Captura de imagen	34
3.5.2.	Tratamiento de imagen	35
3.6.	Análisis de algoritmo de reconocimiento	37
3.6.1.	Eigenfaces y PCA	37
3.7.	Asociación de histogramas descriptivos	40
3.7.1.	Datos analizados	41
4.	Experimentación y resultados	45
4.1.	Plan de experimentación	45
4.1.1.	Pruebas en ambiente de mediano control	46
4.1.2.	Pruebas para variaciones físicas significativas entre personas	53
4.1.3.	Análisis pára distribución de datos en histogramas descriptivos	56
4.1.4.	Pruebas aleatorias sobre 3 sujetos distintos	59
4.1.5.	Pruebas pára 6 conjuntos distintos de personas	61
5.	Conclusiones	64
5.1.	Acerca del área de aplicación	64
5.2.	Sobre las bases analíticas y prácticas	64
5.3.	Generales	65
5.4.	Trabajos a futuro	65

Índice de figuras

1.1.	<i>Diagrama de flujo del trabajo.</i>	6
1.2.	<i>Actividades y recursos utilizados para la realización del trabajo.</i>	8
2.1.	<i>Redes neuronales aplicadas a reconocimiento facial.</i>	13
2.2.	<i>Reconocimiento facial mediante visión artificial.</i>	14
2.3.	<i>Etapas de reconocimiento [12].</i>	15
2.4.	<i>Bases de datos generadas [5].</i>	16
2.5.	<i>Los genes se encuentran en las cadenas de ADN de cada organismo.</i>	17
2.6.	<i>Subgrupos de análisis 1 y 2 con la distribución del análisis de componentes principales [6].</i>	19
2.7.	<i>Sesión de entrenamiento [8].</i>	20
2.8.	<i>Rasgos faciales identificados en personas con el padecimiento de VCFS [9].</i>	21
3.1.	<i>Software MatLab® para procesamiento de imágenes y diseño de GUI.</i>	24
3.2.	<i>Patrones de imágenes a procesar.</i>	26
3.3.	<i>Caractéres de reconocimiento por imagen.</i>	28
3.4.	<i>Base da datos para entrenamiento.</i>	29
3.5.	<i>Imágenes con distorsión facial versus imagen natural cargada en la posición No. 5 del archivo del sujeto.</i>	30
3.6.	<i>Ejemplo de una Interfaz Gráfica de Usuario (GUI) pára reconocimiento facial.</i>	33
3.7.	<i>Inicialización de cámara.</i>	35
3.8.	<i>Captura, recorte y conversión de la imagen.</i>	36
3.9.	<i>Algoritmo contenido en el botón de captura pára 3 funciones.</i>	37
3.10.	<i>Area de cálculo de distancias euclidianas.</i>	37
3.11.	<i>Valores diagonales en la matriz de covarianza.</i>	38
3.12.	<i>Extracción de las características de PCA para imagen a probar.</i>	38
3.13.	<i>Valores de imagen almacenada en la base de datos proyectada en el espacio de caras, así como valores de imagen de prueba proyectados en el espacio de caras.</i>	39
3.14.	<i>Reconocimiento por valores de distancias euclidianas.</i>	40
3.15.	<i>Código empleado para la obtención de valores de media para cada sujeto en la base de datos.</i>	41
3.16.	<i>Gráfica de valores de media para cada sujeto en la base de datos.</i>	42
3.17.	<i>Código empleado para la obtención de los histogramas descriptivos de cada sujeto.</i>	43
3.18.	<i>Histogramas descriptivos pertenecientes a cáda uno de los sujetos de análisis.</i>	44
4.1.	<i>Configuración de imágenes sobre ambiente controlado.</i>	47
4.2.	<i>Imágenes del conjunto S1 para prueba inicial.</i>	47
4.3.	<i>Inicio de pruebas para sujeto 1.</i>	48

4.4. Resultados de las pruebas iniciales para el sujeto 1, así como el histograma que describe el comportamiento del perfil de imágenes.	49
4.5. Imágenes del conjunto S2 para prueba inicial.	49
4.6. Inicio de pruebas para sujeto 2.	50
4.7. Resultados de las pruebas iniciales para el sujeto 2, así como el histograma que describe el comportamiento del perfil de imágenes.	51
4.8. Imágenes del conjunto S4 para prueba inicial.	51
4.9. Inicio de pruebas para sujeto 4.	52
4.10. Resultados de las pruebas iniciales para el sujeto 4, así como el histograma que describe el comportamiento del perfil de imágenes.	53
4.11. Imágenes del conjunto S5 y S6 para prueba inicial.	54
4.12. Inicio de pruebas para sujetos 5 y 6.	55
4.13. Resultados de las pruebas iniciales para los sujetos 5 y 6, así como los histogramas respectivos que describen el comportamiento del perfil de imágenes pára cada uno de ellos.	56
4.14. Imágenes disponibles pára el sub-conjunto de análisis de histogramas	57
4.15. Histogramas descriptivos por cada una de las imágenes analizadas.	57
4.16. La media de los valores descritos pára cada imagen en escala de grises muestra las diferencias entre los valores pára los rostros.	58
4.17. Imágenes de conjunto de sujetos 1, 2 y 3 disponibles para evaluación.	59
4.18. Inicio de pruebas para sujetos 5 y 6.	60
4.19. Resultados de las pruebas iniciales para los sujetos 1, 2 y 3.	61
4.20. Resultados de las pruebas pára toda la población.	62
4.21. Prueba no satisfactoria pára usuario 5, imagen 8.	63

Resumen

En esta investigación se presenta el desarrollo de un sistema de visión para el reconocimiento de rasgos faciales utilizando la técnica de Análisis de Componentes Principales (PCA), eigenfaces e histogramas descriptivos. La investigación se divide en 4 fases. Inicialmente se crea una base de datos de entrenamiento la cual se utiliza para comparar con la imagen capturada y realizar el reconocimiento, enseguida viene una fase de cálculo de eigenfaces que son, lo que determinará la similitud entre los rostros analizados, luego la fase de reconocimiento, donde se utiliza el cálculo de distancias euclidianas para comparar los eigenfaces, así como los histogramas de una imagen representada en escala de grises de cada rostro analizado, y por último la fase de la interfaz gráfica de usuario a través de la cual se accede para comenzar la captura del rostro y el reconocimiento. Se obtuvieron resultados exitosos para la metodología propuesta, aún y cuando el reconocimiento se logra bajo un esquema de ambiente medianamente controlado en cuanto a iluminación y fondo de cada imagen. A lo largo de la investigación se encuentra de manera metódica y de subsecuencia el desarrollo del sistema de visión, además de la introducción, antecedentes y diferentes métodos para el reconocimiento de rostros.

Capítulo 1

Introducción

1.1. Contexto

En la actualidad, los sistemas de visión son de gran utilidad para todo tipo de aplicaciones tanto en la industria como en la vida cotidiana, por ejemplo las cámaras de control de tráfico, administración de archivos visuales en teléfonos celulares, etc. Se puede definir al sistema de visión o también conocido como visión por computador, al proceso de extracción de información del mundo físico a partir de imágenes utilizando un computador, o como la ciencia que estudia la interpretación de imágenes mediante computadores digitales. Algunas de las aplicaciones de los sistemas de visión se dan en; procesos industriales, en el campo de la medicina como apoyo al diagnóstico, reconocimiento de rasgos físicos entre personas, guiado de vehículos móviles y control de calidad de productos y procesos [9].

Un sistema de visión también se puede definir como un conjunto de técnicas y modelos que permiten la adquisición, procesamiento, análisis y explicación de cualquier tipo de información del mundo real a través de imágenes digitales [3]. Un sistema de visión no pretende sustituir, pero si igualar el comportamiento del ojo humano, incluso dar precisión para sistemas que requieran mayor enfoque y visibilidad. Con ayuda de sistemas de visión artificial ahora es posible llevar a cabo procedimientos médicos complejos, asistencia en diagnóstico médica, etc., incluso es posible diagnosticar padecimientos congénitos que se expresan en rasgos faciales característicos. Como es el caso del síndrome velocardiofacial, padecimiento que presenta fuertes expresiones en el tejido facial de los portadores activos, caso que se describe a detalle en el capítulo 2 de esta investigación.

La técnica utilizada tiene el objetivo de transformar las imágenes de rostros en un grupo pequeño de características, denominadas eigenfaces (alemán) o rostros propios, los cuales son los componentes principales del entrenamiento inicial del conjunto de las imágenes [5]. De manera que, en esta investigación se desarrolla la aplicación de un sistema de visión para el reconocimiento facial por procesamiento de imágenes a través del laboratorio de matrices Matlab, como software principal.

Matlab® es un software que permite realizar cálculos matemáticos por medio de la resolución de matrices reales o complejas además se acompaña de herramientas para diferentes campos de aplicación tales como: ajustes de modelos, transmisión de datos de la computa-

dora a un dispositivo electrónico, procesamiento de señales, ecuaciones diferenciales, análisis de elemento finito, modelos de estadística y probabilidad, y procesamiento de imágenes. Este último, es el que concierne para llevar a cabo el reconocimiento de los caracteres faciales, proceso mediante el cual se pretende detectar las características fenotípicas en el rostro de una o más personas, características resultado de la acción del medio ambiente de desarrollo de un individuo sobre su particular genotipo, heredado de sus padres [1].

El procesamiento de imágenes es la representación de imágenes digitales, de las cuales existen dos formas de hacerlo; el formato vectorial toma en cuenta la imagen y lo que la conforma para representarlas en figuras geométricas y el formato raster, el cual a base de matrices o vectores representa los puntos de color como píxeles. Por ser el más utilizado es el recomendado para el procesamiento de imágenes. Entonces con las herramientas mencionadas se desarrolla un programa capaz de autenticar la identidad de cierta persona sobre un ambiente medianamente controlado y basado en una imagen de referencia incluso de tiempo atrás. En aplicaciones del campo de la medicina forense, este tipo de sistema puede contribuir a la identificación de una persona con un buen nivel de confianza sin la necesidad de llegar hasta un examen exhaustivo de carácter genético.

1.2. Antecedentes

En las aplicaciones de los sistemas de visión ha habido gran auge, por lo tanto se encuentran aquellas que van desde personalización para un dispositivo electrónico, sistemas de seguridad, o para verificación en procesos de manufactura. Todos con el fin de dar seguridad a alguna propiedad o inmueble, o para procesos de sorteo o verificación en la calidad de los procesos de manufactura. De esta manera se puede decir que los sistemas de visión ayudan y contribuyen en la vida diaria por lo que se pretende llegar a igualar la visión humana o incluso sobrepasar la calidad de imágenes y enfoque necesario, según sea la aplicación.

El proceso de reconocimiento de caracteres fenotípicos faciales ha evolucionado con el paso de los años, básicamente en los sistemas de procuración de justicia en todo el mundo. Comúnmente, en aquellos países con problemas de inseguridad, son publicadas imágenes obtenidas de sujetos que son buscados por la comisión de algún delito. Como es de esperar, una vez obtenida alguna imagen que describe la identidad de una persona, pasa un cierto tiempo antes que esta sea capturada lo cual es desde días, meses o quizá años. Uno de los principales retos a los que se enfrenta el sistema de procuración de justicia es, al momento de una captura importante, la confirmación de la identidad de la persona antes de proceder con exámenes genéticos (en el caso que se cuente con esa información), situacionales, etc... que conllevan un proceso largo tanto para la persona que es sujeto de examen como para la entidad examinadora.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Desarrollo de un algoritmo de visión capaz de reconocer los caracteres fenotípicos del rostro basado en la técnica de eigenfaces e histogramas descriptivos de una imagen.

1.3.2. Objetivos particulares

Como objetivos específicos se tienen metas a corto plazo, las cuáles complementarán el resultado final:

- i. Definir rasgos fenotípicos faciales característicos (Concepto y características a analizar).
- ii. Aplicar un algoritmo de visión para el reconocimiento de caracteres fenotípicos faciales utilizando eigenfaces e histogramas descriptivos.
- iii. Desarrollar una interfaz gráfica de usuario para implementación.
- iv. Validación del algoritmo de visión.

1.4. Planteamiento del problema

El enfoque principal de esta investigación es el desarrollo de un algoritmo de visión para el reconocimiento de caracteres fenotípicos faciales. Debido a las limitantes con las que cuentan los sistemas de reconocimiento facial, se hace uso de la conjunción de dos técnicas de reconocimiento. Por citar un ejemplo, el sistema de procuración de justicia, tanto fuero común como federal, se propone la confirmación de identidad de personas presuntamente implicadas en un delito mediante un sistema que basa el análisis en los rasgos fenotípicos de una persona, aún y cuando las fotografías que se comparen tengan una diferencia en cuanto a la edad de la persona. De este modo, sería posible identificar a una persona de 25 años, basados en una fotografía suya a la edad de 15. Comúnmente, y por las implicaciones que conlleva un análisis de identidad, esto se lleva a cabo con la ayuda de un especialista en la materia (con antecedentes de conocimiento en áreas médicas, por ejemplo) quien determina las regiones de interés sobre la imagen de una persona. En este trabajo, una de las propuestas es la automatización de este paso durante la etapa de reconocimiento facial.

Se puede definir este trabajo más como mejora de un sistema de reconocimiento de rasgos faciales, que un problema o resolución a la necesidad de que el proceso de identificación sea expedito. Si se realiza una analogía de este sistema a un producto que satisface una necesidad, según el modelo de Kano, hay 3 necesidades para lograr la calidad de un producto; calidad básica o funcional, la cual resulta de lo que un producto debe tener para funcionar, luego la calidad mejorable, la cual brinda un mejor rendimiento y uso a las necesidades de la calidad básica, y por último la sobrequalidad, lo que no es ni necesario ni indispensable para el producto sino que lo convierte en un lujo o un artefacto con sobrequalidad [12].

Este trabajo se clasifica como un producto de calidad básica ya que genera una cantidad de datos suficientes para su implementación en un número finito de aplicaciones. Es así como se pretende que funcione como componente de un sistema más robusto el cuál pueda ser dependiente del reconocimiento facial previo que el sistema ejecuta. Los principales problemas que se pretende atacar son:

- i. Agilizar el proceso de confirmación de identidad con un medio ambiente de mediano control.
- ii. Dedicar recursos y esfuerzos a pruebas detalladas de rasgos genotípicos.
- iii. Desarrollar una interfaz gráfica de usuario portable para cualquier computadora portátil.

1.5. Justificación

Esta investigación se ideó por la necesidad de generar un método alternativo para el reconocimiento de rasgos fenotípicos entre personas, de manera enfocada a la confirmación de identidad personal. Además de esto, existe un interés personal por el procesamiento de imágenes digitales, el cuál en la actualidad brinda enormes ventajas en distintos campos de aplicación como se mencionó anteriormente.

Actualmente, los sistemas de reconocimiento facial utilizados en el sistema de justicia, por ejemplo, requieren de un especialista que fije de manera arbitraria las secciones de análisis en un rostro. Este trabajo pretende realizar la selección de dichas secciones de análisis de manera automática, basado en aprendizaje algorítmico intentando disminuir el factor de error humano, es decir, automatizar el proceso de identificación.

Algunas ventajas resultado de este trabajo son:

- i. Generar un nivel de confianza para confirmación de identidad entre personas.
- ii. Por medio del reconocimiento facial, tener un nivel de confianza mayor al 95 % de la identidad de la persona.
- iii. Disminuir el error de reconocimiento en un ambiente de mediano control generando datos estadísticos (histogramas) que definan el comportamiento de la imagen de una persona.
- iv. Realizar la identificación de una persona con un intervalo de confianza mayor al 95 %.

1.6. Alcance y delimitaciones

Como se menciona anteriormente, el proyecto pretende determinar un enfoque dirigido al sector de la criminalística, dado que es en este sector donde es mayormente requerido el análisis de rasgos fenotípicos entre imágenes, aunque este tipo de algoritmo puede ser aplicado a otras áreas realizando las adecuaciones necesarias, es decir, una vez que sean definidas las características comunes y de patrones requeridas para cada aplicación.

Como resultado final de este trabajo se propone un algoritmo de visión capaz de ser validado con base en la comparación de rasgos fenotípicos de tipo facial de un individuo a la vez en un ambiente mediano de control (iluminación y fondo).

1.7. Metodología

La forma en la que este trabajo se desarrolla consta de varias actividades las cuales abarcan desde la recopilación de la información, desarrollo del concepto, diseño del prototipo, implementación y validación del producto final, hasta la presentación de la información ante el comité evaluador. Inicialmente se hace uso de los recursos bibliográficos que se disponen en las instalaciones del Instituto de Ingeniería y Tecnología (IIT) de la UACJ, además de consultas externas y vía online de documentos informativos que enriquecerán el trabajo de investigación. Principalmente, se consultan trabajos relacionados en el campo analizado que han sido documentados en artículos de divulgación científica de diferentes publicaciones y congresos especializados. Seguido de esto se realizará una depuración de la información para considerar los trabajos que aportan aspectos de utilidad al presente trabajo. Todas estas referencias se mencionan al final del documento.

Las principales referencias en cuanto a la metodología son tomadas de los trabajos de Muge Carikci et. Al [2], donde se abarcan desde la perspectiva básica de procesamiento de imágenes utilizando eigenfaces hasta problemáticas de análisis de componentes principales complejos, esto, incluyendo todos los pasos definidos para el procesamiento de imágenes. Es de suma importancia la utilización del *software* indicado para reforzar lo establecido por los modelos, en este caso se trata de MatLab®. Adicional a esto, se realizará un estudio de caracteres morfológicos delimitados a la sociedad mexicana. Desde las medidas entre caracteres faciales hasta la extensiva definición de los rasgos fenotípicos y la relación directa existente entre la genética en una interacción con el medio ambiente.

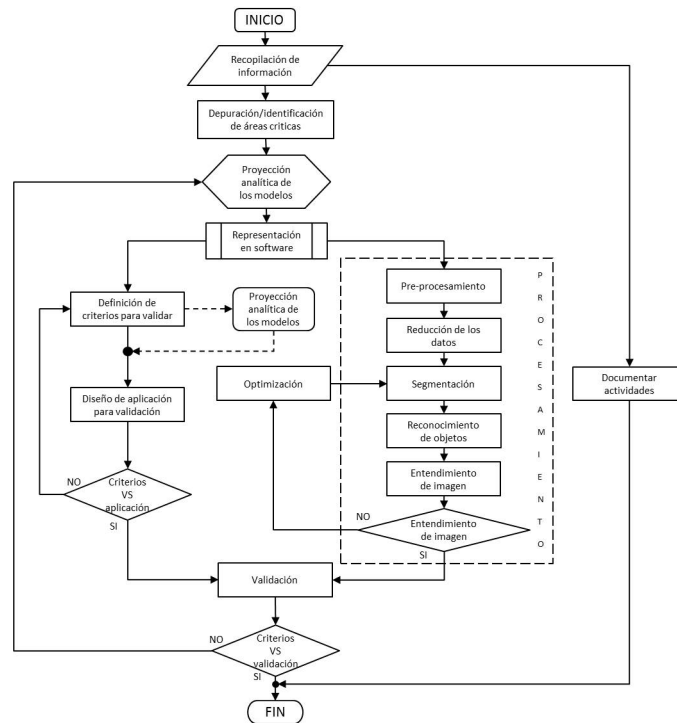


Figura 1.1: Diagrama de flujo del trabajo.

1.7.1. Flujo propuesto de actividades

El flujo de trabajo propuesto se sigue bajo la metodología de lenguaje unificado de modelado (UML)[6]:

- i. Inicialmente la entrada de datos será utilizada para la recopilación y selección bibliográfica que enriquecerá y justificará este trabajo, donde será seguida de un proceso de selección y depuración de áreas críticas de este trabajo que delimitarán al mismo.
- ii. Una preparación de datos resultará en la proyección analítica de los modelos que serán utilizados, básicamente para la creación de los histogramas descriptivos y el análisis de componentes principales.
- iii. Se requerirá de la utilización de métodos predefinidos para la representación en software utilizando librerías, metodologías y técnicas de modelado en la herramienta de software MatLab® .
- iv. De manera paralela se llevarán a cabo las etapas de procesamiento de imagen y el diseño de una aplicación para validación de criterios de aceptación.

- v. Lo anterior dará paso a una etapa de validación donde se pondrá a prueba los datos de imágenes evaluados utilizando un rango definido de diferencia en tiempo entre una imagen y otra.
- vi. Durante todo el trayecto de trabajo se documentarán actividades, cronología y bibliografía referencial para su presentación ante el comité evaluador.

Pasos, recursos y herramientas

La definición de los recursos y herramientas utilizadas para la realización del trabajo es parte fundamental del mismo al momento de transmitir las ideas al lector. De aquí surge la necesidad de exponer, como una opción gráfica adicional, una tabla que describa de manera general las actividades realizadas, su justificación y los recursos empleados para llevarla a cabo. En la figura 1.2, se expone dicha información:

PASO	ACTIVIDAD	METODO/MEDIBLE	HERRAMIENTA
Recopilación de información	- Búsqueda de fuentes bibliográficas y de divulgación científica que sustenten el trabajo.	- Artículos en revistas científicas. - Libros relativos al tema. - Artículos recientes (menos de 5 años de publicación).	- Bases de datos UACJ. - Biblioteca IIT. - Google escolar.
Depuración/identificación de áreas críticas	- Enfoque principal en identificación y selección de información relacionada a: Biometría facial, fenotipos, algoritmos de programación en MatLab, trabajos enfocados a la identificación de rostros, algoritmos de retropropagación, metodología de trabajo, justificación y definición de objetivos.	- Lectura. - Reportes. - Ensayos. - Prácticas con algoritmos predefinidos.	- Mendeley. - Microsoft office. - LaTeX. - MatLab.
Proyección analítica de los modelos	- Definición de librerías a utilizar, estructura general del código, definición de variables de tipo local y global, funciones, parámetros y cantidad de datos a procesar.	- Principios básicos de histogramas descriptivos. - Requerimientos para el uso de eigenfaces. - Limitantes del uso de redes neuronales. - Entrenamiento.	- Bibliografía. - Simulaciones "de escritorio".
Representación en software	- Definición de regiones de interés, propuestas de optimización para metodologías definidas, evaluación de factibilidad.	- Revisión de resultados para algoritmos definidos (comprobación)	- MatLab.
Definición de criterios para validar	- Determinación de áreas de enfoque, límites para captura y procesamiento de imagen, comparativo de pertenencia entre histogramas descriptivos, métodos de confirmación de pertenencia.	- Graficación de resultados entre imágenes. - Llenado de matrices de covarianza. - Creación de eigenvectores. - Medición de distancias euclidianas.	- MatLab. - Minitab. - Microsoft excel. - Microsoft Access.
Diseño de aplicación	- Orden de funciones, variables, casos, etc., requerimientos de sistema para llevar a cabo el reconocimiento, diseño de GUI para captura y comparación.	- Programación. - Definición de funciones. - Llenado de matrices de covarianza. - Cálculo de eigenvectores. - Creación de histograma en imagen referencia.	- MatLab. - Minitab. - Microsoft excel. - Microsoft Access.
Implementación	- GUI para uso final, captura de imágenes de prueba/validación, creación de base de datos referencia, tratamiento de imágenes (captura, conversión a escala de grises, recorte), asignación de valores para archivo de imágenes.	- Programación. - Captura simultánea de imágenes (ambiente simple). - Comparación entre rostros (curvas de datos)	- MatLab. - Minitab. - Microsoft excel. - Microsoft Access.
Validación	- Comparativo entre datos descriptivos, valores de eigenvectores y matrices de covarianza, discriminación entre pertenencia de conjuntos y subconjuntos de datos, correlación entre eigenvectores e histogramas descriptivos.	- Programación. - Identificación bajo conjunto de 10 imágenes por persona. - Eliminación de variables de ruido (sombras no propias del rostro, iluminación de fondo, etc.). - Correlación: distancias euclidianas - eigenvectores - histogramas descriptivos.	- MatLab. - Minitab. - Microsoft excel. - Microsoft Access.
Documentación	- Creación de documento para presentación final, inclusión de bibliografía utilizada y metodología en detalle, definición de hipótesis y resultados de validación, antecedentes considerados y contexto.	- Reporte. - Lectura. - Creación de datos medibles y gráficos ilustrativos.	- Mendeley. - Microsoft excel. - LaTeX. - Minitab.

Figura 1.2: Actividades y recursos utilizados para la realización del trabajo.

1.8. Organización del documento

Es conveniente mencionar brevemente la manera en que este trabajo se desarrolla, con el afán de presentar al lector un panorama general y concentrado de la información y contenido que aquí se maneja capítulo a capítulo.

Capítulo 1: Introducción.

Para este capítulo, se pretende inicialmente mencionar el objeto del estudio, las bases en las que se sustenta, así como los motivos que justifican el trabajo de investigación en el área, ofreciendo una breve introducción sobre las ramas que se abordarán en el desarrollo del mismo, además de delimitar el campo de investigación.

Capítulo 2: Marco Teórico.

Es en este capítulo donde se abordan temas relacionados con el trabajo de investigación, los cuales enriquecen al mismo. Se manejan términos de morfología, relación entre caracteres genotípicos y fenotípicos desde nivel básicos a complejo, así como la mención de trabajos de investigación relacionados y conceptos generalizados en el área del desarrollo.

Capítulo 3: Metodología.

Se presenta el desarrollo de las actividades realizadas para el cumplimiento de los objetivos planteados en el capítulo 1. Se explica de que manera habrán de estructurarse los algoritmos propuestos, así como el impacto de cada uno de los componentes y herramientas considerados en este trabajo. Además se definen las herramientas de *software* que colaboran en la realización de las actividades, las cuales fueron:

- i. **MatLab®** . Programa con lenguaje de alto nivel basado en matrices.
- ii. **iGrafX®** . Programa para modelado de funciones y procesos (IDEF0).
- iii. **GIMP®** . Programa para conversión de imágenes a formato *encapsulated post-script*.
- iv. **GanttProject™** . Programa para creación de diagramas de Gantt.

Capítulo 4: Experimentación y resultados

Se genera un plan de experimentación basado en comparativa de imágenes de algunas personas con diferencias entre la imagen actual y una de tiempo pasado. Con esto se pretende, además, definir la ventana de operación del algoritmo de identificación, es decir, cuál será el rango de tiempo aceptable para un nivel de confianza alto al comparar dos imágenes: una actual y otra de tiempo pasado. Además en este capítulo son presentados los resultados de dicho plan de experimentación.

Capítulo 5: Conclusiones y trabajos futuros

Es en este capítulo donde se expresan las conclusiones emitidas al término del presente trabajo, en las distintas áreas que lo involucran, así como la presentación de aportaciones en propuestas de investigación derivadas de lo analizado y las necesidades detectadas durante el desarrollo del mismo.

Capítulo 2

Marco Teórico

Al manejar un algoritmo capaz de reconocer rostros es necesario comprender algunos de los elementos principales que conforman dicho proceso. De una imagen digital parte el reconocimiento, entendiendo que el término de imagen digital se refiere a una serie de pulsos eléctricos, los cuáles se basan en un sistema binario (unos y ceros), es cualquier imagen que se capture desde un dispositivo electrónico, siendo este una cámara digital [2]. El procesamiento digital de imágenes es una de las actividades principales para tratar el reconocimiento de rostros, el cual se logra al dividir una imagen en un arreglo rectangular de elementos [3], de la cual se despliega el elemento pixel, siendo esta la unidad más pequeña de la que se compone una imagen, cada uno con diferente color el cual se obtiene combinando los tres colores básicos (rojo, verde y azul) [4].

El tratamiento de imágenes brinda la flexibilidad de procesar una imagen para su futura implementación en algún sistema de visión artificial el cual se define como el proceso de obtención, caracterización e interpretación de la información de imágenes tomadas de un mundo tridimensional [3]. Dentro de un sistema de visión se encuentra el interés de este trabajo, un sistema para reconocimiento de rasgos fenotípicos es aquel capaz de determinar que una persona es la misma comparando una imagen capturada en tiempo real y una imagen tomada hace tiempo. Para realizar tal proceso es necesario contar con las herramientas capaces de determinar semejanzas entre ambas imágenes basado en los caracteres morfológicos pertinentes, derivados estos de la genética de la propia persona, así como del efecto del factor ambiente y tiempo. La correlación y covarianza son herramientas a considerar para este proceso. La correlación bidimensional de dos imágenes nos permite saber si una de ellas está presente en la otra y en qué posición, mientras que la covarianza se refiere a la relación que existe entre dos variables [10].

Existen diferentes métodos para desarrollar un algoritmo de reconocimiento facial eficiente, a continuación se muestra un listado de los métodos investigados, así como con el cual se lleva a cabo este trabajo.

2.1. Modelos de reconocimiento facial

2.1.1. Técnica de Análisis de Componentes Principales (EIGENFACES)

Uno de los métodos más comunes es el Análisis de Componentes Principales (PCA) el cual tiene el objetivo de transformar las imágenes de rostros en un grupo pequeño de características, denominadas eigenfaces (alemán) o rostros propios, los cuales son los componentes principales del entrenamiento inicial del conjunto de las imágenes [5]. El Análisis de Componentes Principales es un método para transformar un número de variables correlacionadas en un pequeño número de variables no correlacionadas, es decir, dado un número de muestras de un conjunto de n variables se analiza si es posible representar, adecuadamente esa información por un número menor de variables construidas como combinaciones lineales de las originales [6]. El Análisis de Componentes Principales descompone una señal o imagen en un conjunto de vectores básicos o también conocidos como eigenvectores. El método puede ser aplicado para un sistema de reconocimiento facial convirtiendo los píxeles de una imagen a un valor numérico de vectores eigenface, los cuales pueden ser comparados para medir la similitud de dos imágenes de cara [8].

Los eigenfaces son vectores de datos utilizados en computación para el reconocimiento facial, a los que se les denomina eigenvectores y cada uno de ellos contiene información en valores escalares llamados eigenvalores [6].

Antecedentes de la técnica

En general, el impulso a la utilización de la técnica de eigenfaces fue gracias a Lurence Sirovich y Robert M. Kirby en 1987 (reativamente hace poco tiempo), de manera que se tomaba, de un conjunto original de imágenes de cara, el cálculo de un menor sistema de coordenadas para comprimir una imagen, donde cada coordenada es una imagen a las cuales denominaron eigenpictures, del alemán eigen=propio, imágenes propias. Fueron Mathew Turk y Alex Pentland quienes desarrollaron el método de reconocimiento de Sirovich y Kirby reformulando el término, denominándolo eigenfaces o caras propias [6].

Combinación y uso de PCA y eigenfaces

Como se ha comentado, lo que se busca es encontrar los componentes principales de una distribución de caras o eigenvectores de la matriz de covarianza, que se refiera a la relación entre dos variables, de un conjunto de imágenes de caras tratando a una imagen como un vector en un espacio multidimensional [9]. Dando a orden a los eigenvetores, de acuerdo a diferentes cantidades según sea la variación en las imágenes de caras. Una vez realizada esta operación, es posible comprender como eigenvectores a las características que diferencian a un conjunto de imágenes de caras, a lo que le denomina eigenface.

Para generar un conjunto de eigenfaces se digitaliza un grupo de imágenes de caras tomadas con la misma intensidad de luz, para luego normalizarse a la línea de los ojos y de la boca. Es en esta parte en la que se buscará crear sinérgia con los rasgos biométricos característicos que nos lleven a la identificación de caracteres, inicialmente genotípicos, que luego de la acción del medio ambiente se conviertan en rasgos de reconococimiento fenotípico. Los eigenfaces pueden extraer datos por medio de una herramienta matemática la cual se menciona posteriormente, Análisis de Componentes Principales (PCA). Al crearlos, los eigenfaces aparecen como zonas

luminosas y oscuras organizadas con un patrón específico y con ese patrón se diferencian las características de la cara que están señaladas para ser evaluadas. Algunos ejemplos de esto serán un patrón para evaluar la simetría o el tamaño de la nariz o de la boca [7].

Cálculo de eigenfaces

Dada una imagen de un rostro por la matriz $N \times N$, entonces se puede considerar como un vector de dimensión N^2 , de manera que una imagen de 256 por 256 será un vector de dimensión 65536. PCA desea encontrar la mejor distribución de las imágenes de rostro dentro del espacio completo, al cual Kirby y Sirovich denominaron espacio de las imágenes. Estos vectores de dimensión $d = N^2$ nos da una imagen $N \times N$ y es una combinación lineal de los vectores base del sub-espacio.

2.1.2. Redes Neuronales

Como uno de los métodos que son considerados como eficientes y de gran exactitud pero, computacionalmente de alto costo, son las redes neuronales. El referirse a alto costo es debido a que requiere un gran tiempo de programación, además de recursos de máquina. Para entender lo que es una red neuronal habrá que comenzar por mencionar el origen de este método. Las redes neuronales surgen de la relación entre varios tópicos como computación evolutiva y cognitiva, lógica difusa, razonamiento aproximado, teoría del aprendizaje, y pretende emular el funcionamiento de los sistemas nerviosos biológicos. Una red neuronal debe asemejarse a las características que posee un sistema nervioso biológico.

El funcionamiento de las redes neuronales recae en el almacenamiento de la información en interconexiones y se direcciona por contenido. Las operaciones que realiza se llevan a cabo de manera paralela y asíncrona. Se basa en aprendizaje y no en un algoritmo. De las características principales encontramos que el aprendizaje y entrenamiento son fundamentales, antes de aplicar a la resolución de cualesquier problema. El reconocimiento facial en redes neuronales no deja de ser un caso especial de reconocimiento de patrones y clasificación. La red neuronal es entrenada de tal manera que, mediante el almacenamiento de un conjunto de patrones, caras y características de caras de personas. Al inducirle una entrada nueva al sistema, en este caso un rostro nuevo, con distorsiones o ruido, debe enviar la original o la que más se asemeje [9]. El resultado depende directamente si el entrenamiento dado a la red neuronal fue bueno, en el cual se tuvieron en cuenta factores como la iluminación y posición, entonces el resultado será exitoso u óptimo.

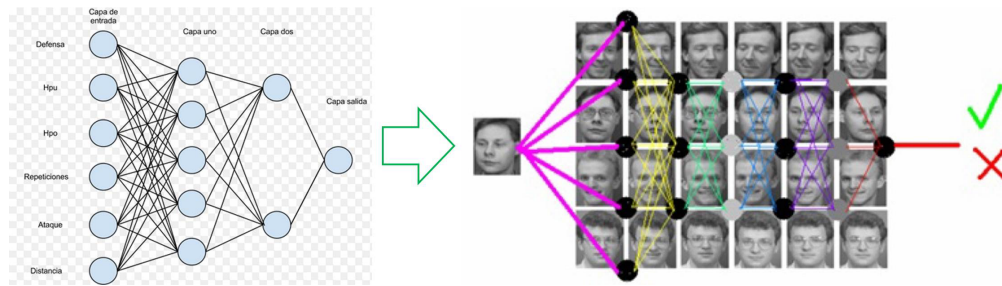


Figura 2.1: *Redes neuronales aplicadas a reconocimiento facial.*

2.1.3. Histogramas descriptivos

Las imágenes por sí mismas contienen una cantidad enorme de datos con los cuales es posible trabajar, en función del requerimiento y aplicación que se desea dar. Un ejemplo de esto, es generar histogramas que describirán una imagen, es decir, en el momento en que una imagen es convertida a escala de grises para su tratamiento, es posible generar una cantidad de datos estadísticos que describan como es que esta conformada esa imagen. Luego de esto, la similitud entre un conjunto de datos y otro puede establecer una relación de pertenencia. Es de este modo como es posible agregar valor al tratamiento de las imágenes obteniendo información valiosa de ellas y establecer una relación más allá de la pertenencia entre unas y otras con respecto a las distancias euclidianas obtenidas del procesamiento previo.

En un término simple, llega un punto en que una curva determina la identidad (en función de datos descriptivos) de una persona, más allá de los resultados con los que contribuye la medición y tratamiento de resultados para las distancias euclidianas.

2.2. Técnicas de reconocimiento facial

2.2.1. Reconocimiento facial con visión artificial

Este es el método con el que se lleva a cabo el algoritmo para el reconocimiento con la técnica de Análisis de Componentes Principales PCA[9]. El desarrollo del algoritmo se lleva a cabo en lenguaje de programación de OPENCV. Este, identifica a cada usuario asignándole el nombre y un número y la guarda como base de datos para iniciar el reconocimiento, pretende reducir el tiempo de procesamiento para el reconocimiento. El reconocimiento facial por medio de visión artificial se da en distintos tipos, desde visión en 2D, la cual aproxima los resultados de reconocimiento por puntos indicativos de un rostro a otro, hasta visión 3D, donde es posible incluso analizar profundidad de patrones faciales comunes dando mayor certeza en los resultados obtenidos. Ha sido posible desarrollar sensores de visión estereoscópica, donde las cámaras y el algoritmo de programación intentan emular la manera en que la visión humana se desempeña.

En la figura 2.2 se muestra un ejemplo de una interfaz que es utilizada para reconocimiento facial por visión artificial.



Figura 2.2: Reconocimiento facial mediante visión artificial.

2.2.2. Clasificadores en cascada para detección de rostros en imágenes digitales

Esta técnica basa el reconocimiento de rostros en una técnica de filtrado de imágenes para procesamiento, tomando las principales características faciales. Para obtener dichas características se basa en los filtros de Haar y clasificadores en cascada [12]. Para llevar a cabo el reconocimiento de rostros el autor lo divide en 4 etapas descritas en la figura 2.3.

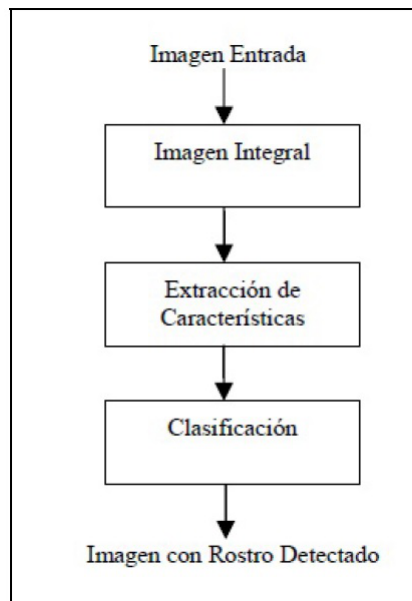


Figura 2.3: *Etapas de reconocimiento [12].*

2.2.3. Análisis de componentes principales Kernel (KPCA)

Esta técnica muestra el reconocimiento de expresiones faciales con análisis de componentes principales Kernel, utilizando la función Kernel que mapea los datos del espacio característico original a uno de mayor dimensionalidad, de esta forma un problema de origen no lineal se traslada a uno lineal y puede resolverse linealmente. Este método se puede comparar con el análisis de componentes principales [5]. Las bases de datos son enriquecidas para su entrenamiento con imágenes con varias expresiones tales como: tristeza, enojo, alegría y sorpresa. Esta técnica utiliza los parámetros de Kernel y el número de vectores propios para ser comparados con la base de datos, la cual se muestra en la figura 2.4.

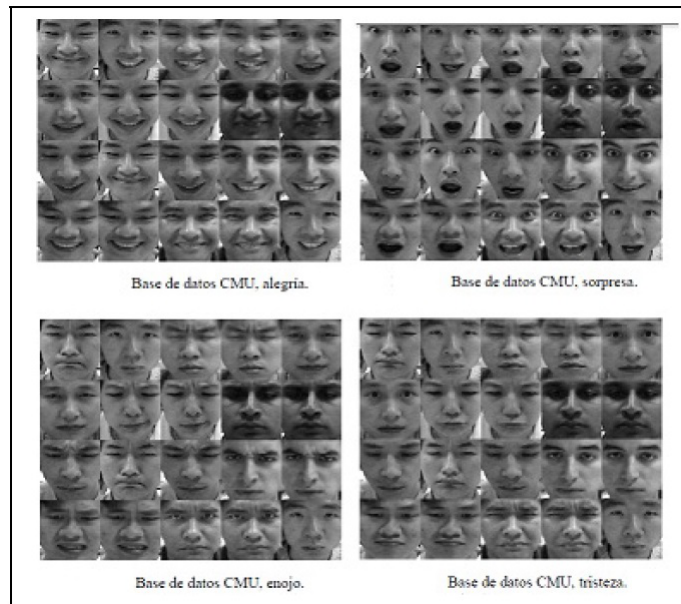


Figura 2.4: Bases de datos generadas [5].

2.3. Genotipos

El genotipo es la información genética que posee un organismo en particular, en forma de ADN, esto heredado de los padres a los hijos de una generación a otra. Cada especie (animal o vegetal) cuenta con numerosas variaciones en muchos de los genes, por ejemplo en los humanos, aunque todos pertenecemos a la misma especie nos diferencian ciertos genes entre razas. El genotipo de una persona está impreso directamente en el ADN, lo que a cada organismo le confiere singularidad de entre miembros de la misma especie, aunque el ambiente juega un papel muy importante debido a que su interacción con los genotipos da lugar a los fenotipos específicos de cada uno. Podría definirse el genotipo como el conjunto de genes de un organismo, mismos que le fueron heredados de sus padres. Los genotipos cuentan con la particularidad de que no todos se expresan de manera activa en los organismos. Un ejemplo sería el de un padre que es portador de una enfermedad recesiva en su información genética pero dicha enfermedad no se encuentra activa, es decir, no está enfermo, pero esta enfermedad podría heredarse de manera activa a uno de sus hijos.

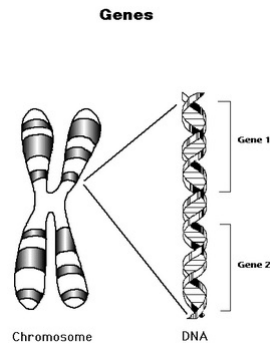


Figura 2.5: Los genes se encuentran en las cadenas de ADN de cada organismo.

2.4. Fenotipos

En biología y ciencias de la salud, se denomina fenotipo a la expresión del genotipo en función de un determinado ambiente[7]. Los diferentes rasgos fenotípicos cuentan con características físico-biológicas como conductuales. En algunos casos podría definirse al fenotipo como la manifestación visible del genotipo, pero en ocasiones las características a observar en un individuo no son visibles, como la presencia de un virus o enzima. De manera general puede decirse que un fenotipo es cualquier característica observable de un organismo, resultado de la acción del medio ambiente en el que se desarrolla como puede ser:

- i. **Morfología.** Los rasgos morfológicos de raza se manifiestan en los individuos como resultado de la adaptación al ambiente en el que se desarrollan. Ejemplos de esto sería el camuflaje natural de algunos animales para sobrevivir en su medio, la adaptación física de algunos animales como resultado de la evolución, como los cuellos largos de las jirafas.
- ii. **Conducta.** Es bien sabido que basados en la sociedad en la que cada organismo se desarrolla, estos tienden a adoptar distintas maneras de comportarse, mismas que llevarán consigo aun y cuando cambien de ambiente de desarrollo. Después de un cambio de ambiente, un individuo tenderá a adoptar rasgos conductuales del nuevo ambiente, hasta convertirlos en propios.
- iii. **Fisiología.** Dependiendo de la zona de desarrollo, un individuo presentará rasgos característicos en su fisiología, por ejemplo, las personas que viven en una zona de playa (ambiente con humedad constante) presentan densidad de dermis distinta a la de las personas que viven en un ambiente desértico (ambiente seco como constante).

De este modo y de manera básica se puede resumir la caracterización de un fenotipo con la siguiente ecuación:

Ambiente + Genotipo + Ambiente * Genotipo = Fenotipo.

Un fenotipo es cualquier característica detectable de un organismo (estructural, bioquímico, fisiológico o conductual) determinado por una interacción entre su genotipo y su medio.

2.5. Manejo de sistemas de visión y procesamiento de imágenes en el ramo de la medicina

La medicina moderna utiliza en gran medida la ayuda del procesamiento de imágenes en sus múltiples desarrollos, desde un diagnóstico médico hasta la asistencia de equipos de visión en intervenciones quirúrgicas. En esta sección se realiza la reseña de algunos trabajos aplicados al campo de la medicina los cuáles enriquecen la metodología a seguir en la presente investigación.

2.5.1. Reconocimiento de rasgos fenotípicos faciales por procesamiento de imágenes

En la actualidad los sistemas de visión son utilizados en múltiples aplicaciones, desde vigilancia hasta la asistencia médica en procedimientos de alto difícil acceso a la visión del especialista. En el caso que ocupa a este trabajo, se aplicará el procesamiento de imágenes con un enfoque en el reconocimiento de los rasgos fenotípicos faciales en un grupo determinado de casos. Esto, con el fin de aplicar este trabajo al área de la criminalística en Ciudad Juárez. En la actualidad existen métodos por los cuáles una persona o un cadáver son identificados en base a fotografías que se tienen de ellos tiempo atrás. Enfocados en los casos mencionados habrá que dividir la aplicación en cada uno de ellos:

- i. **Reconocimiento de personas.** La necesidad se justifica en el momento en que una persona es detenida por la comisión de un delito pero no se cuenta con un nivel alto de confianza en que esta persona sea o no quien se presume. En este caso, contar con una imagen previa de la persona ayudará a determinar su identidad sin la necesidad de llegar a un análisis genético, aun y cuando haya pasado algún tiempo desde la primer imagen de la persona.
- ii. **Reconocimiento en cadáveres.** Aplica para el mismo caso que identificación en personas aún con vida, el reto en este punto es lograr la identificación en cadáveres con un cierto grado de descomposición sin llegar a la utilización de técnicas avanzadas de rehidratación o análisis genético.

Para enriquecer estos tópicos, se anexará en el apéndice A, el resultado de una investigación de campo realizada en las instalaciones de la Procuraduría Estatal de Justicia, con la ayuda de personal ministerial que ahí lleva a cabo labores de este tipo.

2.5.2. Co-rrelación entre fenotipos faciales de jóvenes con autismo y fenotipos clínicos

La manera en la que trabaja el cerebro humano genera tejidos faciales característicos entre las personas, caracterizando rasgos tanto de raza como de enfermedades características como el autismo [6]. En el trabajo desarrollado por Aldridge, se generan sub grupos de individuos (imágenes) donde se definen aquellos rasgos faciales que identifican a los jóvenes con esta enfermedad de aquellos que no son portadores. Inicialmente se generan bases de datos con los sub grupos de personas, unos con la enfermedad y otros no. Con cada una de las imágenes en los subgrupos se realiza el cálculo de los eigenvectores, esta vez utilizando imágenes estereoscópicas en 3D y distancias euclidianas entre los factores de cada rostro propio. De esta manera obtienen la distribución de los eigenvectores y sus coordenadas principales. en la figura 2.6 se muestra la manera en que es procesada la imagen y calculada la distribución de los eigenvectores.

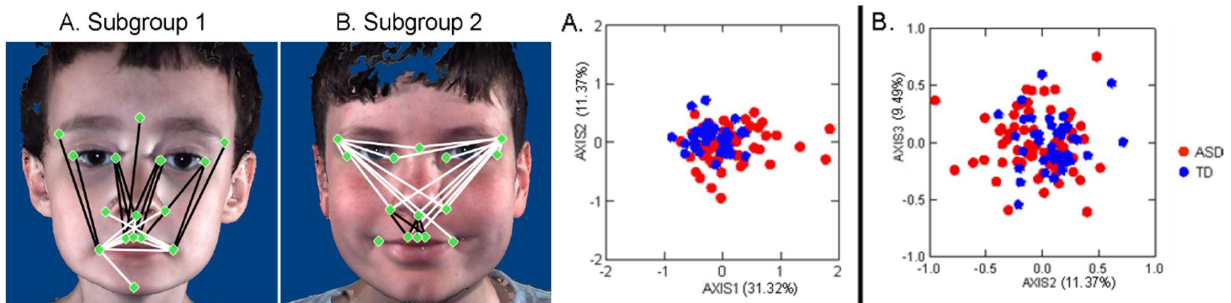


Figura 2.6: Subgrupos de análisis 1 y 2 con la distribución del análisis de componentes principales [6].

2.5.3. Selección de eigenfaces discriminantes para reconocimiento facial

En el proceso de reconocimiento de rostros se requiere de una etapa de entrenamiento la cuál debe ser lo suficientemente robusta para que no represente un reto a la persona encargada del desarrollo algorítmico [8]. Esto, ayudará en gran parte a minimizar el rango de error en el reconocimiento debido a factores ambientales como los gestos, iluminación, acercamiento de la imagen, etc., es por ello que es importante incluir este tipo de aproximaciones propuestas por Wang a efecto de robustecer el manejo de las imágenes a comparar.

En la figura 2.7 se muestra la manera en que se realiza la fase de entrenamiento para el reconocimiento de los rostros.

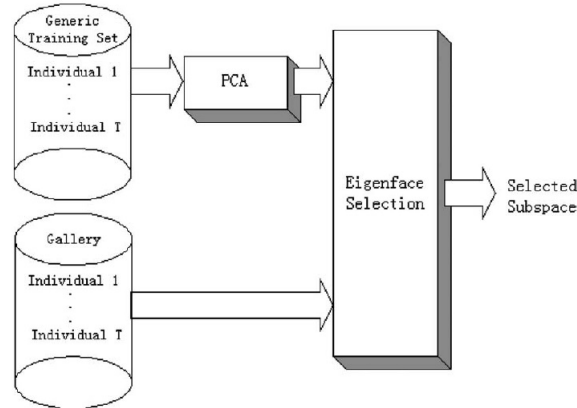


Figura 2.7: Sesión de entrenamiento [8].

2.5.4. Fenotipos faciales del síndrome velocardiofacial

Este síndrome es un trastorno genético el cuál esta basado en una anomalía cromosómica. El VCFS es un trastorno genético con condiciones variables presentes en cada persona que lo padece. Sin embargo, las condiciones que son comunes del síndrome incluyen determinados defectos cardíacos, efectos en el aspecto del rostro y ausencia o subdesarrollo del timo y las glándulas paratiroides [9]. En el trabajo de Butts, se definen los rasgos fenotípicos faciales presentes en las personas con este padecimiento, aunque no son las únicas características con las que un paciente cuenta. Algunas otras manifestaciones de la enfermedad incluyen:

- i. Labio leporino y/o paladar hendido.
- ii. Pérdida o anomalías en la audición.
- iii. Microcefalia.
- iv. Trastornos psiquiátricos.
- v. Párpados caídos.
- vi. Boca, mentón y nariz pequeños.

Entre otros, los rasgos antes mencionados forman parte de las manifestaciones visibles de esta enfermedad. En el trabajo de Butts, se definen las distancias euclidianas en cada uno de los rasgos faciales que intervienen en la manifestacion de la enfermedad, esto, da pauta para realizar el reconocimiento facial de rostros el cuál pudiera resultar en un diagnóstico médico acertado sin la necesidad de llegar a un análisis profundo de genes.



Figura 2.8: Rasgos faciales identificados en personas con el padecimiento de VCFS [9].

Capítulo 3

Metodología

Para la elaboración de este proyecto se plantea una metodología contemplando distintas etapas que son necesarias para cumplir con el objetivo general. A continuación se describe cada etapa detalladamente, así como la definición de las herramientas que serán utilizadas para llevar a cabo el proyecto. Es en este capítulo donde se presentan los métodos empleados para cumplir con los objetivos planteados, así como el funcionamiento del algoritmo de visión.

3.1. Herramientas de desarrollo

En esta sección se describen las herramientas utilizadas referentes a *hardware* y *software*, además de sus especificaciones técnicas, así como la justificación en su utilización.

3.1.1. Componentes físicos del sistema

Una de las secciones fundamentales de un proyecto es la inclusión de componentes físicos, conocidos también como *hardware*, los cuáles serán los encargados de interactuar directamente con cada uno de los usuarios del sistema. Estos componentes, se deben elegir cuidadosamente para cumplir con el objetivo planteado y lograr plasmarlo de manera real. Para este trabajo, son requeridos los siguientes componentes:

- i. Computadora personal portátil con cámara integrada.
- ii. Cámara *web* adicional.
- iii. Estructura física para cámara.

Computadora portátil

En este trabajo, la computadora juega un papel demasiado importante, ya que da vida al funcionamiento principal del sistema de visión. Este equipo se encarga de procesar la información para llevar a cabo el reconocimiento facial. En este equipo se desarrolla el algoritmo de visión, por ello es requerido mostrar algunas de las especificaciones técnicas más importantes.

- Procesador:
AMD V120 Processor a 2.20 Ghz.

- Tarjeta de gráficos:
Tarjeta de gráficos Intel con memoria compartida.

- Memoria:
320 GB en disco duro SATA de 5400 RPM y 2.0 GB de memoria RAM.

Cámara

El elemento de sensado utilizado en este trabajo es una cámara (sensor de visión) para capturar las imágenes a procesar. Dicho dispositivo cuenta con las siguientes especificaciones técnicas:

- Construcción:
LifeCam HD-3000.

- Conexión:
USB.

- Resolución:
Máxima resolución digital: 1280 x 720. Modo panorámico 16:9, TrueColor Technology.

- Conectividad:
Interfaces: 1 x Hi-Speed USB - 4 PIN USB tipo A.

- Compatibilidad:
Sistema operativo requerido: Microsoft Windows 7, Microsoft Windows XP SP2 o posterior, Microsoft Windows Vista.

3.1.2. Entorno de programación

MatLab

El desarrollo del algoritmo de visión es llevado a cabo dentro del entorno del *software* del laboratorio de matrices MatLab, debido a las ventajas que este ofrece para el manejo de la información. Algunas de las características que definen este *software* son:

- i. Sistema interactivo cuyo elemento básico de almacenamiento de información son las matrices.
- ii. La matriz de almacenamiento no requiere de dimensionamiento.
- iii. Habilidad para resolver varios problemas de computación técnica en una fracción de tiempo comparada contra un lenguaje no interactivo como C.

Es esta última característica de MatLab lo que lo hace un recurso muy efectivo dado que permite recortar el tiempo y recursos computacionales requeridos, especialmente cuando se cuenta con formulaciones matriciales y vectoriales. Este programa, cuenta con una familia de soluciones a aplicaciones específicas de rápido acoplamiento, llamadas *toolbox*, o caja de herramientas específicas. Estas cajas de herramientas son colecciones muy amigables de funciones de MatLab (archivos M), que extienden su entorno para la resolución de problemas especiales tales como control, creación de funciones, estructuras de datos, funciones *in - out* y programación orientada por objetos.

Este programa, cuenta con módulos extensivos para la caracterización de vectores y matrices en forma de gráficas, así como para realizar comentarios e impresión de estas gráficas. Además, incluye funciones de alto nivel para la caracterización y visualización de datos en dos y tres dimensiones, procesamiento de imágenes, animación, y creación de gráficos de presentación [18].

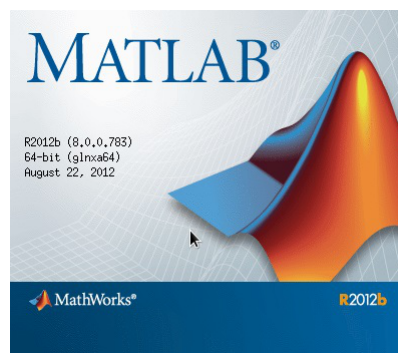


Figura 3.1: *Software MatLab® para procesamiento de imágenes y diseño de GUI.*

3.2. Aplicación de Algoritmo de visión

La elaboración de un algoritmo de visión contempla desde la captura de las imágenes hasta el procesamiento de las mismas para obtener los resultados esperados. Es necesario en este punto definir aquellos caracteres que serán reconocidos en cada una de las imágenes. Una de las diferencias más significativas que podrían definirse en este trabajo, es que los rasgos de identificación de un rostro a otro serán definidos de manera automática, ya que existen aplicaciones similares las cuáles manejan la etapa de definición de rasgos de modo manual, el cuál es susceptible a errores en las mediciones de las distancias euclidianas. Para esta etapa se delimita el tipo de personas que formarán parte de los sub grupos de reconocimiento, principalmente con aquellas personas del norte de México descendientes directos de personas también del norte de México.

Lo anterior para conservar homogeneidad en las imágenes analizadas a manera de delimitación del campo de trabajo para el algoritmo. Un anexo de este trabajo contendrá a detalle el algoritmo de programación utilizado en esta investigación.

3.2.1. Desarrollo del algoritmo de visión

El modelo matemático elegido para el desarrollo del algoritmo es el Análisis de Componentes Principales (PCA) y Eigenvectores. El cual representa una cara por un conjunto reducido de valores los cuales representan las características de la imagen en donde los componentes principales se denominan eigenfaces de la matriz de covarianza y esta se forma por las imágenes de la base de datos. Para llevar a cabo el reconocimiento se realiza la proyección de una nueva cara en el subespacio formada por los eigenfaces para comparar su posición con las posiciones de los rostros conocidos [9]. El modelo matemático se presenta en la sección 2.1.1 de esta investigación. A lo largo de este capítulo se explica paso a paso el desarrollo del algoritmo de visión.

3.2.2. Adquisición de imágenes

La adquisición de imágenes se realizará en un ambiente de mediano control para mitigar el ruido en las imágenes a analizar. Se propone tomar una muestra de la población de 6 personas para experimentar, adquiriendo de cada una de ellas 10 imágenes. Dentro de esta muestra se contemplarán personas con distintos rasgos fenotípicos entre ellos para enriquecer el entrenamiento de la base de datos. Además en la adquisición de imágenes para entrenamiento se tomarán imágenes con las siguientes variaciones:

- i. Vista frontal del rostro.
- ii. Vista frontal, rostro girado a la izquierda.
- iii. Vista frontal, rostro girado a la derecha.
- iv. Vista frontal, rostro elevado 45 grados.
- v. Vista frontal, rostro agachado 45 grados.

vi. Vista frontal, rostro con expresión aleatoria (mueca, guiño, etc...).

La imagen 3.2 muestra la ejemplificación de las posiciones en las que se entrenará el algoritmo de reconocimiento facial.



Figura 3.2: *Patrones de imágenes a procesar.*

3.2.3. Acondicionamiento de las imágenes

Esta etapa consiste en manipular las imágenes realizando operaciones que permitan obtener solo la información relevante de la imagen, para trabajar solamente sobre un área específica de cada una, por ejemplo:

- i. Enmarcado de rostro.
- ii. Características no relevantes (cabello, vello facial, etc.).
- iii. Orejas.
- iv. Cuello.

Es en esta etapa donde automáticamente habrán de definirse los rasgos a analizar para luego realizar los cálculos de las distancias euclidianas y valores de los eigenvectores, así como el análisis de los componentes principales por imagen, además de la confirmación de cada uno de

los resultados obtenidos mediante el análisis de los histogramas descriptivos.

Como parte del acondicionamiento de las imágenes, es importante definir el tipo de imágenes que se debe de manejar. Para los fines que a este trabajo ocupa, las características son las siguientes:

- Tamaño de imagen:
90 X 112 pixeles.

- Tipo de archivos:
Mapa de bits (imagen.bmp)

3.2.4. Procesamiento de imágenes

Una vez realizada la detección de un rostro se procede con la comparación entre valores previamente adquiridos de cada imagen para determinar la compatibilidad entre eigenvalores. Por medio del procesamiento de imágenes se realizará una caracterización e interpretación de la información. Una vez obtenida esta información se procede a realizar medidas mediante distintos modelos en las imágenes para realizar una comparación y así determinar cuál de las imágenes es la que tiene mayor semejanza con la actual.

En este punto es necesario definir el rango de variación que habrá entre una imagen y otra, es decir, se digitalizará una imagen antigua del mismo individuo el cual ingrese una imagen en tiempo real, es por eso que después de la etapa de validación resultará un rango delimitado de tiempo en el que podrán ser reconocidos los rasgos fenotípicos en el rostro de cada persona.

Con el cálculo de las distancias euclidianas entre los rasgos faciales y el cálculo de los eigenvalores será posible realizar comparaciones entre imágenes, tal como lo muestra el ejemplo en la figura 3.3, donde se definen rasgos característicos de tipo general en un rostro.



Figura 3.3: *Caractéres de reconocimiento por imagen.*

3.2.5. Base de datos de entrenamiento

Dado que este trabajo se basa en el reconocimiento facial por el método de PCA y eigenfaces, es necesario el generar una base de datos para entrenamiento de personas para reconocimiento. La base de datos a generar contendrá las imágenes de distintas personas con distintos gestos entre ellas, con esto se busca mantener en control el sistema aún y cuando el semblante de la persona sea distinto de una situación a otra, el perfil sea modificado o la captura sea en un medio ambiente distinto entre una persona y otra. Con esto, será posible asegurar el correcto reconocimiento de una persona al estar expuesto a distintos valores en las variables del ambiente. La base de datos se alimenta de distintas expresiones faciales, perfiles y accesorios en la persona, con la intención de captar un espectro considerable de variación entre un sujeto de estudio y otro. Esto incrementará la confiabilidad en el sistema, cada uno de los sujetos de estudio se almacena en un directorio con 10 imágenes por sujeto. Al momento en el que se pida llamar a la base de datos para el reconocimiento, estos archivos estarán disponibles en el disco duro de la máquina. La imagen 3.4 muestra la manera en la que se encuentran organizados en ficheros las imágenes, así como el despliegue de información antes mencionada en los requerimientos de imagen (tamaño y tipo de archivo):

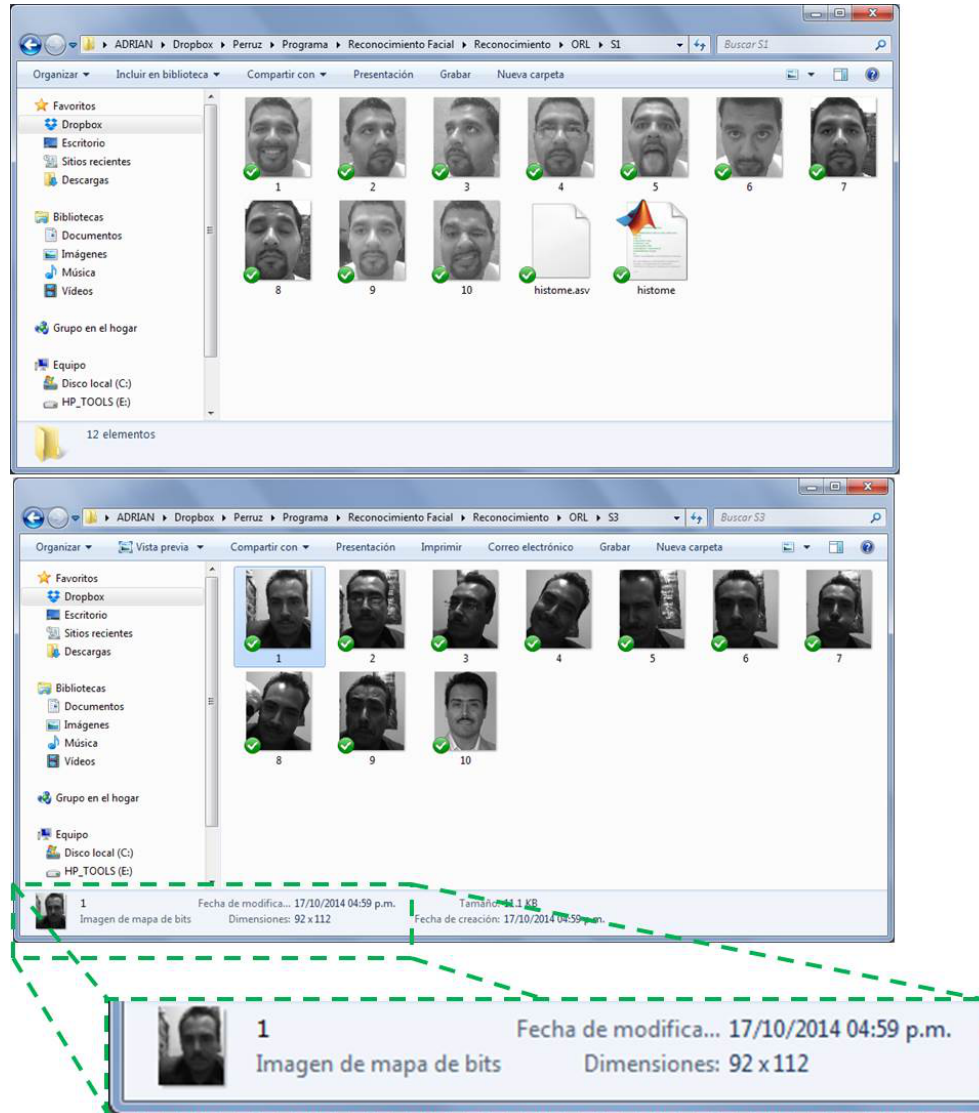


Figura 3.4: Base da datos para entrenamiento.

Una vez capturadas las imágenes que alimentan la base de datos, es necesario cargarla para poder hacer uso de la misma. Es así como, al momento de cargar la base de datos, se asigna un número consecutivo a cada una de las imágenes por cada sujeto, con lo cual, se determina el número de rostros a comparar. Para obtener esto, es necesario utilizar la siguiente función en MatLab:

function T = CreateDatabase(TrainDatabasePath).

La razón de la utilización de esta función es debido a que reacomoda todas las imágenes en formato 2D de la base de entrenamiento en la columna de vectores de tamaño 1D, para luego hacer uso de estos vectores en un renglón, construyendo así una matriz 2D T. Se deben cargar imagen por imagen para después realizar el reacomodo de las matrices en 2D, esto da la

oportunidad de exponer las imágenes, las cuáles se deben almacenar en un enlace determinado en el disco, como se realiza a continuación:

TrainDatabasePath

Lo anterior, genera una matriz 2D, la cuál contiene todos los vectores de imagen en 1D. Si se define i , como todas las imágenes de la base de datos las cuales tienen el mismo tamaño $M \times N$, entonces el largo de la columna 1D es MN y T , será la matriz 2D definida: $MN \times T$.

De este modo es posible obtener la base de datos para entrenamiento, con la cuál se va a comparar la imagen capturada a reconocer. Para efectos comparativos entre imágenes, se debe establecer una de ellas como la imagen *referencia*. Con esta imagen habrá de identificarse plenamente la persona con el principal requisito que la imagen debe mostrar la biometría facial de la persona por completo, sin ninguna de las configuraciones gestuales o de posición antes mencionadas. Una vez que el reconocimiento este realizado satisfactoriamente, el algoritmo toma esta imagen referencia (marcada en la base de datos de cada sujeto como la imagen número 5) para mostrar el resultado. Esto es mostrado en la figura 3.5:



Figura 3.5: Imágenes con distorsión facial versus imagen natural cargada en la posición No. 5 del archivo del sujeto.

3.2.6. Cálculo de Eigenfaces

El objetivo de la metodología de Análisis de Componentes Principales (PCA), es el de encontrar la base que mejor exprese la distribución de datos en las imágenes de las caras en el

espacio completo, a lo cual Kirby y Sirovich llamarán espacio de las imágenes [6]. los eigenfaces son capaces de extraer datos por medio de PCA, mostrando la información como zonas luminosas y oscuras organizadas en un patrón específico, el cual a su vez, definirá las características de la cara a evaluar. Para el cálculo de los eigenfaces que realizarán el reconocimiento facial, es necesario tomar las funciones facilitadas por Matlab, las cuáles se describen en esta sub sección. Para obtener los eigenfaces o eigenvectores, es necesario realizar el cálculo de la media de la base de datos, para luego realizar la fusión de imágenes centradas. Al realizar el cálculo de la matriz de covarianza de la fusión de las imágenes centradas, se obtienen los elementos de la diagonal de la matriz, siendo estos los eigenvectores. El cálculo se realiza con la siguiente función definida:

function [m, A, Eigenfaces] = EigenfaceCore(T)

Con esta función, resulta la matriz 2D con todos los vectores imagen y genera 3 datos de salida, los cuales se obtienen de la base de datos de entrenamiento. Para esta función, es necesario recordar:

- T; es una matriz 2D que contiene los vectores imagen 1D.
- m; es el cálculo de la media en la base de datos de T.
- A; es la matriz de vectores de imagen centrados. Esta es calculada mediante las diferencias de cada imagen en la base de datos, resultando en la fusión de imágenes centradas.

3.3. Reconocimiento básico

En este paso, la comparación de dos rostros se logra exponiendo una imagen en el espacio de rostros y calculando las distancias euclidianas correspondientes. Este último como clasificados, el cual utiliza la distancia euclidiana para comparar la similitud entre un vector de entrada y el conjunto de vectores prototipo. Tomando como valor base esa medición, es necesario determinar la clase a la cual el patrón de entrada es asignado. Para la realización del reconocimiento, son extraídas las características de PCA y mediante el cálculo de distancias euclidianas se determina que la imagen a compararse debe cumplir con una mínima distancia con su imagen correspondiente en la base de datos de entrenamiento. Esto es realizado con la función:

function OutputName = Recognition(TestImage, m, A, Eigenfaces)

Esta función, toma las características del PCA para el cálculo de distancias euclidianas. esta toma las características del Análisis de Componentes Principales para el cálculo de distancias euclidianas. Para realizar esta operación es necesario definir:

TestImage:

Este es el enlace (o dirección) donde se encuentra la imagen capturada para el reconocimiento.

m:

Es el cálculo de la media de la base de datos T.

A:

Se trata de la matriz de vectores de imagen centrados, la cuál se obtiene del cálculo de las diferencias de cada imagen en la base de datos, obteniendo así la fusión de imágenes centradas.

Eigenfaces:

Estos son los eigenvectores de la matriz de covarianza, calculados a partir de los elementos de la diagonal de la misma matriz, en donde m, A y eigenfaces y eigenfaces se obtienen de la fusión *EigenfaceCore*.

De estas funciones se obtiene como salida:

OutputName: Función que muestra el nombre de la imagen reconocida de la base de datos de entrenamiento

Con la definición de estas actividades, se concluye el reconocimiento de rostros. Para continuar con el trabajo, se desarrolla una interfaz gráfica de usuario (GUI, por sus siglas en inglés), con la cuál se tendrá acceso al procesamiento de las imágenes que se exponen para reconocimiento. Esta actividad es descrita en la sección siguiente.

3.4. Desarrollo de una GUI (Interfaz Gráfica de Usuario)

El desarrollo de una interfaz gráfica de usuario es necesario para poder manipular el algoritmo de visión de una manera amigable. Este entorno será desarrollado en el *software* Matlab® utilizando la distribución GUIDE (entorno de programación visual). Esta distribución permite elaborar interfaces para la interacción humano-computador sin la necesidad de que el usuario tenga nociones de programación.

La interfaz cuenta con un botón que permite realizar una captura en tiempo real o bien puede también cargar imágenes almacenadas en la computadora. esta además cuenta con un espacio que permite visualizar la imagen en cuestión y con un botón que comienza a realizar el procesamiento completo hasta emitir los resultados requeridos de los rasgos fenotípicos.



Figura 3.6: Ejemplo de una Interfaz Gráfica de Usuario (GUI) pára reconocimiento facial.

Este desarrollo nos permite interactuar de una manera amigable con el programa realizado para el reconocimiento de rostros, y se compone de elementos gráficos, botones o iconos que permiten la navegación dentro una aplicación en un ordenador o computador con un usuario o persona. Una definición de Interfaz Gráfica de Usuario podría ser la siguiente: Es un método de interacción con un ordenador a través del paradigma de manipulación directa de imágenes gráficas, controles y texto [21]. Es necesario contar con los conocimientos básicos de programación orientada en objetos para el desarrollo de esta interfaz, la cuál cuenta con:

- Ejes. Los cuáles son los encargados de mostrar la imagen en tiempo real (para la opción de captura), mostrar la imagen cargada desde la base de datos y un tercer eje encargado de mostrar el resultado del proceso de reconocimiento.
- Botones. Estos botones virtuales, están divididos en dos secciones, panel de captura y panel de prueba. El primero cuenta con las funciones de activar cámara, capturar imagen, guardar imagen (bajo los formatos previamente establecidos) y acceso a la base de datos (archivo de Excel con la ficha informativa de cada sujeto). Mientras que en el panel de prueba contiene los botones para carga de imagen a reconocer y el botón de prueba de reconocimiento. Así mismo, se ha agregado un botón de fácil acceso al usuario para entrenar la base de datos cada ocasión que un nuevo sujeto sea dado de alta en el programa (una celda cambiará su color a verde indicando que el entrenamiento fue realizado exitosamente).

La imagen 3.7 muestra el detalle en vista general de la interfaz desarrollada, indicando los botones utilizados en etapa de programación y en modo *en línea*, de la interfaz.

3.5. Captura y tratamiento de imagen

Como se ha mencionado anteriormente, el sistema esta diseñado para desarrollarse en un ambiente de mediano control, a esto se refiere que la iluminación captada en cada imagen así como componentes ajenos a la imagen de un rostro, juegan un papel de mediana importancia. Dado que el sistema trabaja en un sistema de escala de grises, cualquier punto

adicional en una imagen que no describa específicamente el rostro de una persona será considerado como ruido. De este modo, es considerado un nivel de ruido aceptable en cada imagen captada para reconocimiento. Mediante la Interfaz Gráfica de usuario es que se tendrá acceso al sistema completo de este trabajo.

3.5.1. Captura de imagen

Para esta sección, el centro de interés es en la captura de las imágenes y su tratamiento. En resumen, de las especificaciones establecidas con anterioridad, esta parte del proceso de reconocimiento deberá cumplir con las siguientes funciones:

- Captura de imagen. Mediante el uso de la cámara integrada en el equipo de cómputo, habrá de activarse la misma estando completamente disponible para captura en tiempo real.
- Tratamiento en escala de grises. Dado que el sistema trabaja en escala de grises y la cámara realiza la captura a colores, es necesaria una etapa de tratamiento en la cual las imágenes son convertidas, de color a escala de grises.
- Acomodo de la imagen. La imagen trabaja en un espacio definido de 92 x 112 píxeles en un formato de mapa de bits. Una de las etapas con mayor relevancia en el sistema es la conversión a este espacio y formato definidos previamente.

En el GUI, se han habilitado botones capaces de realizar estos procesos, dentro del panel de control. El botón para la activación de la cámara es dedicado sólo a esa actividad y muestra la imagen en tiempo real dentro del eje principal de la GUI, esto mediante la función:

```
function pushbutton4 Callback(hObject, eventdata, handles)
```

Con esto, la cámara es activada y muestra, inicialmente, la imagen a capturar a colores, tal como lo muestra la figura 3.7.

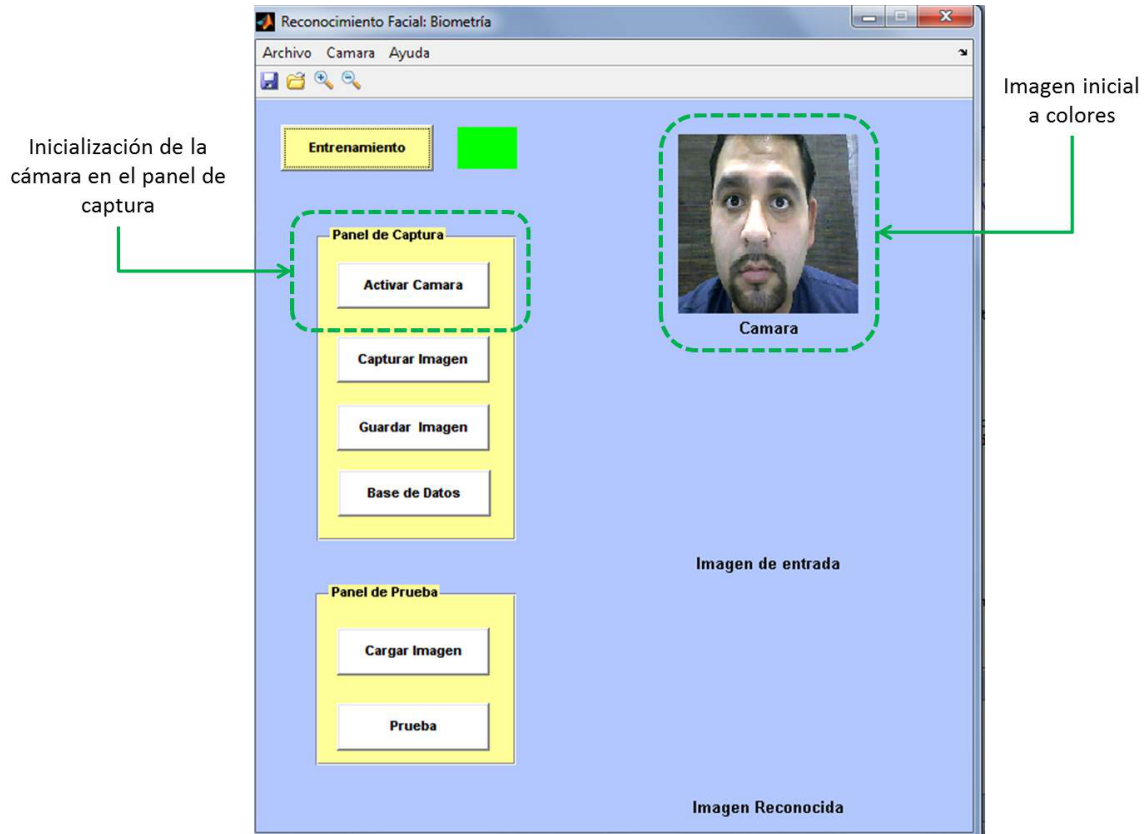


Figura 3.7: Inicialización de cámara.

3.5.2. Tratamiento de imagen

Una vez capturada la imagen para la alimentación de la base de datos de entrenamiento, o bien, para creación del perfil de un sujeto nuevo, es necesario realizar un acomodo de la misma. Con esto, se pretende tener siempre un formato estándar de las imágenes capturadas sin que el usuario final requiera realizar acciones adicionales a la sencilla captura de imagen. El formato homogéneo a manejar entre las imágenes es el siguiente:

- Tamaño definido. Específicamente dimensiones de 90 x 112 pixeles.
- Color. Imágenes en escala de grises, donde se muestra la ausencia de color en cada una de ellas.

Directamente en la GUI, el botón de captura se encarga de realizar estas dos operaciones. La primera de ellas, es un recorte (*crop*) de la imagen, mientras que el segundo es la conversión de escala RGB, a grises. La figura 3.8 muestra como es que este proceso se lleva a cabo en tiempo real por el usuario.



Figura 3.8: *Captura, recorte y conversión de la imagen.*

De tal manera, que en la GUI, el botón que realiza estas tres operaciones en un sólo paso (captura, recorte de imagen y conversión a escala de grises) contiene el algoritmo mostrado en la figura 3.9, con el cual la imagen es mostrada en el primer eje o principal.

```

function pushbutton4_Callback(hObject, eventdata, handles)

    load cam
    cam.ReturnedImageSpace='gray';
    i=getSnapshot(cam);
    frame=imcrop(i,[34,4,91,111]);
    image(frame);
    save frame;
    closepreview;
    set(handles.axes4,'Visible','Off');
    axis off

```

Figura 3.9: Algoritmo contenido en el botón de captura para 3 funciones.

3.6. Análisis de algoritmo de reconocimiento

En las anteriores secciones se han detallado los métodos por los cuales se lleva a cabo la captura y el tratamiento de las imágenes, así como los métodos llevados a cabo para el reconocimiento y comparación de las mismas mediante una Interfaz Gráfica de Usuario. En esta sección se analiza a mayor profundidad el algoritmo de reconocimiento facial.

3.6.1. Eigenfaces y PCA

Con el cálculo de distancias euclidianas, una vez adquiridos los Eigenfaces a través del Análisis de Componentes Principales PCA, entre la imagen de prueba proyectada y todas las imágenes de la base de entrenamiento proyectadas en el espacio de caras centradas, se procede a realizar el reconocimiento. Las distancias euclidianas se calculan a partir de los eigenvectores o eigenfaces adquiridos en las imágenes tanto de prueba como los de la base de entrenamiento, basándose en las distancias que no varían en cada cara. La figura 3.10 muestra el espacio en el que se evalúan dichas distancias.



Figura 3.10: Área de cálculo de distancias euclidianas.

Los eigenfaces son vectores de datos a los que se les denomina eigenvectores y cada uno de ellos contiene valores escalares llamados eigenvalores, los cuales se obtienen al multiplicar la matriz de imágenes centradas de la base de entrenamiento por su transpuesta, es decir, $A \times A^T$, obteniendo una matriz L cuya diagonal presenta los eigenvalores como se muestra en la figura 3.11:

value(eigen)												
0	2.10E-08	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1209095	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	13945237	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	15173245	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	20639567	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	31067483	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	35047629	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	37490860	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	82089574	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.17E+08	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4.02E+08	0

Figura 3.11: Valores diagonales en la matriz de covarianza.

A partir de los eigenvalores se calculan los eigenfaces para procesar el reconocimiento a través de distancias euclidianas. Este reconocimiento se obtiene a partir de la proyección de las imágenes de la base de entrenamiento, centradas en el espacio de caras cuyo resultado se obtiene de multiplicar, la transpuesta de los eigenfaces por la matriz de covarianza de las imágenes centradas, dada por $Eigenfaces \times A(:, 1)$, ver figura 3.12. Del mismo modo se obtiene la proyección de la imagen de prueba con el análisis de componentes principales resultando en los valores que se muestran en la figura 3.13. El fragmento de código mostrado describe la extracción de las características de PCA para la imagen de prueba:

```
function InputImage = imread(Test Image)
temp = InputImage(:, :, 1);
[irrowicol] = size(temp);
InImage = reshape(temp, irrowicol, 1);
Difference = double(InImage) - m;
ProjectedT estImage = Eigenfaces' * Difference;
```

Figura 3.12: Extracción de las características de PCA para imagen a probar.

Del rostro reconocido, se muestran los valores en la tabla de la figura 3.13 del cuál se obtienen los valores de las distancias euclidianas a partir de las imágenes proyectadas en el espacio

de caras tanto de la base de entrenamiento, como de la imagen de prueba, los valores en rojo mostrados en la tabla de la figura 3.14 muestran la imagen que se reconoció de la base de entrenamiento con respecto a la imagen capturada. Cada celda del renglón de *euc-dist*, muestra las diferentes imágenes de la base de entrenamiento, donde *euc-dist* son todas las imágenes de la base de entrenamiento y *Euc-dist-min* es la imagen capturada que se ha reconocido.

ProjectedImages											ProjectedTest Image
-2960586	2674483	281515.1	178193.5	93315.05	-176364	-103492	65072.17	42878.75	-144783	-57871.4	
-2378990	-3109731	7715150	3007209	-6217768	759961.9	215573.8	750654.5	-1197439	2300004	987688.1	842724.7698
-2870424	-4631020	7046175	-3512798	6389913	-2591355	-3303510	1109757	2022610	-2321324	-2133118	-4826592.892
1546981	846197.5	-650440	5093021	-6675251	1001.122	-764762	181579.7	312404	-5296384	-4606521	188790.4522
-337197	-270979	3452379	-2587166	2072098	-2041545	14815838	-4739238	-1E+07	-5416932	2485710	16454254.82
-225818	-2368161	-1175858	16339826	4377921	-1.7E+07	-380217	-8307805	7492498	-5235609	10224659	-1428744.195
-1271679	-401812	2890469	-8074067	-5063057	16204474	-1392110	-1.3E+07	14014306	-1.6E+07	13299822	-10403433.35
-2209451	-1400426	991504	-494410	23493.54	559843.5	9659194	-2.1E+07	12800134	15399881	-1.6E+07	-417913.9576
31617460	33347759	22244041	-3.4E+07	-2.2E+07	-3.7E+07	-7347324	-4602988	7935092	4158116	5862746	26868892.23
-6.8E+07	-6.1E+07	-6.8E+07	-5.7E+07	-5.3E+07	-3.2E+07	-9284682	-1E+07	-9473436	1.11E+08	1.34E+08	-33245357.25
64238350	65277234	60652613	66885839	72947800	76365742	-1.8E+08	-1.8E+08	-1.8E+08	57212444	38833707	-21376408.8

Figura 3.13: Valores de imagen almacenada en la base de datos proyectada en el espacio de caras, así como valores de imagen de prueba proyectados en el espacio de caras.

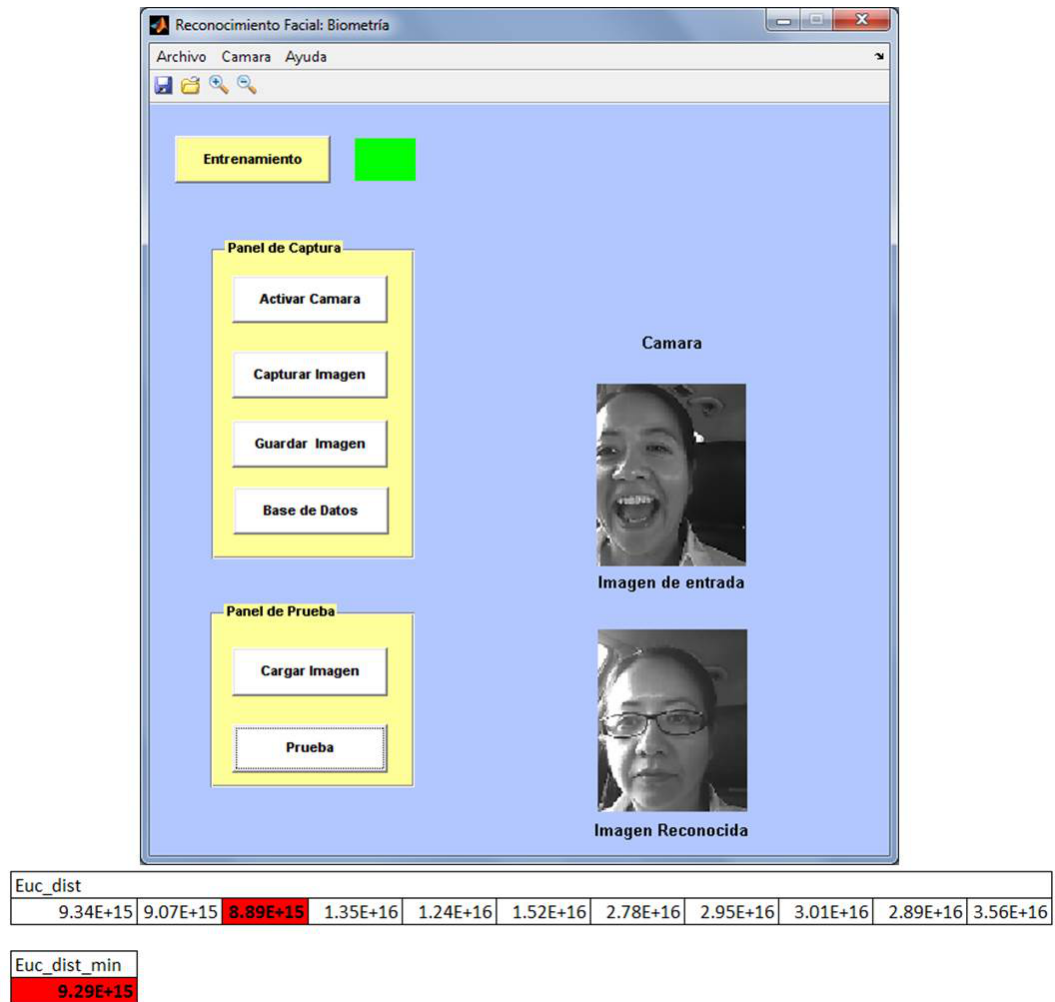


Figura 3.14: Reconocimiento por valores de distancias euclidianas.

De este modo se asocian los valores de las distancias euclidianas calculadas por rostro al momento de la prueba, así como de las imágenes almacenadas en la base de datos. Una etapa importante de este trabajo, es la asociación de los histogramas descriptivos de cada una de las imágenes de los sujetos en la base de datos, proceso que se detalla en la siguiente sección.

3.7. Asociación de histogramas descriptivos

De las imágenes, es posible extraer suficiente información proveniente de su tratamiento o bien, tratarlas para obtener un conjunto de datos que puedan ser tratados por métodos que se puedan manejar de manera mas sencilla por el programador. Un ejemplo de esto, son los histogramas descriptivos de cada imagen, información mediante la cuál se pueden crear vínculos

mas fuertes entre la condición de prueba deseada y el nivel de confianza deseado.

Por mayor robustez que un algoritmo pueda tener, invariablemente este contendrá un cierto porcentaje o cantidad de error. En un sistema como el que maneja este trabajo, es necesario llevar al sistema a un nivel de confirmación de identidad óptimo, donde no solamente se realice la tarea de reconocimiento y mostrar el resultado al usuario, sino también, llevar al algoritmo a un sistema de inteligencia propio donde éste sea capaz de comprender si el resultado del reconocimiento es el correcto o si se cometió un error. Para esto, además de los métodos ya analizados, fue agregada una asociación entre imágenes y su histograma perteneciente para el conjunto de imágenes proyectadas en el espacio de caras.

Con esto, un conjunto de datos estadísticos es capaz de evaluar si el reconocimiento fue exitoso o no, ya que con el entrenamiento correspondiente del algoritmo se genera una curva de datos para la imagen en escala de grises dónde se determina la pertenencia de los datos entre una imagen y otra. Es así, como literalmente se puede decir que un conjunto de datos confirma la identidad de una persona una vez que las técnicas mencionadas anteriormente aproximan el resultado del análisis.

3.7.1. Datos analizados

Al asociar el histograma descriptivo para cada uno de los sujetos en la base de datos, habrá que asignar valores menos complejos que una distribución completa de datos para efectos de búsqueda y confirmación rápidas. Por esto, es necesario realizar el cálculo de la media de los valores para cada distribución de imágenes en la base de datos. Inicialmente, se calculan los valores de la media de datos obtenidos por imagen. La figura 3.15 muestra un extracto del código empleado para la graficación de los valores de media en los primeros 6 sujetos de estudio.

<pre> %Calculo de Medias a=mean(mean(ia)); v=mean(mean(iv)); n=mean(mean(in)); g=mean(mean(ig)); e=mean(mean(ie)); p=mean(mean(ip)); vm=[a v n g e p]; figure;bar(vm);grid on; </pre>	<p><u>Donde cada media pertenece:</u> A= Adrián D. V= Velia Ch. N= Noé A. G=Graciela S. E=Emma M. P=Pedro Hdz.</p>
--	---

Figura 3.15: Código empleado para la obtención de valores de media para cada sujeto en la base de datos.

Como se puede apreciar en la figura, cada uno de los sujetos tiene un valor medio descriptivo en sus valores asignados en escala de grises. Esto, puede etiquetar a cada uno de ellos para

reducir el número de datos de búsqueda al momento de hacer una prueba de reconocimiento. Inicialmente se introduce una imagen para prueba, la cuál al ser expuesta, se calcula su media y el algoritmo busca los valores de media similares en la base de datos, es decir, limita el campo de búsqueda al mismo tiempo que tiene un dato más para complementar la información requerida y confirmar la identidad de la persona.

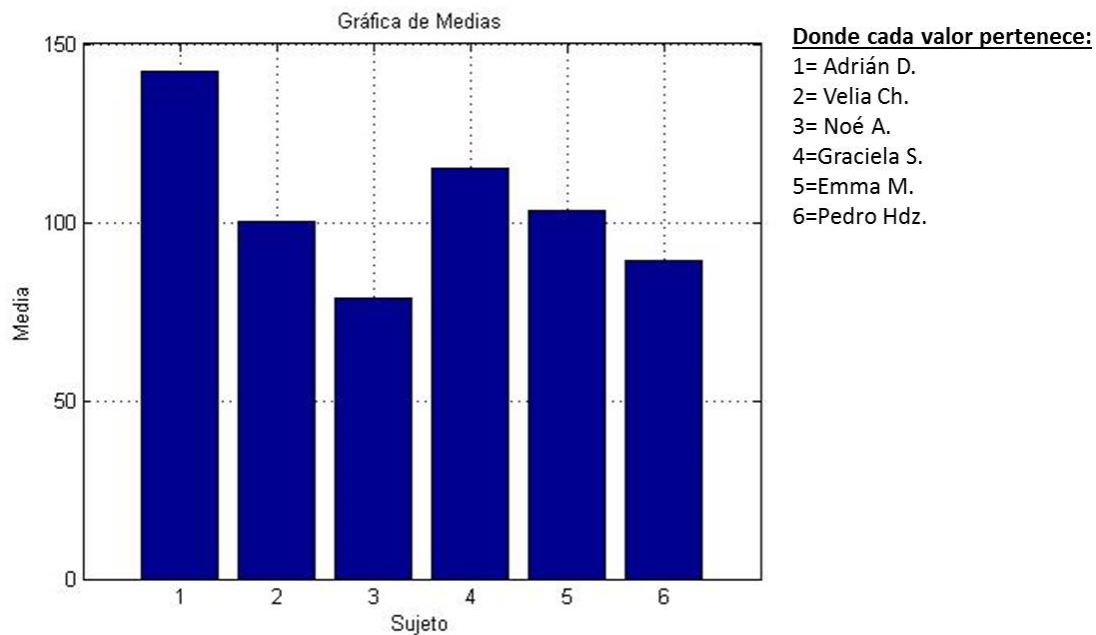


Figura 3.16: Gráfica de valores de media para cada sujeto en la base de datos.

Histogramas

La distribución de datos que caracteriza a cada una de las imágenes en la base de datos es otra de las fuentes de información valiosa que se maneja en el algoritmo. Con ésta técnica, se puede dar pertenencia a una cierta distribución de datos con una imagen específica, es decir, además de conocer los valores de los eigenvectores y las distancias euclidianas, un histograma o conjunto de datos característico puede definir la pertenencia de una imagen de prueba con una imagen almacenada en la base de datos.

Mediante esta definición de conjuntos de datos, el programa es capaz de identificar el rostro de una persona y, adicional a esto, evaluar el mismo si el reconocimiento es satisfactorio al analizar la pertenencia que el conjunto de datos asigna para la imagen de prueba. La figura 3.16 muestra el extracto de código empleado para obtener la gráfica de histogramas pertenecientes a los primeros 6 sujetos de estudio.

```
%Obtencion de Histogramas
figure;
subplot(231);imhist(ia);grid on;
subplot(232);imhist(iv);grid on;
subplot(233);imhist(in);grid on;
subplot(234);imhist(ig);grid on;
subplot(235);imhist(ie);grid on;
subplot(236);imhist(ip);grid on;
```

Donde cada media pertenece:
A= Adrián D.
V= Velia Ch.
N= Noé A.
G=Graciela S.
E=Emma M.
P=Pedro Hdz.

Figura 3.17: Código empleado para la obtención de los histogramas descriptivos de cada sujeto.

De este modo, cada distribución de datos queda asociado con un sujeto, permitiendo así la confirmación, por parte del algoritmo, de la identidad de la persona. En la figura 3.17 se muestra la distribución que presentó cada uno de los sujetos entre ellos, se puede observar que cada uno muestra una tendencia distinta ya que sus rostros generan entre sí, diferencias de sombras, rasgos, dimensiones y valores medios de distribución de grises, lo cuál permite al algoritmo trabajar en la extracción de dichas diferencias, las cuáles podrían considerarse factores de ruido entre los sujetos de estudio.

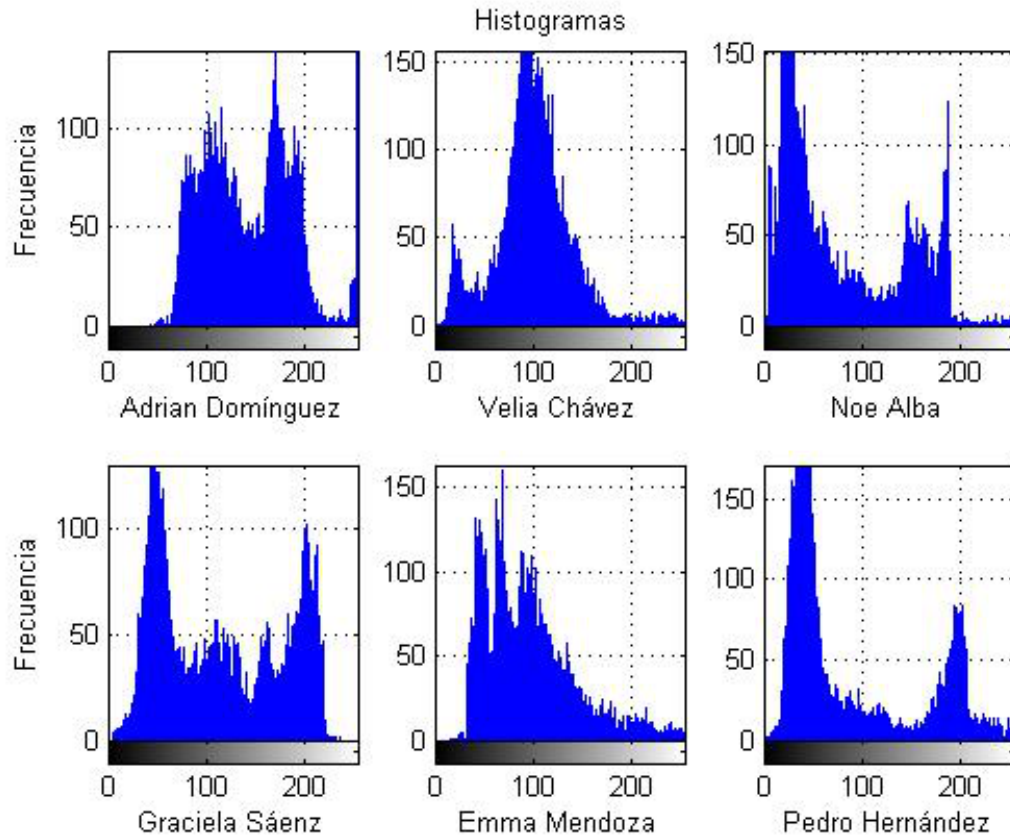


Figura 3.18: *Histogramas descriptivos pertenecientes a cada uno de los sujetos de análisis.*

En esta etapa, con el desarrollo de la metodología propuesta, es requerido el análisis de pruebas sobre las cuáles se ha validado el trabajo, lo cual se describe en el siguiente capítulo.

Capítulo 4

Experimentación y resultados

4.1. Plan de experimentación

Dado que el trabajo se desarrolla como base fundamental en el reconocimiento facial, es natural que el plan de experimentación y prueba se considere un ciclo de prueba imágenes, tanto en base de datos como en tiempo real. Otra de las actividades que se sugieren para el desarrollo de las pruebas es el de tomar imágenes en distintos ambientes, con el objetivo de validar la disposición y adaptabilidad del algoritmo en distintos ambientes en que sea requerido su funcionamiento. Así pues, las pruebas o análisis propuestos para el sistema se enlistan de tal manera, que sean llevadas a cabo las siguientes tareas:

- i. Realizar pruebas sobre ambiente medianamente controlado (luz indirecta, fondo blanco, rostro con expresión natural y centrado en la cámara).
- ii. Probar el algoritmo entre personas físicamente distintas/opuestas (color de piel, complejión facial, tamaño de rostro).
- iii. Analizar la distribución de datos entre personas basado en histogramas de escala de grises para destacar diferencias.
- iv. Realizar pruebas aleatorias sobre un grupo controlado de 3 personas para 10 imágenes limitado a un universo del mismo tamaño que esa muestra.
- v. Abrir las pruebas para el doble del conjunto de personas para un total de 60 imágenes, esto incrementa el factor de ruido y marca menores diferencias entre distribuciones de datos.

La secuencia en la que se ejecuta este plan de experimentación y el objetivo específico de cada uno de ellos es el siguiente:

- i. Inicialmente, se prueba el algoritmo en condiciones óptimas, donde los factores de ruido se ven reducidos al mínimo con el fin de evaluar el reconocimiento simple a mediano control de ambiente.
- ii. El objetivo de probar con personas físicamente distintas, ayuda a la evaluación de los valores de los eigenvectores en conjunto con las distancias euclidianas. Un rostro más grande que otro, marca una diferencia notable en esta etapa del procesamiento.
- iii. Al basar la confirmación del reconocimiento en los histogramas que describen una imagen, se agrega certeza a las pruebas dado que difícilmente (por cuestiones de ambiente, biometría facial, etc...) se dará una aproximación lo suficientemente compatible como para resultar en un resultado erróneo.
- iv. Limitando el tamaño de la muestra, la base de datos de entrenamiento será capaz de afianzar los valores de las matrices de covarianza para cada uno de los sujetos de estudio, para luego ser abierto al doble de la muestra inicial con una diversidad ambiental considerable que incremente considerablemente los factores de ruido.
- v. Realizadas las pruebas en un grupo limitado de 3 personas a 30 imágenes en total, el doble de personas incrementa el tamaño del universo de valores, incrementando también los factores de ruido que con resultados satisfactorios confirman la efectividad del algoritmo.

4.1.1. Pruebas en ambiente de mediano control

Como se estipuló anteriormente, ésta prueba es realizada con control intermedio de luz, fondo, expresión y centrado de imagen. Los sujetos participantes son los siguientes:

- i. Adrián Domínguez (S1).
- ii. Velia Chávez (S2).
- iii. Graciela Sáenz (S4).

La caracterización de la prueba es realizada mediante la interfaz gráfica de usuario definida en el capítulo anterior, la figura 4.1 muestra la manera en que las imágenes fueron configuradas para la prueba. En esta figura se aprecia como los criterios de realización de la prueba son ejecutados, con el fin de reducir el error debido al ruido y nutrir la base de datos de entrenamiento con valores referencia que, de cierto modo, son sencillos de reconocer para el algoritmo.



Figura 4.1: Configuración de imágenes sobre ambiente controlado.

Es de este modo que se realiza una serie de pruebas que consiste en 10 pruebas por sujeto (con el afán de probar con cada una de las imágenes que contiene cada perfil). Inicialmente se presenta el perfil de imágenes con el que cuenta cada sujeto comenzando con el sujeto 1:



Figura 4.2: Imágenes del conjunto S1 para prueba inicial.

Se inicializa la prueba mediante la interfaz, comenzando con la imagen número uno del sujeto:

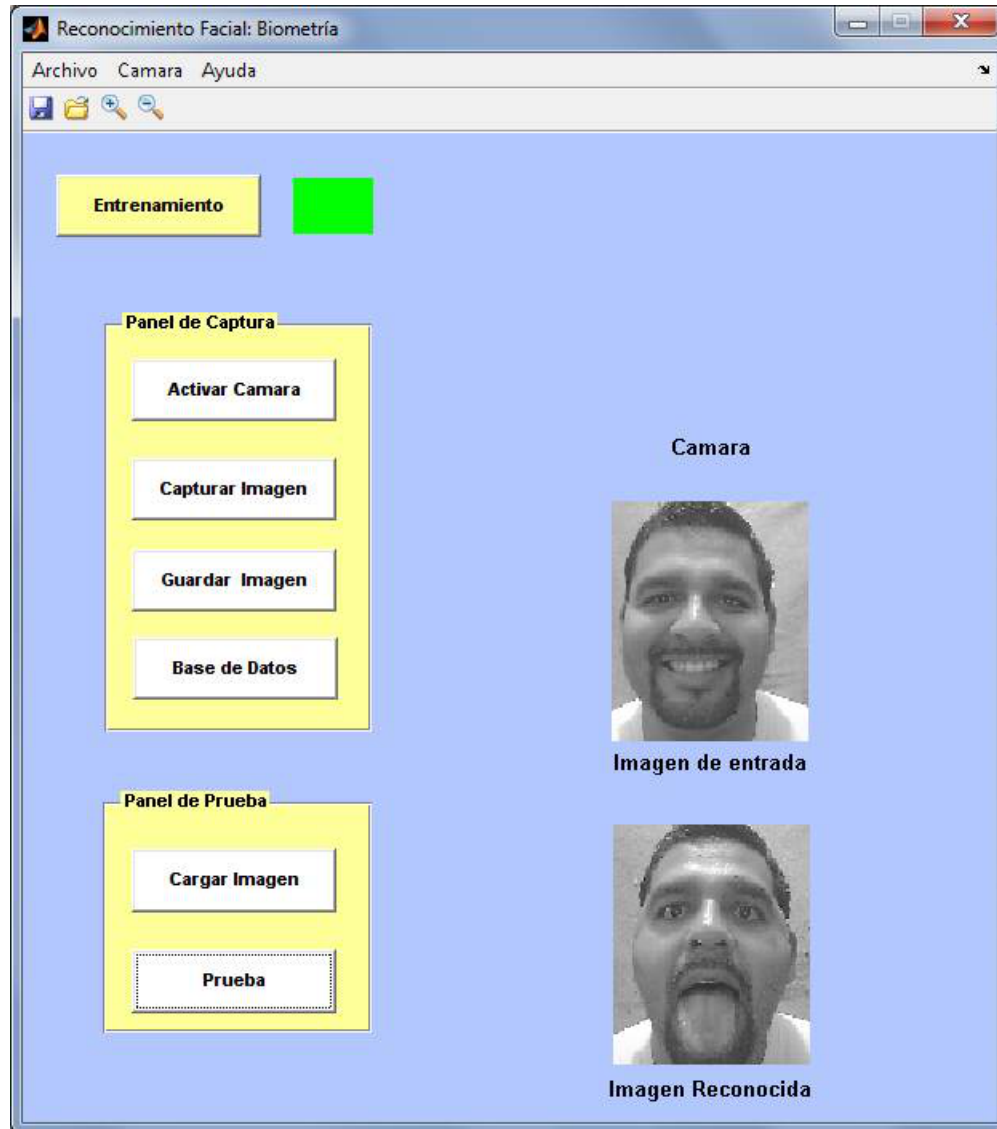


Figura 4.3: Inicio de pruebas para sujeto 1.

En la figura 4.3, se muestra el correcto reconocimiento para la primer prueba con el sujeto 1. El resultado hace referencia a la imagen número 5 del conjunto de imágenes disponibles para cada sujeto (como se estipuló en el capítulo anterior), el cual puede ser confirmado con las imágenes de la figura 4.2. Con el afán de simplificar la presentación de resultados, a continuación se muestra la imagen de la tabulación llevada a cabo para las pruebas subsecuentes,

mostrado en la figura 4.4, así como el histograma generado para su conjunto de imágenes el cuál lo describe:



Figura 4.4: Resultados de las pruebas iniciales para el sujeto 1, así como el histograma que describe el comportamiento del perfil de imágenes.

Del mismo modo se realizan las pruebas para el sujeto número 2, Velia Chávez, para su respectivo conjunto de imágenes mostradas en la figura 4.5:



Figura 4.5: Imágenes del conjunto S2 para prueba inicial.

Se inicializa la prueba mediante la interfaz, comenzando con la imagen número uno del sujeto hasta concluir con todas las imágenes del conjunto:

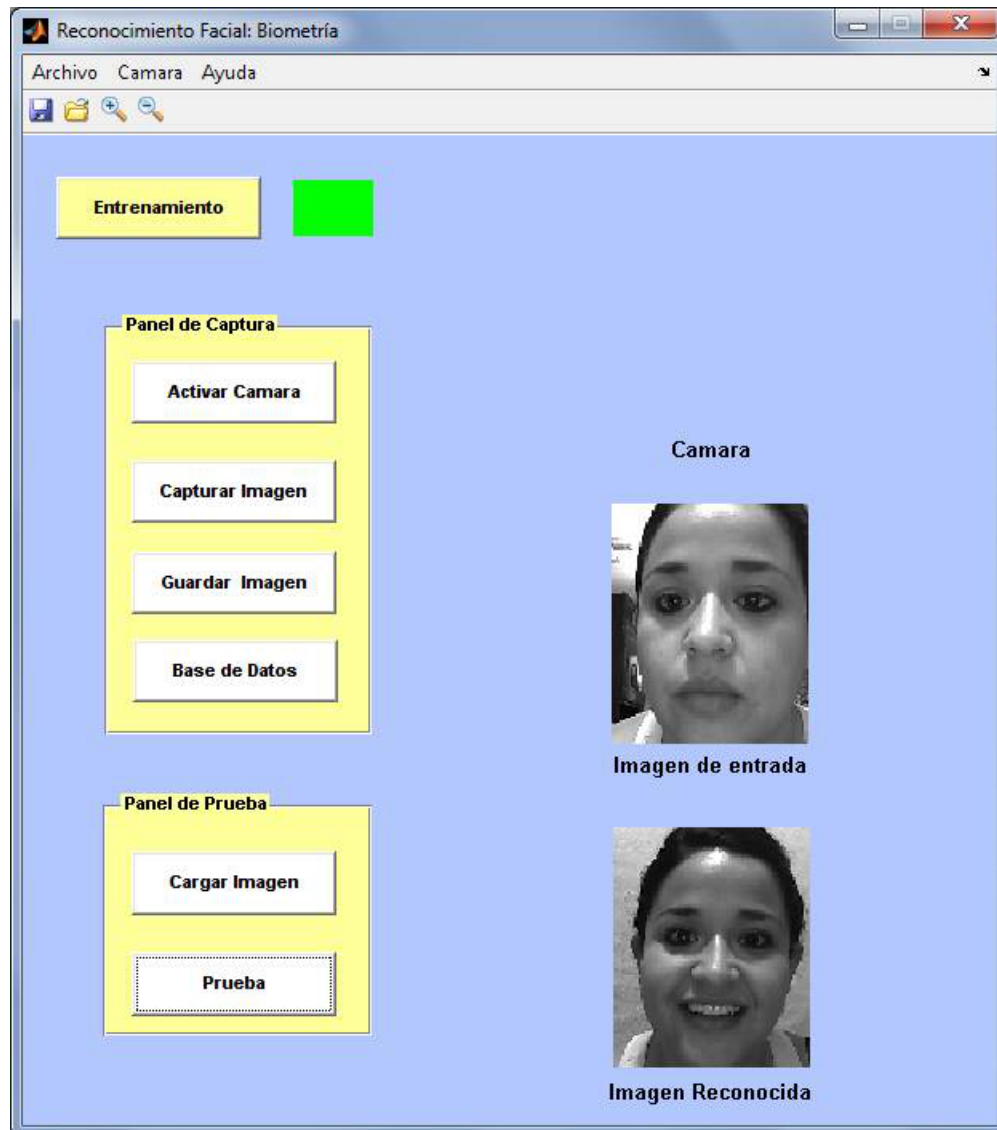


Figura 4.6: Inicio de pruebas para sujeto 2.

Del mismo modo, se genera el histograma descriptivo del sujeto debido a las imágenes contenidas en su conjunto, con los resultados obtenidos:

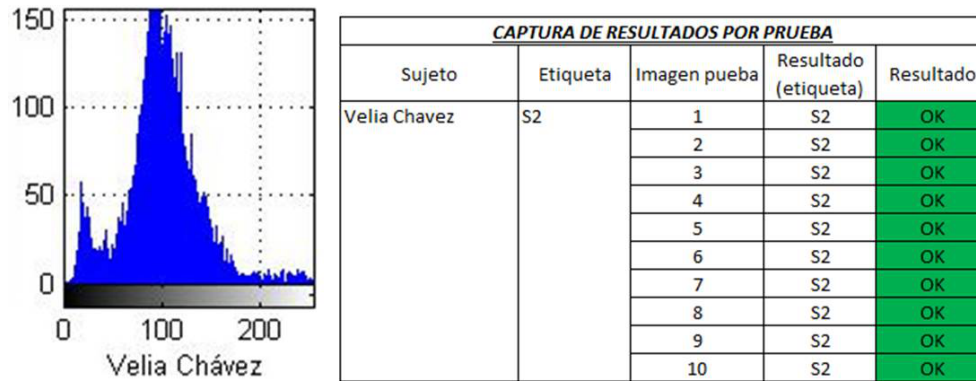


Figura 4.7: Resultados de las pruebas iniciales para el sujeto 2, así como el histograma que describe el comportamiento del perfil de imágenes.

Finalmente se realizan las pruebas para el sujeto número 4, Graciela Sáenz, para su respectivo conjunto de imágenes mostradas en la figura 4.8:



Figura 4.8: Imágenes del conjunto S4 para prueba inicial.

Se inicializa la prueba mediante la interfaz, comenzando con la imagen número uno del sujeto hasta concluir con todas las imágenes del conjunto:

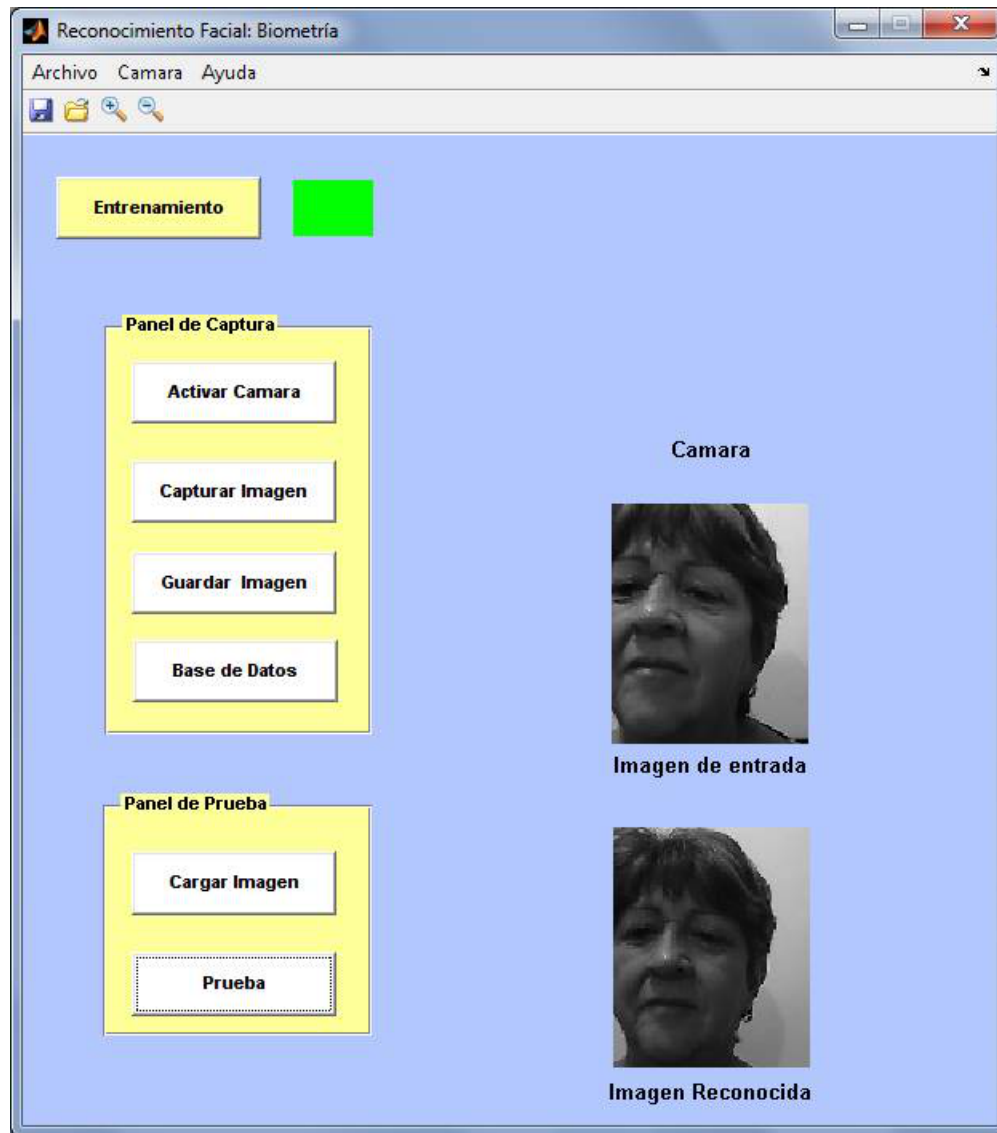


Figura 4.9: Inicio de pruebas para sujeto 4.

Del mismo modo, se genera el histograma descriptivo del sujeto debido a las imágenes contenidas en su conjunto, con los resultados obtenidos:

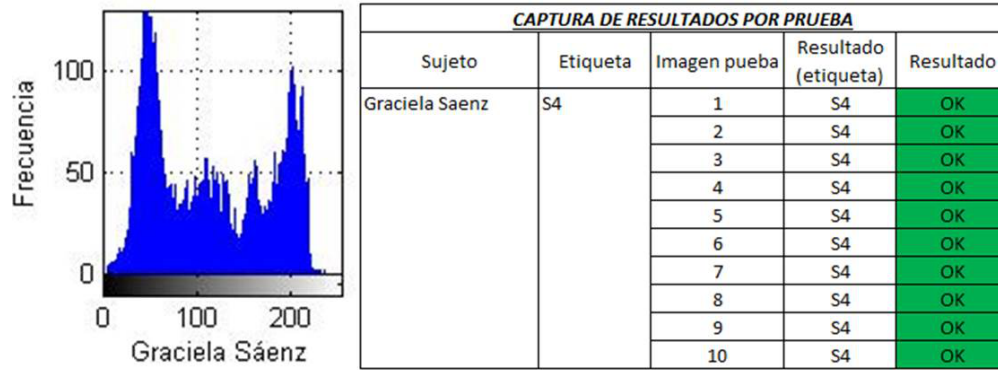


Figura 4.10: Resultados de las pruebas iniciales para el sujeto 4, así como el histograma que describe el comportamiento del perfil de imágenes.

Con esto, se prueba que el algoritmo es capaz de trabajar en ambientes de mediano control y ser capaz de generar relación entre sujetos de un mediano grupo de estudio. Las pruebas subsecuentes son encargadas de afianzar las condiciones de trabajo de la aplicación para poder delimitar áreas o puntos ciegos donde el algoritmo tenga debilidades debido a factores de ruido ambiental.

4.1.2. Pruebas para variaciones físicas significativas entre personas

Dado que el universo de personas puede llegar a ser incremental, es necesario evaluar la capacidad de adaptación del algoritmo para personas con distintos rasgos faciales. Para hacer la prueba más significativa, es requerida la comparación entre personas de distinto sexo, ya que es la variación que más datos es capaz de generar una imagen con respecto a otra. Esta vez la prueba se realiza entre los sujetos 5 y 6 (Emma Mendoza y Pedro Hernández).

Del mismo modo que en el conjunto de pruebas de la sección anterior, se muestra el conjunto de imágenes disponibles para cada uno de los sujetos en la figura 4.11:



Figura 4.11: *Imágenes del conjunto S5 y S6 para prueba inicial.*

Se inicializa la prueba mediante la interfaz, comenzando con la imagen número uno de cada sujeto hasta concluir con todas las imágenes de los conjuntos correspondientes:

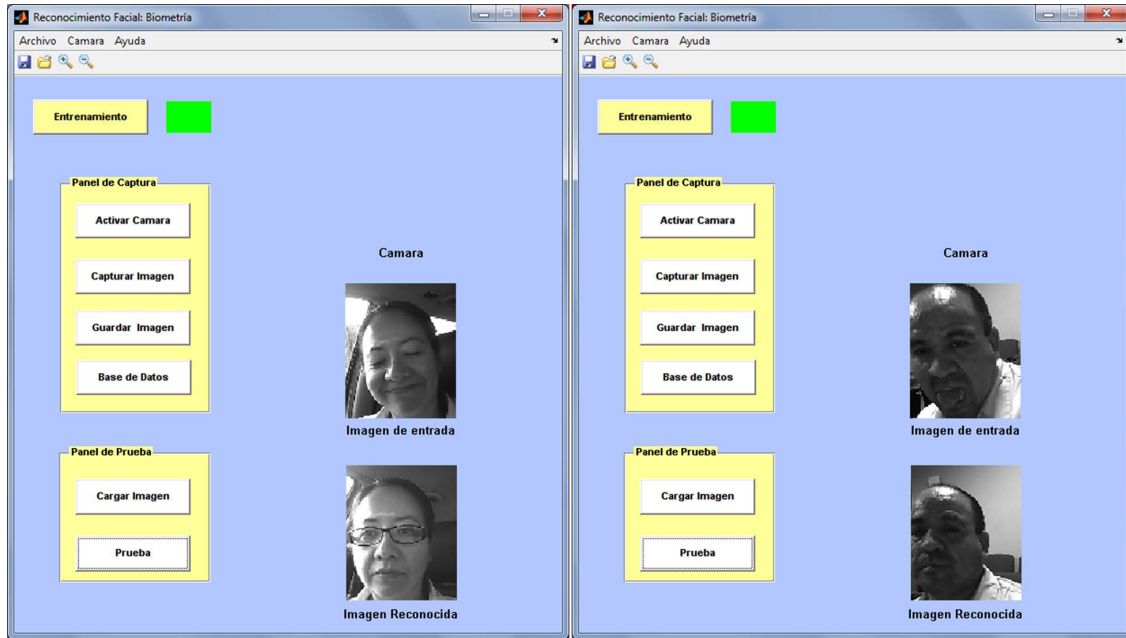


Figura 4.12: Inicio de pruebas para sujetos 5 y 6.

Del mismo modo, se genera el histograma descriptivo de cada uno de los sujetos debido a las imágenes contenidas en sus respectivos conjuntos, con los resultados obtenidos:

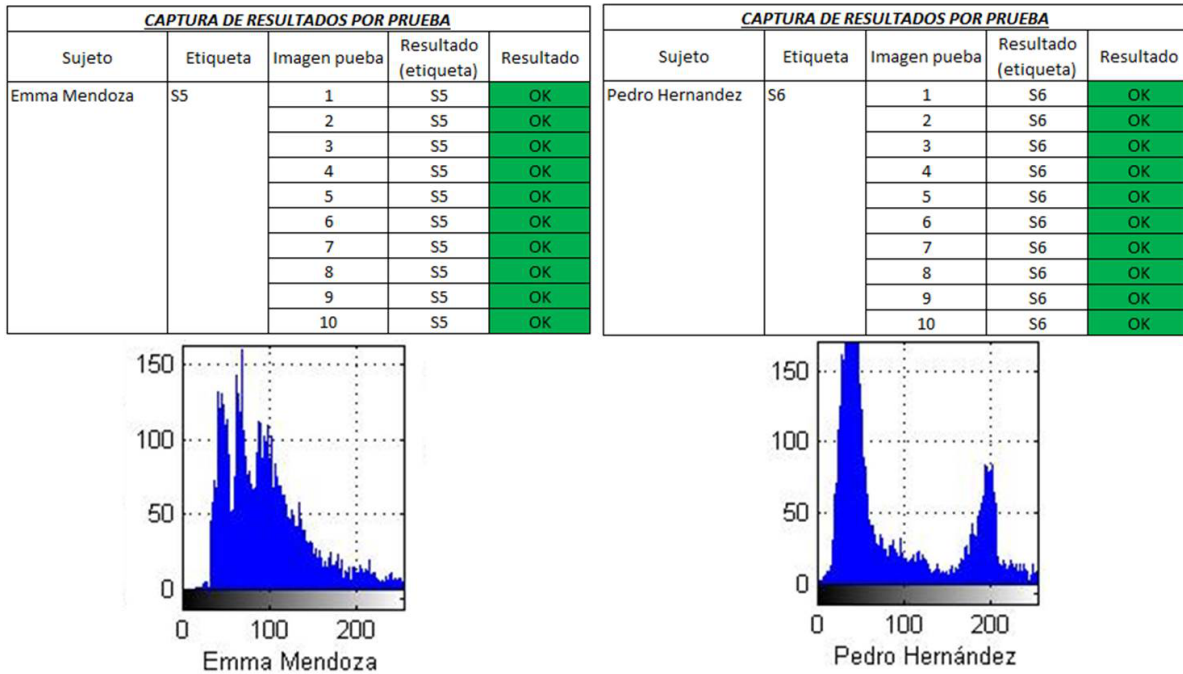


Figura 4.13: Resultados de las pruebas iniciales para los sujetos 5 y 6, así como los histogramas respectivos que describen el comportamiento del perfil de imágenes para cada uno de ellos.

Dado que los resultados son satisfactorios para ambos casos, se concluye que el algoritmo es capaz de trabajar con este tipo de variaciones y es adaptable a las distintas distribuciones de datos dados los particulares casos de personas.

4.1.3. Análisis para distribución de datos en histogramas descriptivos

El reconocimiento facial llevado a cabo por métodos que de cierto modo hasta ahora son convencionales, requieren de una etapa de confirmación autónoma por parte del algoritmo en desarrollo, es por ello que este trabajo aborda una etapa en la cuál las imágenes son evaluadas para después ser ratificadas por una etapa que asigna un histograma de correspondencia a cada sujeto, con el cuál es posible asociar por completo los resultados de una evaluación. En esta etapa de evaluación se requiere tomar las muestras de 6 diferentes personas cargadas en la base de datos de entrenamiento, para luego generar los histogramas que las definen en general.

En el entrenamiento de la base de datos, se lleva a cabo la extracción de valores en escala de grises de cada archivo de sujetos, siendo las imágenes disponibles las que se muestran en la figura 4.14:



Figura 4.14: Imágenes disponibles para el sub-conjunto de análisis de histogramas

Al generar los histogramas de cada una de las imágenes, es posible obtener el gráfico en conjunto de las mismas para su análisis:

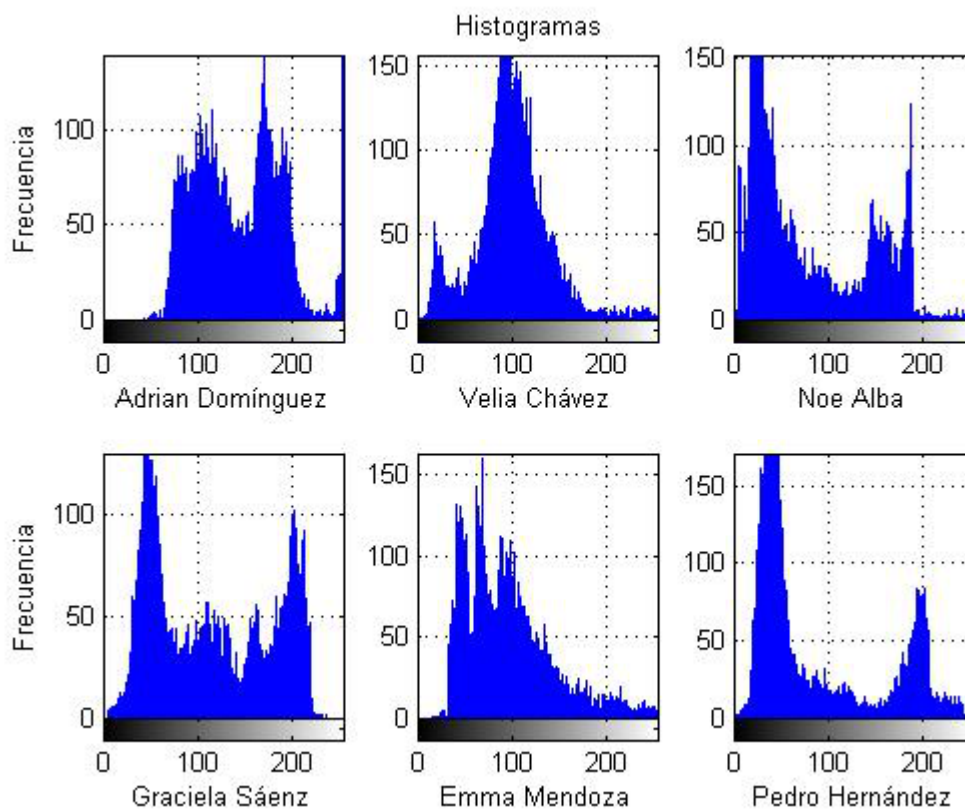


Figura 4.15: Histogramas descriptivos por cada una de las imágenes analizadas.

Cada una de las personas analizadas, cuenta con una distribución de datos distinta a la de los demás. Cabe señalar, que esto es contemplando los factores de ruido envueltos en la prueba, como la iluminación centrado de la imagen, etc..., lo cuál favorece al reconocimiento dado que afina las regiones de interés del algoritmo y asigna curvas descriptivas para cada uno de los sujetos.

A efecto de confirmar las diferencias entre los resultados, es recomendable además analizar la media de los valores de cada una de las imágenes, que apoya la información que los histogramas proveen, dado que es un valor simplificado de la distribución y determina, en un rango limitado, la pertenencia entre sí de las imágenes. Los valores de la media para cada imagen son mostrados en el gráfico de la figura 4.16.

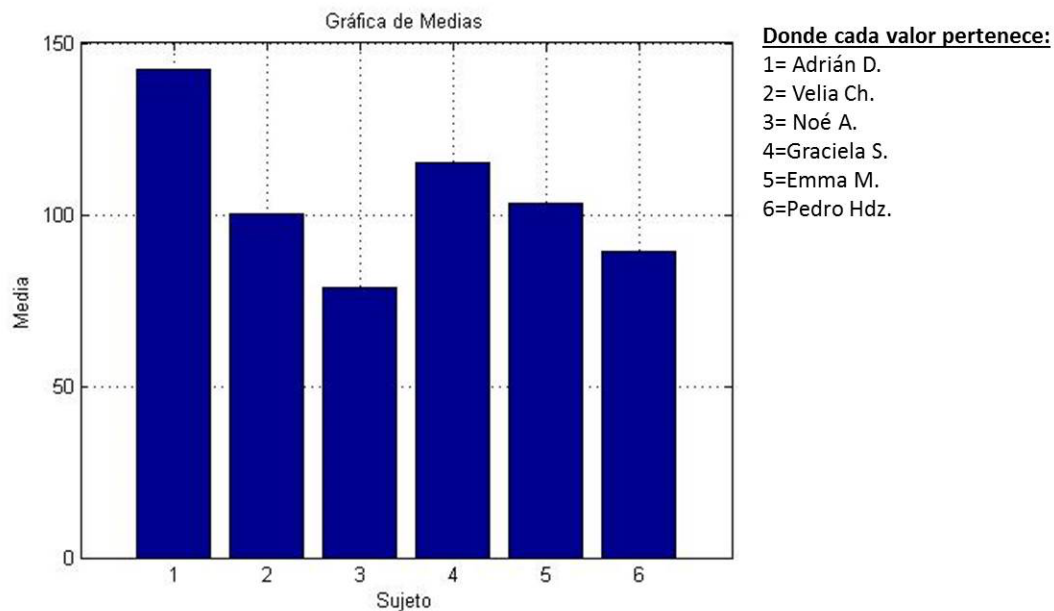


Figura 4.16: La media de los valores descriptos para cada imagen en escala de grises muestra las diferencias entre los valores para los rostros.

Al ver los valores de la media para cada imagen, se puede resaltar que los únicos valores próximos entre sí son los de los sujetos 5 y 6, de los cuáles ya se realizó su evaluación en conjunto en la sub sección anterior. Con esto, se muestra que la pertenencia entre sí es buena, dado que estas imágenes si describen su comportamiento mediante estas curvas con sus correspondientes conjuntos de origen, más no presentan relación próxima con algún otro sujeto de la base de datos analizada.

4.1.4. Pruebas aleatorias sobre 3 sujetos distintos

Con el fin de introducir gradualmente la variación en el ambiente de captura, se modifica el criterio de prueba con relación a la prueba número 1 (ambiente controlado con 3 personas). Esta vez la prueba se realiza con dos sujetos sobre ambiente controlado y uno más sin ningún tipo de control al momento de la captura. Es así como se pretende introducir un factor de ruido ligero mediante el cual el algoritmo pueda trabajar con un nivel de invertidumbre del 33%, dado que para los dos sujetos anteriores (1 y 2) las pruebas ya fueron realizadas con éxito sobre su propio ambiente controlado. Los conjuntos a analizar son los de los sujetos 1, 2 y 3 para las imágenes disponibles mostradas en la figura 4.17:



Figura 4.17: Imágenes de conjunto de sujetos 1, 2 y 3 disponibles para evaluación.

Se inicializa la prueba mediante la interfaz, comenzando con la imagen número uno de cada sujeto hasta concluir con todas las imágenes de los conjuntos correspondientes:

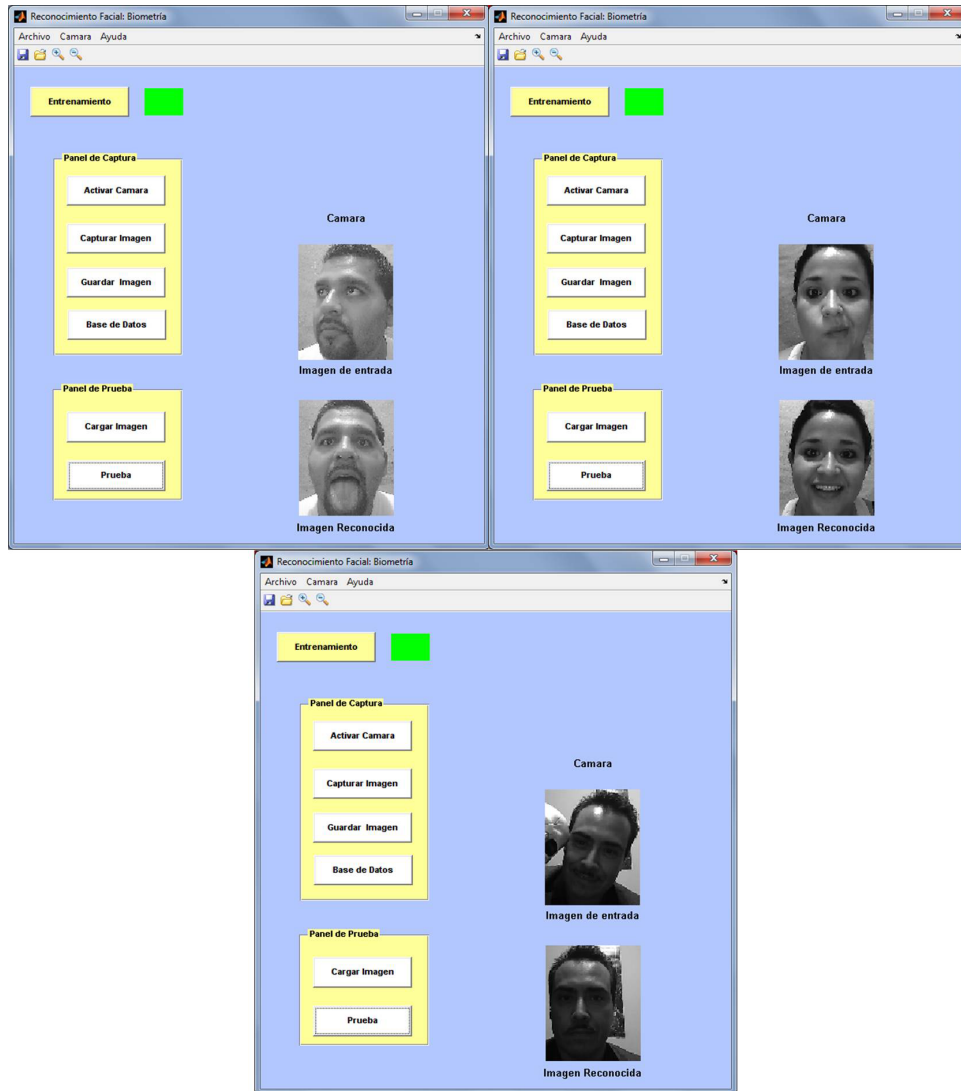


Figura 4.18: Inicio de pruebas para sujetos 5 y 6.

Del mismo modo, se genera el reporte de fallos de cada uno de los sujetos debido a las imágenes contenidas en sus respectivos conjuntos, con los resultados obtenidos:

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen pueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Adrian Dominguez	S1	1	S1	OK
		2	S1	OK
		3	S1	OK
		4	S1	OK
		5	S1	OK
		6	S1	OK
		7	S1	OK
		8	S1	OK
		9	S1	OK
		10	S1	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen pueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Velia Chavez	S2	1	S2	OK
		2	S2	OK
		3	S2	OK
		4	S2	OK
		5	S2	OK
		6	S2	OK
		7	S2	OK
		8	S2	OK
		9	S2	OK
		10	S2	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen pueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Noe Alba	S3	1	S3	OK
		2	S3	OK
		3	S3	OK
		4	S3	OK
		5	S3	OK
		6	S3	OK
		7	S3	OK
		8	S3	OK
		9	S3	OK
		10	S3	OK

Figura 4.19: Resultados de las pruebas iniciales para los sujetos 1, 2 y 3.

Cabe destacar que, como se aprecia en la figura 4.17, los sujetos 1 y 2 se desarrollan en ambientes controlados, mientras que el sujeto 3 no tiene control de algún tipo. Incluso, para la prueba mostrada en la figura 4.18, el sujeto 3 muestra un accesorio semejante a un rostro adicional al de él mismo, intentando generar ruido en la imagen, la cual a pesar de esta situación, es reconocida con éxito dentro del grupo en general perteneciente a los 3 sujetos.

Con esta información se puede generar una prueba abriendo el acceso a los datos de la población en general, la cuál consta de 6 personas con 10 imágenes cada una.

4.1.5. Pruebas para 6 conjuntos distintos de personas

El realizar esta prueba sobre el conjunto total de sujetos implica aumentar las posibilidades de fallo, ya que el programa absorbe el total de los factores de ruido y el fallo en alguna de las pruebas puede ser posible. Cada uno de los sujetos es probado consigo mismo 10 veces (una imagen a la vez comenzando en la número 1 y terminando en la 10), pero con la variación en el algoritmo para tener acceso completo a todos los archivos, es decir, ahora busca un rostro en específico sobre una población de 60 rostros. Cada una de las pruebas se desarrolla mediante la interfaz del mismo modo que se han venido desarrollando las anteriores.

El reporte de fallas es generado para diferenciar aquellas imágenes que tuvieron algún error durante el reconocimiento. este reporte es presentado en la figura 4.20:

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Adrian Dominguez	S1	1	S1	OK
		2	S1	OK
		3	S1	OK
		4	S1	OK
		5	S1	OK
		6	S1	OK
		7	S1	OK
		8	S1	OK
		9	S1	OK
		10	S1	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Graciela Saenz	S4	1	S4	OK
		2	S4	OK
		3	S4	OK
		4	S4	OK
		5	S4	OK
		6	S4	OK
		7	S4	OK
		8	S4	OK
		9	S4	OK
		10	S4	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Emma Mendoza	S5	1	S5	OK
		2	S5	OK
		3	S5	OK
		4	S5	OK
		5	S5	OK
		6	S5	OK
		7	S5	OK
		8	S2	NO
		9	S5	OK
		10	S5	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Velia Chavez	S2	1	S2	OK
		2	S2	OK
		3	S2	OK
		4	S2	OK
		5	S2	OK
		6	S2	OK
		7	S2	OK
		8	S2	OK
		9	S2	OK
		10	S2	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Noe Alba	S3	1	S3	OK
		2	S3	OK
		3	S3	OK
		4	S3	OK
		5	S3	OK
		6	S3	OK
		7	S3	OK
		8	S3	OK
		9	S3	OK
		10	S3	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Pedro Hernandez	S6	1	S6	OK
		2	S6	OK
		3	S6	OK
		4	S6	OK
		5	S6	OK
		6	S6	OK
		7	S6	OK
		8	S6	OK
		9	S6	OK
		10	S6	OK

Figura 4.20: Resultados de las pruebas para toda la población.

Durante la caracterización de la prueba se presentó un fallo, el cual muestra que, específicamente, la imagen 8 del usuario 5 presenta demasiada similitud con los caracteres y la distribución de datos del usuario 2. Dado que el resultado es erróneo, es necesario mostrar en detalle cuál es el resultado de la prueba, dado que el algoritmo está diseñado para notificar cuándo el reconocimiento está equivocado y en realidad se está mostrando una aproximación al resultado correcto.

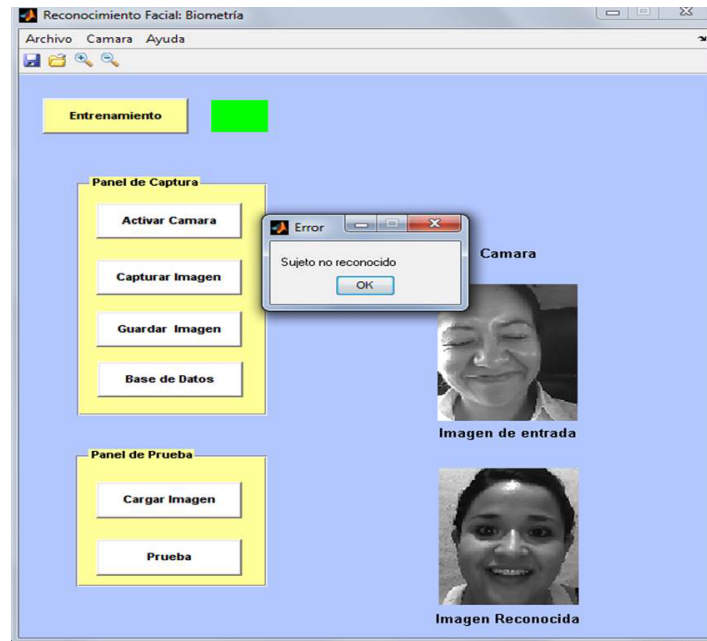


Figura 4.21: Prueba no satisfactoria pára usuario 5, imagen 8.

Como se muestra en la figura anterior, el algoritmo confunde el rostro del sujeto 5 con el del sujeto 2. Esto, posiblemente a la similitud de distribución en la luz que hay en ambas imágenes, las cuáles son muy parecidas. Aún así, el algoritmo es capaz de notificar que el reconocimiento no fue satisfactorio. Esto sin duda, agrega valor al trabajo, ya que genera una salida adicional de información generalmente no contemplada por otros algoritmos de reconocimiento. Dado este resultado, el algoritmo cumple con la función de conocer el error en sí mismo en tiempo real y generar una salida de resultado negativo en caso que este se presente, como en el caso anterior.

Capítulo 5

Conclusiones

5.1. Acerca del área de aplicación

La intención principal de este trabajo es el de presentar una metodología de desarrollo para proyectos de reconocimiento facial pára desarrollo en ambientes no controlados del todo. En la actualidad existen muchas técnicas para lograrlo, más sin embargo la conjunción de las mismas es lo que genera la robustez en el diseño de un algoritmo.

Aunque no únicamente se consideran aplicaciones de visión en el ambiente del reconocimiento facial, existen muchas otras aplicaciones para las cuáles estos métodos pueden servir como base, de los cuáles se pueden citar los siguientes ejemplos:

- i. Controles de acceso a hogares, edificios, automóviles.
- ii. Eliminación de desperdicios en procesos productivos (tomádo en cuenta la técnica de delimitación de regiones de interés).
- iii. Despliegue de fichas técnicas con información detallada de usuario (tratádo de eliminar el uso de identificaciones).
- iv. Monitoreo de estaciones de trabajo, análisis de tiempos y movimientos.

Todos ellos bajo con la necesidad de realizar análisis de tipo general a los factores de ruido envueltos en cáda proceso. Los aspectos a considerar presentados en este trabajo engloban la inclusión de algunas herramientas de ingeniería de *software* desde una perspectiva en optimización del proceso de reconocimiento por visión artificial.

5.2. Sobre las bases analíticas y prácticas

Es importante reconocer que para el análisis de funcionamiento y optimización de este tipo de procesos, habrá que contar con conocimientos a nivel medio a avanzado en el ámbito del

desarrollo de aplicaciones de *software*, ya que los aspectos básicos de las actividades a realizar requieren del manejo de los términos así como de la capacidad de reconocimiento y análisis de situaciones críticas que influyan en la factibilidad de un proyecto de visión artificial.

5.3. Generales

El desarrollo de un sistema de visión artificial conlleva responsabilidades tanto analíticas como prácticas. El área de visión artificial es relativamente nueva, apenas si comienza a explotarse el verdadero potencial y la utilidad que esta tiene en las aplicaciones de automatización en las industrias, por ejemplo. El manejo de la teoría y el estado del arte es crucial al momento del desarrollo de una aplicación de este tipo, ya que las maneras de resolver un problema de programación y/o aplicación tiene como límite la imaginación del programador.

El analizar los problemas desde un punto de vista de manufactura ayuda en gran parte a reconocer las áreas de mejora de cualquier proceso. En este caso, se analizan las debilidades que un sistema de visión artificial puede tener, desde los factores de ruido que interactúan en el ambiente de desarrollo de la aplicación, hasta la variedad de datos, caracteres y particularidades de los elementos a analizar. Es ahí donde está un gran reto y oportunidad de mejora, donde un buen control de dichas situaciones puede llevar al éxito un sistema mediante operaciones lógicas hasta cierto punto.

Por hacer una analogía de dominio común, las filosofías de manufactura esbelta, buscan, entre otras cosas, la optimización de los procesos, el uso adecuado de los recursos, la eliminación del desperdicio. Si estas prácticas se llevan a cabo para el análisis de cualquier problema el éxito está garantizado. El llevar un proceso (cualquiera que éste sea) por un análisis en detalle del método de ingeniería hará brotar un sin fin de posibles soluciones a un problema.

5.4. Trabajos a futuro

Cabe recordar que la delimitación del trabajo se enfoca primordialmente en la automatización, sin pérdida del nivel de confianza, del proceso de reconocimiento de rostros, ofreciendo la integración de varias técnicas de reconocimiento por visión artificial y programación orientada a objetos. Esto genera que ciertos aspectos relacionados con el trabajo no sean considerados como parte del mismo, los cuales son tomados como oportunidades de investigación y mejora para aplicaciones similares. Los trabajos a futuro que es recomendable mencionar son los siguientes:

- i. Portabilidad de la aplicación. El generar una aplicación de este tipo por medio de un teléfono inteligente, por ejemplo, expande las áreas de aplicación de este trabajo.
- ii. Asociar esta aplicación con un sistema de acceso. Ya sea a algunas instalaciones o automóviles, podría ser una herramienta de gran ayuda al momento de incrementar la seguridad.

- iii. En medicina forense. Pára las aplicaciones de campo, un médico forense podría tener una valiosa herramienta al momento de un hallazgo, de contar con una base de datos de personas desaparecidas y la portabilidad en un celular.
- iv. Aplicaciones en realidad aumentada. Otro de los campos que están ganando terreno en las áreas de investigación y desarrollo de tecnología, con la cuál sería también una herramienta pára la representación de figuras, personas, etc.
- v. Reconocimiento de caracteres en instrumentos de navegación. Un avión, barco o automóvil, el cual pueda controlar su trayectoria mediante un sistema de visión sería un gran adelanto mediante la utilización de las técnicas para el cálculo de profundidades por medio de visión artificial.

Agradecimientos

Mi gratitud, principalmente está dirigida a Dios por haberme dado la existencia y permitido llegar al final del posgrado.

A mi esposa, Velia Chávez, quien me ha orientado en todo momento con su experiencia, consejo y conocimiento, no sólo en lo académico sino también en la vida, Gracias.

A mi familia, mis padres, quiénes siempre me ha apoyado en cuestiones personales, académicas y profesionales lo cuál me ha permitido llegar a momentos como este, Gracias.

Igualmente a mi maestro asesor el Dr. Noé G. Alba Baena por su guía y ayuda en la realización de este trabajo, Gracias.

A los docentes que me han acompañado durante el largo camino, brindándome siempre su orientación con profesionalismo ético en la adquisición de conocimientos y afianzando mi formación profesional que enmarca un escalón más hacia un futuro en donde sea partícipe activo en el ámbito académico y profesional de mi país, Gracias.

A los maestros involucrados en la revisión de este trabajo, además de su sinodalía, Muchas Gracias.

Bibliografía

- [1] Debasmita Chakrabartia, Debtanu Duttta, "Facial Expression Recognition Using Eigenspaces", *International Conference on Computational Intelligence: Modeling Techniques and Applications*, Kolkata, India, 2013.
- [2] Muge Carikci, Figen Ozen, "A Face Recognition System Based on Eigenfaces Method", *Procedia Technology*, vol. 1, No. 1, pp. 118-123, 2012.
- [3] Ángel Serrano, Isaac Martín de Diego, Cristina Conde, Enrique Cabello, "Analysis of variance of Gabor filter banks parameters for optimal face recognition", *Pattern Recognition letters*, vol. 32, pp. 1998-2008, Marzo de 2010.
- [4] Olugbenga Ayinde, Yee-Hong Yang, "Face recognition approach based on rank correlation of Gabor-filtered images", *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 1275-1289, junio de 2001.
- [5] Yingjie Wang, Chin-Seng Chua, "Face recognition from 2D and 3D images using 3D Gabor filters", *Image and vision computing*, vol. 23, pp. 1018-1028, Julio de 2005, ISSN: 0262-8856.
- [6] Hyun Chul Kim, "Face recognition using the mixture of eigenfaces method", *Pattern Recognition letters*, vol. 23, pp 1549-1558, diciembre de 2001, ISSN: 0167 - 8655.
- [7] Kristina Aldridge, Ian D George, Kimberly K Cole, Jordan R Austin, T Nicole Takahashi, Ye Duan and Judith H Miles, "Facial phenotypes in subgroups of prepubertal boys with autism spectrum disorders are correlated with clinical phenotypes", *Molecular Autism*, vol. 2, No. 15, pp. 1-12, 2011.
- [8] Xiaoqing Gao, Hugh R. Wilson, "Implicit learning of geometric eigenfaces", *Vision Research*, pp. 1-7, julio de 2013, ISSN: 0042-6989.
- [9] Christian Tenllado, José Ignacio Gómez, Javier Setoain, Darío Mora, Manuel Prieto, "Improving face recognition by combination of natural and Gabor faces", *Pattern Recognition letters*, vol. 31, pp. 1453-1460, marzo de 2010, ISSN: 0167-8655.
- [10] Muhammed Tayyib Kadaka, Omer Faruk Demirelb, Mesut Yavuzc, Turkey Demira, "Recognition of emotional facial expressions and broad autism phenotype in parents of children diagnosed with autistic spectrum disorder", *Comprehensive Psychiatry*, 2014, pp. 1-6, ISSN: 0010-440.
- [11] Jie Wang, K.N. Plataniotis, A.N. Venetsanopoulos, " Selecting discriminant eigenfaces for face recognition ", *Pattern Recognition letters*, vol. 26, pp 1470 - 1482, 11 de enero del 2005, ISSN: 0167 - 8655.

- [12] Sydney C. Butts, "The facial phenotype of the velo cardio facial syndrome", *International Journal of Pediatric Otorhinolaryngology*, vol. 73, pp. 343 - 350, 07 de octubre del 2008, ISSN: 0165 - 5876.
- [13] F. Tsalakanidou, D. Tzovaras, M.G. Strintzis, "Use of depth and colour eigenfaces for face recognition", *Pattern Recognition letters*, vol. 24, pp. 1427 - 1435, 21 de agosto del 2002, ISSN: 0167 - 8655.
- [14] Robert J. Shprintzen, "Velo cardio facial syndrome", *Progress in Pediatric Cardiology*, vol. 20, pp 187 - 193, 08 de junio del 2005, ISSN: 1058 - 9813.
- [15] Acceso en abril 2014, disponible en: Introducción a la Biometría, <http://www.varpa.es/Docencia/TAPI/biometrics-tapi.pdf>