

Trabajo de Diploma para optar por el título de Ingeniero en Ciencias Informáticas

Título:

Componente para la clasificación de rasgos biométricos
faciales basado en las características geométricas.

Autores:

Maricel de la Caridad Palacio Fagundo
Carlos Alberto Freyre Hernández

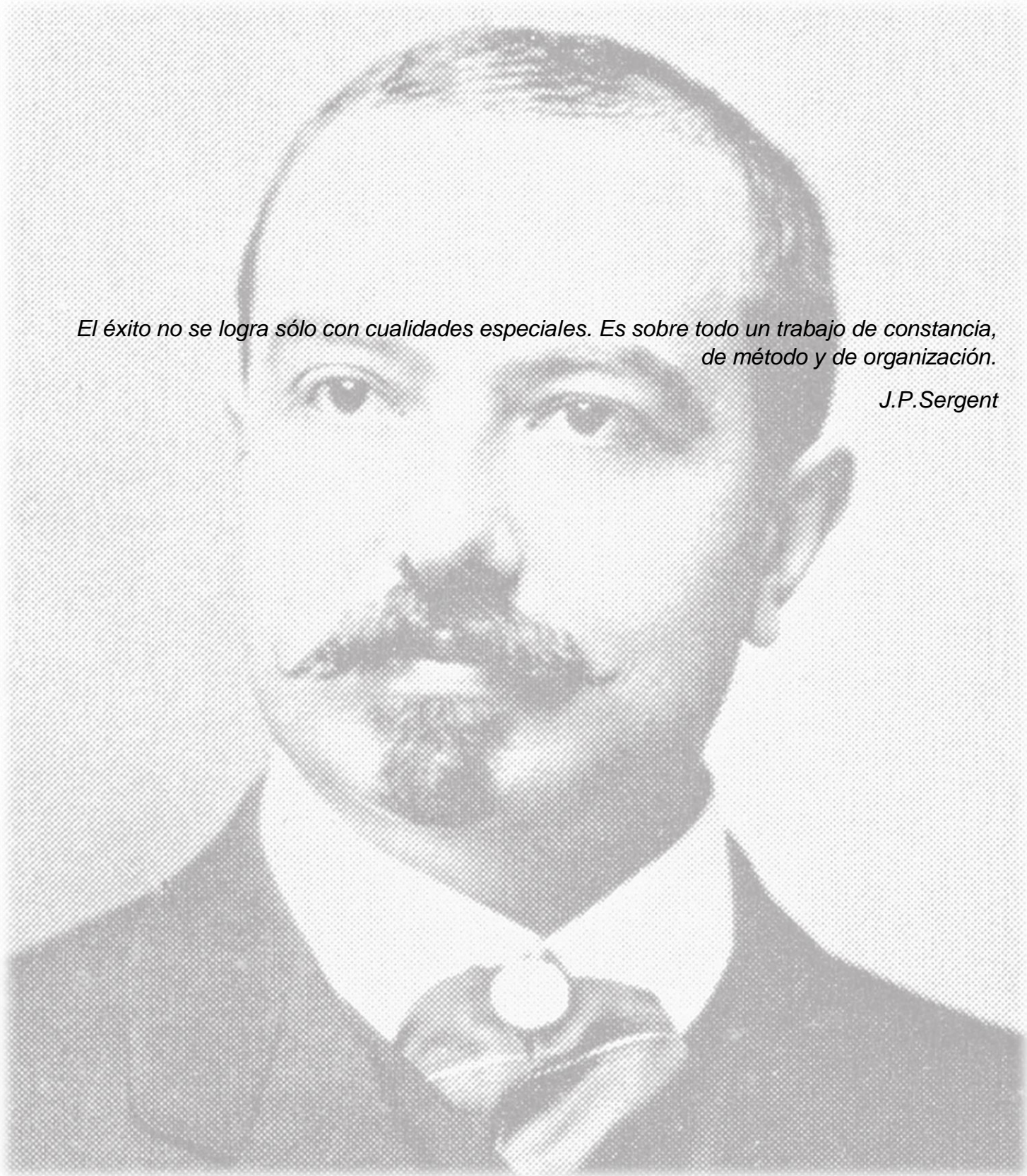
Tutores:

Ing. Ireisy Bermúdez Hoyo
Ing. Mayleidis López Hernández

Co-Tutor:

Ing. Rafael Alberto Quiles Velázquez

Facultad 1



El éxito no se logra sólo con cualidades especiales. Es sobre todo un trabajo de constancia, de método y de organización.

J.P.Sergent

Declaración de Autoría

Declaramos que somos los únicos autores de este trabajo de diploma y conferimos a la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) los derechos patrimoniales del mismo, con carácter exclusivo.

Para que así conste firmamos los presentes a los ____ días del mes ____ del año _____.

Maricel de la Caridad Palacio Fagundo
Autor

Carlos Alberto Freyre Hernández
Autor

Ing. Mayleidis López Hernández
Tutor

Ing. Ireisy Bermúdez Hoyo
Tutor

Ing. Rafael Alberto Quiles Velázquez
Co-Tutor

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Datos del contacto

Tutor: Ing. Mayleidis López Hernández

Jefe de Departamento de Práctica Profesional, Ingeniero Industrial Especializado en Organización de Empresas, CUJAE 2003. Categoría docente: Asistente. Departamento: Práctica Profesional, Centro de Identificación y Seguridad Digital (CISED), Facultad 1.

Correo electrónico: mayleidis@uci.cu

Tutor: Ing. Ireisy Bermúdez Hoyo.

Ingeniero en Ciencias Informáticas, UCI 2011. Especialista del Departamento de Práctica Profesional del Centro de Identificación y Seguridad Digital (CISED), Facultad 1. Categoría docente: Instructor.

Correo electrónico: ibermudez@uci.cu

Co-Tutor: Ing. Rafael Alberto Quiles Velázquez

Ingeniero en Ciencias Informáticas. Profesor asociado al Centro de Identificación y Seguridad Digital (CISED), pertenece al Departamento de Desarrollo de Componentes, graduado en el curso 2012-2013. Tiene dos años de experiencia en el tema Procesamiento de imágenes y señales digitales.

Correo electrónico: raquiles@uci.cu

Dedicatoria

Dedico este Trabajo de Diploma a mis padres: Maricel Fagundo Artigas y Carlos Palacio Navarro, por su incondicional amor y dedicación, su entrega y confianza en mí, por enseñarme a ser la mujer que soy y por ser las personas más importantes de mi vida. A mi esposo Rafael Quiles Velázquez, por estar siempre a mi lado y ser mi guía, ejemplo e inspiración en todos los logros que he obtenido, por su apoyo y abnegación, por hacerme sentir la mujer más querida y amada, por su ayuda incondicional y por ser parte de mí. A toda mi familia por su cariño y confianza. A mis suegros y mi cuñado por quererme como un miembro más de su familia desde que nos conocimos y por aconsejarme y guiarme. A Silvita y los niños: Aníbal y Eduardito por convertirse en parte de mi familia y porque los adoro con la vida. A Alina, Renoel, Evy, Magda, Fella por darme todo su amor y cuidar de mí cuando mi mamá estuvo lejos. A mis amigas y amigos por compartir conmigo los momentos buenos y malos, por su amistad, amor y respeto y por aceptarme como soy a pesar de mis defectos. A mis compañeros de aula por tantos años de estudio, risas, apuros y méritos juntos. A todos aquellos que contribuyeron de una forma u otra lograr mis propósitos como universitaria y a la realización de este trabajo.

Maricel de la Caridad Palacio Fagundo

Dedico el presente Trabajo de Diploma primeramente a mis padres: Haydée Hernández Armas y Pedro Freyre Hernández por todo el apoyo que me han ofrecido, no solamente en el transcurso de la universidad sino en toda mi trayectoria estudiantil. A mi abuelita Merito que falleció hace poco tiempo pero que aún sigue presente en mi vida. A mi hermano, por estar siempre dispuesto en el momento en el que lo he necesitado, así como a mi cuñada y sobrino querido. A toda mi familia por su preocupación y confianza en mí. A mi novia Jennifer por toda su entrega, amor, dedicación y paciencia, por estar siempre conmigo en los momentos buenos y malos y por aguantarme tantas malcriadeces. A todos mis amigos y compañeros de aula por su amistad incondicional y respeto. A todas aquellas personas que han contribuido de una forma u otra a ser quien soy y lograr mis metas.

Carlos Alberto Freyre Hernández

Agradecimientos

Agradezco la colaboración y realización del presente Trabajo de Diploma primeramente a mi esposo Rafael Quiles Velázquez por sus horas de trabajo y esfuerzo ayudándonos en todas las dudas e inconvenientes que se presentaron durante el desarrollo de la investigación. A mis tutoras Ireisy y Mayi que estuvieron presentes en todo momento guiándonos y colmándonos de conocimiento. A mis padres por su apoyo y constante preocupación de mis estudios y por su amor y confianza incondicional. A mi compañero de tesis por todo el trabajo juntos, por su dedicación, empeño y entrega. A mis compañeros de aula y proyecto. A todos los profesores que a lo largo de la carrera contribuyeron de alguna manera en mi formación como profesional. En general agradezco a todos aquellos que hicieron posible que se cumplieran mis metas y mis sueños.

Maricel de la Caridad Palacio Fagundo

Agradezco en primer lugar a mi familia por su ayuda y dedicación durante toda la carrera. A mi co-tutor Rafael Quiles por su apoyo y disposición ante cualquier dificultad presente en el desarrollo del Trabajo de Diploma. A mis tutoras Ireisy y Mayleidis. A mi novia por su amor y cariño. A mi compañera de tesis por ser parte importante de este trabajo y a todos mis compañeros, amigos, profesores y personas que contribuyeron de alguna forma a forjarme como profesional.

Carlos Alberto Freyre Hernández

Resumen

El ser humano a menudo utiliza el rostro para identificar a las personas. Con los avances alcanzados en las ciencias de la computación, actualmente se pueden realizar reconocimientos automáticos de forma similar. En el rostro de una persona se ubican un conjunto de elementos o rasgos (boca, ojos, cejas, nariz, orejas, contorno del rostro, pómulos, entre otros), cuyas características más representativas o discriminantes pueden ser medidas y de esta manera asociar estas mediciones a la persona. El objetivo de la investigación es desarrollar un componente que permita reducir el espacio de búsqueda, a través de la clasificación de rasgos biométricos faciales, específicamente rostro, nariz y boca, basado en las características geométricas del rostro; para mejorar la precisión de clasificación en el Sistema de reconocimiento facial desarrollado en el Centro de Identificación y Seguridad Digital (CISED) de la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI). Para ello se utilizaron las tareas de Minería de Datos (MD): agrupamiento y clasificación, a través de los algoritmos K-medias y K-vecinos más cercanos, respectivamente. Teniendo en cuenta las variaciones de iluminación, escala y pose de las imágenes faciales de la base de datos de prueba, los resultados obtenidos en cuanto al rendimiento del proceso de clasificación fueron de 0.89 segundos, demostrando la disminución del tiempo de respuesta de este proceso en el sistema. La base de datos fue particionada en 80 grupos reduciendo así el espacio de búsqueda y arrojando resultados de efectividad general de 69%, evidenciando el cumplimiento del objetivo propuesto.

Palabras clave: agrupamiento, clasificación, Minería de Datos, reconocimiento facial.

Índice de contenido

Introducción	1
Capítulo I: “Fundamentación Teórica”	5
1.1 Introducción	5
1.2 Conceptos fundamentales.....	5
1.3 Clasificaciones de los rasgos geométricos faciales.....	6
1.3.1 El rostro	6
1.3.2 La nariz.....	6
1.3.3 Los labios	7
1.4 Antecedentes históricos del reconocimiento facial.....	7
1.5 Técnicas de detección del rostro.....	9
1.6 Reducción de la dimensionalidad	11
1.7 Minería de datos	12
1.7.1 Técnicas de MD	13
1.7.1.1 Técnica de agrupamiento	14
1.7.1.2 Técnica de clasificación	14
1.8 Descripción de soluciones existentes para la agrupación de rostros.....	15
1.9 Descripción de soluciones existentes para la clasificación de rostros.....	15
1.10 Metodologías, lenguajes y herramientas de desarrollo	18
1.10.1 Metodología para el desarrollo del software.....	18
1.10.2 Metodología de MD	19
1.10.3 Lenguaje de modelado	20
1.10.4 Herramientas de modelado	21
1.10.5 Lenguajes de programación.....	22
1.10.6 Entorno de Desarrollo Integrado (IDE).....	23
1.10.7 Gestor de base de datos	24
1.10.8 Plataforma de desarrollo.....	24
1.10.9 Bibliotecas de clases.....	25
1.10.10 Herramientas de MD	26
1.10.11 Mapeo objeto-relacional (ORM)	26
1.11 Conclusiones parciales	27
Capítulo II: “Análisis y Diseño”.....	28
2.1 Introducción	28

2.2	Modelo de dominio	28
2.3	Propuesta de solución.....	29
2.3.1	Comprensión del negocio.....	30
2.3.2	Comprensión de los datos.....	30
2.3.3	Preparación de los datos.....	32
2.3.4	Modelado.....	32
2.3.5	Evaluación.....	36
2.3.6	Desarrollo.....	40
2.4	Metodología XP.....	40
2.4.1	Fase de Planificación	40
2.4.1.1	Actores del sistema	41
2.4.1.2	Captura de requerimientos.....	41
2.4.1.3	Historias de usuarios (HU)	43
2.4.1.4	Plan de entrega	43
2.4.1.5	Plan de iteraciones	44
2.4.2	Fase de Diseño	44
2.4.2.1	Tarjetas CRC.....	45
2.4.2.2	Diagrama de clases del diseño.....	45
2.4.2.3	Modelo de datos del componente	47
2.4.2.4	Arquitectura del componente	48
2.4.2.5	Patrones de diseño.....	50
2.5	Conclusiones parciales.....	53
Capítulo III: "Implementación y Pruebas".....		54
3.1	Introducción	54
3.2	Estándar de codificación.....	54
3.3	Tareas de la ingeniería	55
3.4	Diagrama de componentes	55
3.5	Diagrama de despliegue.....	56
3.6	Pruebas	57
3.6.1	Estrategia de pruebas	57
3.6.1.1	Pruebas de unidad.....	57
3.6.1.2	Pruebas de integración	60
3.6.1.3	Pruebas de validación.....	61

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

3.6.1.4	Pruebas del sistema	62
3.7	Conclusiones parciales	64
	Conclusiones generales	66
	Recomendaciones	67
	Referencias bibliográficas	68

Introducción

El desarrollo de las ciencias y las tecnologías ha impulsado el surgimiento de la biometría, la cual se define como un conjunto de métodos y técnicas para el reconocimiento humano basado en características físicas como huella dactilar, iris, geometría de la mano, rostro, entre otras y de comportamiento como voz, firma, dinámica del tecleo o forma de caminar, actualmente utilizado para la identificación de las personas. Desde la percepción del ser humano, la forma más sencilla de reconocer a las personas es mediante el rostro, ya que este tiene rasgos únicos como anchura de la nariz, forma de la barbilla, pómulos, forma de la boca, distancia entre los ojos; que permiten diferenciar una persona de otra y facilitar así su reconocimiento. La tecnología de reconocimiento facial permite identificar automáticamente a una persona en una imagen digital. En su mayoría, es ampliamente utilizada por el gobierno en cualquier ámbito empresarial para el control y la vigilancia; además de que puede ser muy eficaz cuando se utiliza en combinación con otros métodos biométricos como la huella digital, contribuyendo así a evitar fraudes, robos de información y suplantación de identidad.

A partir de 1960 la ingeniería comienza a mostrar interés en el reconocimiento facial. Investigadores destacados como Woodrow W. Bledsoe, A. Jay Goldstein, Leon D. Harmon y Ann B. Lesk fueron los pioneros en el estudio y desarrollo de esta tecnología, basados en los rasgos faciales de la persona y características subjetivas distintivas del rostro, obteniendo resultados de alrededor del 45 al 75% de efectividad y concluyendo que se podían mejorar estos resultados eliminando características irrelevantes para hacer más efectivo el reconocimiento. Con el transcurso del tiempo se amplió la utilización de la MD en los sistemas de reconocimiento facial, facilitando el proceso de reconocimiento y haciendo más efectivos los nuevos algoritmos propuestos para su desarrollo.

En la actualidad estos sistemas han tenido gran auge, numerosas empresas e instituciones los utilizan para la identificación de las personas. En ellos, generalmente se extraen las características únicas de cada rostro pre-procesado¹, con las cuales se conforman los vectores característicos para cada persona, los cuales son vectores n-dimensionales distintivos que contienen características del rostro, expresadas mediante valores cuantitativos. Estos vectores son almacenados, al igual que las imágenes pre-procesadas, en una base de datos, para luego ser comparados con el vector de la persona a identificar.

Son numerosos los países que fomentan las investigaciones y el desarrollo de los sistemas de reconocimiento facial y cada día se obtienen mejores resultados en cuanto a su efectividad, tiempo de respuesta y autonomía. Cuba es uno de los países que cuenta con varios centros de desarrollo dedicados al estudio de la tecnología biométrica. La empresa de Desarrollo de Aplicaciones

¹ Un rostro pre-procesado es aquella imagen digital a la que se le aplica un conjunto de técnicas, englobadas dentro del pre-procesamiento de imágenes, con el objetivo de mejorar la calidad o facilitar la búsqueda de información.

Tecnologías y Sistemas (DATYS) es ejemplo de ello, al igual que el Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada (CENATAV) y la Empresa Nacional de Software DESOFT, las cuales desarrollan investigaciones teóricas y aplicadas en el Reconocimiento de Patrones y MD. Existen también centros docentes vinculados a dicho estudio, como es el caso de la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) y en ella se destaca el Centro de Identificación y Seguridad Digital (CISED), en el que se desarrollan e integran soluciones en las áreas de identificación, seguridad digital, tarjetas inteligentes y biometría. Esta última enfocándose en los procesos para el reconocimiento de personas a través de los rasgos faciales y las huellas dactilares.

Este centro cuenta con un Sistema para el reconocimiento facial desarrollado en el 2013, que realiza los procesos de captura de datos faciales y reconocimiento de un individuo mediante la búsqueda en una base de datos del vector característico más similar al de la persona analizada. Para realizar dicha búsqueda cuenta con un clasificador basado en técnicas de la MD, el cual se encarga de particionar la base de datos en grupos o clases según la similitud de los vectores extraídos, a través de la técnica de filtrado GWT² y realizar el proceso de clasificación para minimizar el tiempo de búsqueda del sistema. Según las pruebas realizadas por los desarrolladores³, el tiempo promedio de reconocimiento de una persona, en una base de datos de prueba aproximadamente del orden de 10^4 personas procesadas es de 1.64 segundos, con la base de datos particionada en 29 clases o grupos y con una precisión de clasificación para el proceso de búsqueda de 55% en imágenes con variaciones de iluminación, escala y pose. Sin embargo, para la conformación de estos grupos, no se tuvo en cuenta que el vector utilizado puede ser afectado por variación en las condiciones de iluminación, escala y pose, ya que se utiliza información estructural basada en el color de la imagen y no se asemeja a la percepción real del rostro humano. Además el nivel de precisión de clasificación demuestra que el proceso de búsqueda del sistema no es el más óptimo, ya que existe un 45% en el cual la clasificación no es acertada, conllevando a imprecisiones en el proceso de reconocimiento facial.

Ante esta dificultad se plantea como **problema a resolver** ¿Cómo mejorar la precisión de clasificación en el Sistema de reconocimiento facial desarrollado en el CISED?

El **objeto de estudio** que abarca esta investigación está enfocado en los procesos de clasificación de rasgos biométricos faciales y se define como **campo de acción** los procesos de clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

El **objetivo general** de la investigación es desarrollar un componente que permita reducir el espacio de búsqueda, a través de la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características

² Transformada de Gabor Wavelet, por sus siglas inglés Gabor Wavelet Transform.

³ Los desarrolladores del Sistema de reconocimiento facial son: el Ing. Rafael Alberto Quiles Velázquez y la Ing. Amelia Aguilera Reyes, a este sistema se le integró en el año 2014 una solución para la clasificación de rostros desarrollada por: el Ing. Gregorio Ferrer Cordova y la Ing. Anays Gómez García.

geométricas del rostro; para mejorar la precisión de clasificación en el Sistema de reconocimiento facial desarrollado en el CISED.

Las **tareas de la investigación** para dar cumplimiento al objetivo planteado son:

- Definición del marco teórico de la investigación para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas. (Maricel de la Caridad Palacio Fagundo)
- Caracterización de las soluciones existentes que permiten la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas. (Maricel de la Caridad Palacio Fagundo y Carlos Alberto Freyre Hernández)
- Fundamentación de las metodologías, herramientas, lenguajes y tecnologías para el desarrollo de la investigación. (Maricel de la Caridad Palacio Fagundo y Carlos Alberto Freyre Hernández)
- Especificación de los requisitos del Componente para clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas. (Maricel de la Caridad Palacio Fagundo y Carlos Alberto Freyre Hernández)
- Diseño del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas. (Carlos Alberto Freyre Hernández)
- Implementación del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas. (Maricel de la Caridad Palacio Fagundo y Carlos Alberto Freyre Hernández)
- Validación del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas a través de pruebas al software. (Maricel de la Caridad Palacio Fagundo y Carlos Alberto Freyre Hernández)

Métodos científicos

Estos métodos son utilizados para el desarrollo de la investigación y la caracterización a fondo del objeto de estudio, de esta forma se garantiza un profundo conocimiento del estado del arte, su evolución y relación con otros fenómenos. Dentro de los métodos científicos se encuentran: el empírico y el teórico. El método empírico permite al investigador hacer una búsqueda referente a su problemática, retomando experiencia de otros autores para luego efectuar el análisis preliminar de la información, así como verificar y comprobar las concepciones teóricas. El método teórico permite revelar las relaciones esenciales del objeto de investigación, son fundamentales para la formulación de la hipótesis de investigación.

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Métodos empíricos:

- **Entrevista:** se entrevistó a especialistas del CISED que poseen amplio conocimiento en el tema de clasificación de rasgos biométricos faciales.

Métodos teóricos:

- **Analítico-Sintético:** de la amplia bibliografía analizada se obtuvo los principales conceptos, los pasos de la metodología a seguir, las herramientas a utilizar; así como las principales características de los rasgos biométricos faciales.
- **Análisis Histórico-Lógico:** se utilizó para el estudio de algunos sistemas y soluciones basadas en rasgos biométricos faciales, así como sus características, aportes y resultados.

La **justificación de la investigación** se basa en el desarrollo de un componente para mejorar la precisión de clasificación del Sistema de reconocimiento facial existente en el CISED, a través de la reducción del espacio de búsqueda en el proceso de reconocimiento facial, agrupando y clasificando rasgos biométricos faciales basados en las características geométricas.

El contenido se encuentra estructurado en tres capítulos:

- **Capítulo 1 Fundamentación Teórica:** incluye un estudio del estado del arte de soluciones para la clasificación de rasgos biométricos faciales, así como los principales conceptos asociados al tema. Además se aborda sobre las técnicas más utilizadas para el procesamiento de imágenes, las distintas clasificaciones de los rasgos biométricos faciales en correspondencia con las facciones del rostro, la nariz y la boca. También se hace referencia a los lenguajes, herramientas, tecnologías y metodologías a emplear para guiar el desarrollo del componente.
- **Capítulo 2 Análisis y Diseño:** se elabora la propuesta de solución y se aplican las metodologías XP y Crisp-DM en todo el proceso de desarrollo del software y la MD, respectivamente. Además se definen los requisitos funcionales y no funcionales del componente, su arquitectura y los patrones de diseño utilizados para su desarrollo.
- **Capítulo 3 Implementación y Pruebas:** se describen las reglas de codificación para la implementación de las funcionalidades y se especifica la estrategia de pruebas aplicada al componente para su validación. Además se presentan los resultados de las pruebas de funcionalidad, efectividad e integración realizadas al componente.

Capítulo I: “Fundamentación Teórica”

1.1 Introducción

En el presente capítulo se realiza una breve descripción de los conceptos fundamentales asociados a las clasificaciones de los rasgos biométricos faciales; también se muestra un estudio del estado del arte de soluciones existentes sobre métodos de agrupamiento y clasificación. Además se fundamenta la selección de las metodologías, herramientas y lenguajes a utilizar en el desarrollo del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas, en correspondencia con las particularidades del mismo.

1.2 Conceptos fundamentales

Biometría: La biometría es un conjunto de métodos y técnicas para el reconocimiento humano basado en características físicas (huella dactilar, iris, geometría de la mano, rostro, entre otros) y de comportamiento (voz, firma, dinámica del tecleo o forma de caminar), cuyas aplicaciones tienen un único propósito y es la autenticación de los individuos para evitar fraudes, robos de información, restringir el acceso a redes y computadoras y como arma contra el terrorismo; o para verificar la identidad de una persona en hecho delictivo, dado que valida rasgos únicos e irrepetibles en cada individuo (1).

Sistema biométrico: Sistema automatizado que realiza labores de biometría, es decir, un sistema que fundamenta sus decisiones de reconocimiento mediante una característica personal que puede ser reconocida o verificada de manera automatizada (2).

Reconocimiento: es un término genérico que no implica por defecto una verificación o identificación de un individuo. Todos los sistemas biométricos realizan reconocimiento para “distinguir de nuevo” una persona que se ha ingresado previamente a un sistema (3).

Sistema de reconocimiento facial: es una aplicación dirigida por ordenador para identificar automáticamente a una persona en una imagen digital, mediante la comparación de determinadas características faciales a partir de una imagen o un fotograma de una fuente de vídeo que se encuentre en una base de datos (3).

Patrones faciales: en el rostro de una persona se pueden diferenciar algunas partes con características distinguibles como son la boca, nariz, cejas, ojos, orejas, contorno, pómulos, color y textura de la piel. Todos estos elementos que forman parte del rostro pueden ser medidos y la información obtenida puede ser asociada a un individuo (1).

Algunas de estas características faciales, también denominadas rasgos faciales, pueden clasificarse según la geometría del rostro.

1.3 Clasificaciones de los rasgos geométricos faciales.

1.3.1 El rostro

El rostro se encuentra ubicado en la parte frontal de la cabeza del ser humano, incluye las siguientes partes: cejas, barbilla, nariz, boca, ojos, mejilla, labio, piel y dientes. Cabe destacarse que el rostro de un individuo es el elemento sustancial que marca la identidad de una persona, es decir, a partir del rostro es que se puede reconocer y diferenciar a las personas. El rostro se puede dividir en tres partes:

1. Desde el nacimiento del cabello hasta la mitad de los ojos.
2. Desde la parte media de los ojos a la base de la nariz.
3. Desde la base de la nariz hasta la punta de la barbilla.

Para la clasificación de los rostros basados en las características geométricas se consultaron diversos artículos en los que no existe un criterio común para ello en cuanto a los nombres utilizados, sin embargo, en la mayoría de los casos coinciden en la descripción de estas clasificaciones. Esta investigación se rigió por las clasificaciones del rostro que se muestran en la *Figura 1*.

1.3.2 La nariz

La nariz es el apéndice nasal situado de modo prominente en el centro del rostro. Su base debe ser tan ancha como la distancia horizontal del ojo. De la base de la nariz al punto más alto del arco de cupido del labio superior, debe haber medio ojo y de la base de la nariz al punto más bajo del labio inferior debe haber un ojo. La *Figura 2* muestra las clasificaciones de la nariz.

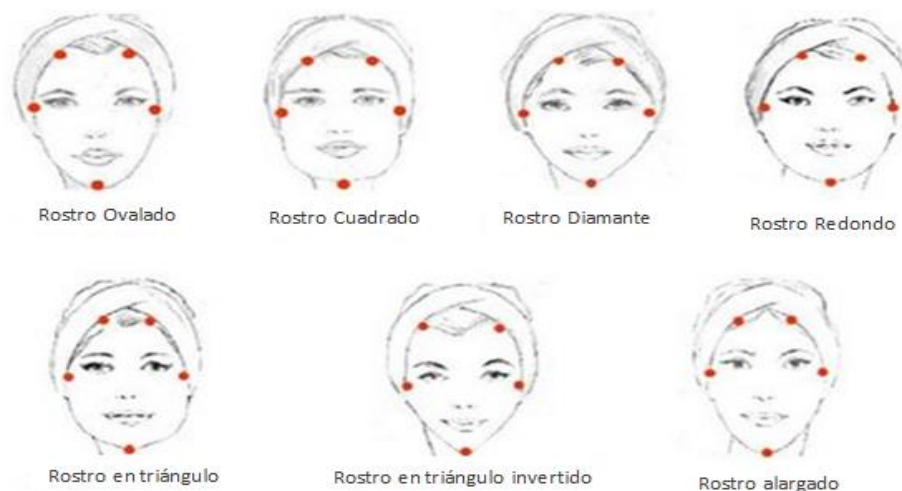


Figura 1. Clasificaciones del rostro (4).

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.



Figura 2. Clasificaciones de la nariz (5).

1.3.3 Los labios

La ubicación de la boca dentro del rostro, es la distancia que existe entre la base de la nariz y el centro del labio superior y de igual forma con la punta de la barbilla. Horizontalmente, el largo de la boca está dado por los extremos, estos pasan por una vertical que se une con el medio exacto de los ojos. Al unirse, sus dos picos forman el arco de cupido, que han de coincidir con la línea vertical que pasa por el centro de la nariz. Los tamaños de los labios, tanto del inferior como del superior, deben ser semejantes. En *Figura 3* se muestran los diferentes tipos de labios.

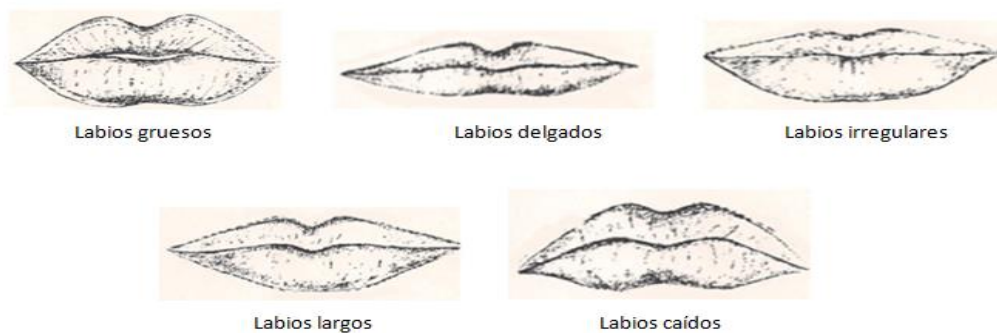


Figura 3. Clasificaciones de la boca (6).

1.4 Antecedentes históricos del reconocimiento facial

La biometría fue utilizada por primera vez a mediados del siglo XIV en China y fue hasta el siglo XIX que se empleó en las culturas occidentales. En Occidente, la identificación confiaba simplemente en la "memoria fotográfica" hasta que Alphonse Bertillon, jefe del departamento fotográfico de la Policía de

París, desarrolló el sistema antropométrico en 1883. Este era el primer sistema preciso, ampliamente utilizado científicamente para identificar a criminales y convirtió a la biométrica en un campo de estudio. Funcionaba midiendo de forma precisa ciertas longitudes y anchuras de la cabeza y del cuerpo, así como registrando marcas individuales como tatuajes y cicatrices. El sistema de Bertillon fue adoptado extensamente en occidente hasta que se detectaron defectos en el sistema, principalmente problemas con métodos distintos de medidas y cambios de medida (7).

La ingeniería comenzó a mostrar interés en el reconocimiento facial a partir de 1960. El primer sistema semiautomático para reconocimiento facial requería del administrador para localizar rasgos como: ojos, orejas, nariz y boca en las fotografías, antes de que este calculara distancias a puntos de referencia en común, los cuales eran comparados luego con datos de referencia. Uno de los primeros investigadores en incursionar en el tema fue Woodrow W. Bledsoe el cual diseñó e implementó un sistema semiautomático, en el que algunas coordenadas del rostro fueron seleccionadas por un operador humano y luego las computadoras usaban esta información para el reconocimiento, además describió muchos de los problemas (variación de la iluminación, rotación del rostro, la expresión facial, envejecimiento, entre otros) que luego de 50 años el reconocimiento facial aún presenta (8).

Posteriormente, A. Jay Goldstein, Leon D. Harmon y Ann B. Lesk utilizaron 21 características subjetivas, como el color del cabello y grosor de los labios para automatizar el reconocimiento facial. El problema con estas soluciones previas era que se computaban manualmente. En los años 70 se utilizó un enfoque que definía al rostro como un conjunto de parámetros geométricos para luego ejecutar algún reconocimiento de patrones, este enfoque fue utilizado por Kenade en 1973, para desarrollar un sistema completamente automatizado de reconocimiento facial basado en un algoritmo que extraía 16 parámetros faciales automáticamente, obteniendo resultados de alrededor del 45% al 75% de efectividad, concluyendo que se podía mejorar estos resultados eliminando características irrelevantes (8).

La década de los 80 trajo consigo el uso de redes neuronales por parte de algunos investigadores en el área del reconocimiento facial. La primera vez que se introdujo el término de Eigenfaces en el procesamiento de imágenes, técnica que prevalecería en los siguientes años, fue por L. Sirovich y M. Kirby en 1986, sus métodos se basaban en el Análisis de Componentes Principales (PCA⁴) y sus trabajos se convertirían en la base de muchos de los nuevos algoritmos propuestos para el reconocimiento facial. En 1988 Kirby y Sirovich aplicaron PCA, una técnica estándar del álgebra lineal, al problema del reconocimiento facial. Esto fue considerado algo así como un hito al mostrar que eran

⁴ Por sus siglas en inglés: Principal Component Analysis.

requeridos menos de 100 valores para cifrar acertadamente la imagen de una cara convenientemente alineada y normalizada.

Desde los años 90 el avance en el campo del reconocimiento facial ha sido exponencial. Diversos han sido los enfoques propuestos que pueden alcanzar razonables rendimientos en términos de las tasas de reconocimiento, sin embargo el tiempo de cálculo para realizar la identificación de un rostro, a partir de una base de datos será proporcional al tamaño de la misma (8).

Con el tiempo, fueron apareciendo tecnologías más sofisticadas con las que se ha alcanzado un cierto nivel de madurez de los algoritmos y métodos que se han desarrollado en el reconocimiento de rostros. Las técnicas de la MD han sido primordiales en todo este crecimiento y han proporcionado excelentes resultados en cuanto al tiempo de respuesta, efectividad, seguridad y confianza en los sistemas de reconocimiento facial.

1.5 Técnicas de detección del rostro

Algoritmo de Viola y Jones

En general, la detección de objetos se basa en la localización de una serie de características que identifiquen a los objetos a detectar (bordes, color, entre otras) con el menor error posible. Una de las técnicas típicas de detección de objetos está basada en los algoritmos propuestos por Paul Viola y Michael Jones en 2001, mejorados posteriormente por Rainer Lienhart en 2002. Estos algoritmos se basan en la extracción de características parecidas a las Integrales de Haar. Estas integrales consisten en, considerar regiones rectangulares adyacentes (como las de la *Figura 4*) en una ventana de detección y sumar la intensidad de los píxeles en cada región, calculando después la diferencia entre estas sumas. Esta suma permite clasificar distintas secciones de la imagen (9). Viola-Jones utilizan tres características, la característica *Dos-rectángulos* con orientación horizontal y vertical, la *Tres-rectángulos* y la *Cuatro-rectángulos* (10).

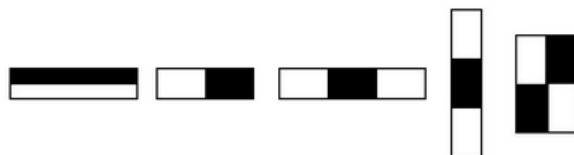


Figura 4. Regiones rectangulares obtenidas mediante el algoritmo Viola y Jones (9).

El valor de la característica *Dos-rectángulos* es la diferencia entre la suma del valor de los píxeles dentro de cada región, o sea se suma el valor de los píxeles dentro de una región (mitad del rectángulo donde se evalúa la característica) y se le resta la suma del valor de los píxeles de la otra región (la otra mitad del rectángulo). El valor de la característica *Tres-rectángulos* es la diferencia entre la suma del valor de los píxeles dentro de los rectángulos exteriores y el rectángulo interior. El valor de la

característica *Cuatro-rectángulos* es la diferencia entre la suma del valor de los píxeles dentro de los rectángulos en una diagonal del valor y la suma de los píxeles dentro de los rectángulos de la otra diagonal (10).

Modelo de Forma Activa (ASM⁵)

Para la ubicación de los puntos característicos en el rostro se puede utilizar la técnica ASM que crea un modelo de las características que se deseen encontrar. Este modelo está definido por una serie de puntos de modelo, así como la conexión entre los puntos. Examina la región alrededor de cada punto encontrado en la imagen para encontrar la mejor “opción” en la imagen que se ajuste a los demás puntos. Mueve el modelo de punto a punto para ubicar de una forma adecuada los demás puntos sobre la imagen. La adecuación se realiza utilizando los bordes de la imagen.

ASM extrae algunas características de la imagen a tratar y luego las analiza para determinar si el objeto es un rostro, en la *Figura 5* se muestra dicho procedimiento (11).



Figura 5. Extracción de características de una imagen tras tener previamente detectada el área del rostro (11).

Posteriormente, se extraen los puntos ubicados según estadísticas que provee el algoritmo utilizando una plantilla y se crea el grafo, como muestra la *Figura 6*.



Figura 6. La plantilla ASM que se muestra en diferentes ángulos (11).

El modelo ASM es un buen método estadístico basado en la forma del objeto. Para ajustar un objeto determinado en una nueva imagen, se realizan deformaciones de forma iterativa. Las formas están restringidas por un modelo estadístico de formas, para variar sólo en las formas precisadas por un modelo de entrenamiento. Los puntos de referencia están localizados, generalmente, en los contornos. El gran problema de este modelo, es que son muy sensibles al proceso de inicialización, esto es, cuando la inicialización está alejada del objeto destino, ellos pueden converger hacia mínimos locales.

⁵ Por sus siglas en inglés: Active Shape Models.

1.6 Reducción de la dimensionalidad

La reducción de la dimensionalidad se refiere a problemas asociados con el análisis de datos multivariable cuando la dimensionalidad (número de variables) es grande. Entre los métodos utilizados para dar solución a este problema, los más destacados son: PCA, PFA⁶ y LDA⁷. A continuación se muestra un resumen del estudio realizado sobre dichos métodos.

Análisis de Componentes Principales (PCA)

Es una técnica impulsada por Kirby y Sirovich en 1988 que para ser aplicada satisfactoriamente necesita que el sondeo y la galería de imágenes sean del mismo tamaño y estén normalizadas previamente para alinear los ojos y bocas de los sujetos en las imágenes. A través de ella se obtiene una aproximación de los rasgos faciales muy eficiente, que luego es utilizada para reducir la dimensión de los datos por medio de fundamentos de compresión de datos y revela la más efectiva estructura de baja dimensión de los patrones faciales (3). Esta reducción en las dimensiones quita información que no es útil y descompone de manera precisa la estructura facial en componentes ortogonales (no correlativos) conocidos como Eigenfaces. Cada imagen facial puede ser representada como una suma ponderada (vector de rasgo) de los Eigenfaces y posteriormente ser almacenada.

PCA tiene como objetivo extraer la información relevante en una imagen facial y codificarla lo más eficientemente posible. Esta es una técnica de reducción de la dimensión lineal no supervisada que hace un análisis global de los datos hallando la varianza total del sistema (12).

Análisis de Características Principales (PFA)

Es un método para la reducción de la dimensionalidad utilizando los mismos criterios que el PCA y aplicado con éxito para la elección de las principales características de seguimiento de la cara. PFA plantea: Sea A_q una matriz formada por los primeros q componentes principales y $V_1, V_2, \dots, V_n \in R^q$ las filas de esa matriz, donde cada vector V_i representará la proyección de la i -ésima característica a un espacio de menor dimensión, las características más relacionadas entre sí serán aquellas cuyos valores absolutos de V_i sean más similares (13). Para la elección del mejor conjunto se procede a encontrar los subconjuntos de características más relacionadas entre sí y elegir una característica de cada subconjunto, con lo que las características elegidas representarán a cada grupo óptimamente en términos de alta varianza e insensibilidad al ruido (8). En comparación con PCA, PFA tiene mejor rendimiento, teniendo en cuenta que su principal ventaja es que la selección del espacio de menor dimensión se realiza a través de la selección de un subconjunto de características del espacio original y no utilizando todas las características originales como sucede con PCA.

⁶ Por sus siglas en inglés: Principal Feature Analysis.

⁷ Por sus siglas en inglés: Lineal Discriminant Analysis.

Análisis Discriminante Lineal (LDA)

Tiene como objetivo convertir un problema de alta dimensionalidad en uno de baja, para ello proyecta los datos (imágenes) en un espacio vectorial de baja dimensionalidad. Es una técnica de aprendizaje supervisado para clasificar datos. Su idea central es obtener una proyección de los datos en un espacio de menor (o incluso igual) dimensión que los datos entrantes, con el fin de que la separabilidad de las clases sea la mayor posible. El objetivo de sus creadores es que los elementos pertenecientes a clases diferentes, en este caso rostros de personas diferentes, se mantengan alejados en el nuevo espacio, mientras que los elementos pertenecientes a la misma clase permanezcan cercanos (12). Entre las ventajas principales del algoritmo se puede mencionar el bajo costo computacional, ya que una vez que se tienen las direcciones calculadas para cada clase, solo es necesaria una imagen para proyectar y emplear dicha proyección como modelo de la clase. Sin embargo, tiene como desventajas el alto costo del entrenamiento y que requiere condiciones difíciles de hallar en la práctica, como un conjunto de imágenes por cada clase con diferentes condiciones de iluminación. La diferencia principal con el PCA es que el LDA se orienta a la discriminación entre las clases del problema, mientras que el PCA no tiene en cuenta esta distinción.

1.7 Minería de datos

Es un mecanismo de exploración, que consiste en la búsqueda de información valiosa en grandes volúmenes de datos. Se centra en la necesidad de descubrir el por qué, para luego predecir y pronosticar las posibles acciones con cierto factor de confianza para cada predicción (14). La MD se define también como el análisis y descubrimiento de conocimiento a partir de datos.

Las tareas de MD son el análisis automático o semi-automático de grandes cantidades de datos para extraer patrones interesantes hasta el momento desconocidos, como los grupos de registros de datos (análisis de clúster), registros poco usuales (la detección de anomalías) y dependencias (minería por reglas de asociación) (15). Con ellas se puede predecir a través de la utilización de algunas variables o campos en una base de datos para prever valores futuros y también se puede describir mediante patrones que detallen la información de los datos examinados. Es por ello que dichas tareas se clasifican en predictivas y descriptivas.

Predictivas

Se encargan de estimar valores futuros o desconocidos de una variable de interés (variable objetivo o dependiente) utilizando otras variables o campos de la base de datos (variables independientes o predictivas).

- **Clasificación:** esta tarea tiene como objetivo predecir la clase de nuevas instancias de las que se desconoce su valor. Para ello, se tiene en cuenta que cada instancia (o registro de la base de datos) pertenece a una clase, indicándose a través del valor de un atributo llamando la clase de la instancia (8). Clasifica un dato dentro de una de las clases categóricas predefinidas (16).
- **Regresión:** es muy similar a la clasificación pero con el objetivo de buscar patrones para determinar un valor numérico. Consiste en aprender una función real que asigna a cada instancia un valor real. Se diferencia de la clasificación, en que el valor a predecir es numérico (8).

Descriptivas

Este tipo de tareas identifica patrones que explican o resumen los datos, es decir, sirven para explorar las propiedades de los datos examinados, no para predecir nuevos datos (17).

- **Agrupamiento:** es la tarea descriptiva por excelencia y consiste en obtener grupos naturales a partir de los datos. A diferencia de la clasificación, en lugar de analizar datos etiquetados con una clase, los analiza para generar esta etiqueta (17). El proceso de agrupamiento se realiza teniendo en cuenta el hecho de maximizar la distancia (o similitud) entre grupos y minimizar la distancia entre elementos de un mismo grupo.
- **Correlación:** se usa para examinar el grado de similitud de los valores de dos variables numéricas, teniendo en cuenta un valor r entre 1 y -1, lo que significa que si r toma valor 1 las variables están perfectamente correlacionadas, -1 están correlacionadas negativamente y en caso de tomar valor 0 no están correlacionadas (8).
- **Asociación:** muy similar a las correlaciones, tiene como objetivo identificar relaciones no explícitas entre atributos categóricos. Este tipo de tarea descriptiva tiene como característica el no ser necesario una relación causa-efecto para que los datos estén asociados (17).

1.7.1 Técnicas de MD

1.7.1.1 Técnica de agrupamiento

El proceso de agrupamiento consiste en la división de los datos obtenidos a través de la información que brindan las variables pertenecientes a cada objeto, en grupos de objetos similares mediante algoritmos matemáticos, usando la información que brindan las variables que pertenecen a cada objeto.

K-medias

El algoritmo K-medias, presentado por MacQueen en 1967 es uno de los algoritmos de aprendizaje no supervisado más simples para resolver el problema de la clusterización. El procedimiento aproxima por etapas sucesivas un cierto número (prefijado) de clústeres haciendo uso de los centroides de los puntos que deben representar (18). Se caracteriza por su sencillez y por ser uno de los más veloces y eficientes algoritmos de agrupamiento.

El algoritmo se compone de los siguientes pasos (18):

1. Sitúa K puntos en el espacio en el que "viven" los objetos que se quieren clasificar. Estos puntos representan los centroides iniciales de los grupos.
2. Asigna cada objeto al grupo que tiene el centroide más cercano.
3. Tras haber asignado todos los objetos, recalcula las posiciones de los K centroides.
4. Repite los pasos 2 y 3 hasta que los centroides se mantengan estables. Esto produce una clasificación de los objetos en grupos que permite dar una métrica entre ellos.

Una de las debilidades del algoritmo es que es sesgado por el orden de presentación de los patrones, pues el resultado depende de la configuración inicial de los agrupamientos. Además está la necesidad de conocer el número de clústeres K , ya que su comportamiento depende enormemente del valor elegido para el parámetro K .

A pesar de sus debilidades, K-medias es el algoritmo de agrupamiento particional más utilizado en la práctica, por su simplicidad, fácil entendimiento y adaptabilidad a diferentes escenarios. Además los continuos mejoramientos y generalizaciones del algoritmo estándar, han garantizado su relevancia y considerable incremento de efectividad (19).

1.7.1.2 Técnica de clasificación

Dentro de las tareas predictivas de la MD se encuentra la clasificación y una de las técnicas que utiliza es K-vecinos más cercanos.

K-vecinos más cercanos (K-NN⁸)

⁸ Por sus siglas en inglés: K-Nearest Neighbour

La regla de los K-NN es un clasificador supervisado basado en Reconocimiento de Patrones. Parte de la idea de que una nueva muestra será clasificada a la clase a la cual pertenezca la mayor cantidad de vecinos más cercanos del conjunto de entrenamiento más cercano a esta.

Existen algunos inconvenientes que afectan el rendimiento del K-NN y uno de ellos es la elección del K . Si la vecindad es muy pequeña los resultados pueden ser sensibles al ruido, mientras que la elección de una vecindad muy grande puede provocar la inclusión de muchas instancias de otras clases. En Wu y Kumar, 2009 se propone la resolución de este problema utilizando validación cruzada (19). Otro inconveniente es el relacionado con la elección de la clase más probable en la vecindad, esto pudiera traer consigo un problema si los vecinos más cercanos varían considerablemente en sus distancias, siendo los vecinos más próximos los más confiables para indicar la clase del objeto. Una solución al problema es penalizar aquellos vecinos más lejanos dentro de la vecindad. La elección de la medida de distancia es otra cuestión a tener en cuenta, aunque existen muchas medidas de distancia, la más adecuada es aquella para la cual, una distancia pequeña entre dos objetos implique mayor probabilidad de pertenencia a una misma clase.

1.8 Descripción de soluciones existentes para la agrupación de rostros

Muchas han sido las variantes propuestas para realizar agrupamiento en imágenes faciales, el K-medias es una de las técnicas tradicionales más empleadas a pesar de ser limitada por la alta dimensionalidad presente en los vectores de representación, para solucionar este problema se utiliza el PCA que es una técnica para reducir la dimensionalidad de los datos. Esta combinación de técnicas es denominada PCA+K-medias, primero se aplica PCA y luego K-medias para obtener mejores resultados haciendo uso de las ventajas que presenta PCA y la estrecha relación que existe con el algoritmo K-medias.

Otra variante muy similar a la explicada anteriormente es la combinación LDA con K-medias, denominada LDA-Km en la cual se integra el proceso de agrupamiento con el de selección de un sub-espacio donde los datos son agrupados simultáneamente mientras se realiza la selección de un sub-espacio de características (8).

1.9 Descripción de soluciones existentes para la clasificación de rostros

➤ Clasificador en cascada.

En junio de 2008, en la Universidad Tecnológica de Pereira se implementó un método de detección de rostros y características faciales sobre imágenes digitales, basado en la extracción de características

con filtros de base Haar⁹ y clasificadores en cascada, que permitió un porcentaje de detección del rostro y de los ojos del 100% y 92% respectivamente, en el mejor de los casos, con un tiempo de procesamiento bajo (20). La clasificación se asentó en asignar un conjunto de características dado a una clase con la que se encuentra una mayor similitud, de acuerdo a un modelo inducido durante el entrenamiento. *Boosting*¹⁰ fue el método de clasificación utilizado, que combina varios clasificadores básicos para formar un único clasificador más complejo y preciso. La idea se basa en la afirmación de que varios clasificadores sencillos, cada uno de ellos con una precisión ligeramente superior a una clasificación aleatoria, pueden combinarse para formar un clasificador de mayor precisión, siempre y cuando se disponga de un número suficiente de muestras de entrenamiento.

Clasificador basado en género, color y geometría del rostro.

En el año 2010, en la Universidad Industrial de Santander, se presentó un clasificador de imágenes faciales para ser utilizado en un sistema de reconocimiento de rostros, mediante un algoritmo dividido en 4 etapas. Una primera etapa basada en el procesamiento de la imagen mediante un algoritmo de detección de rostros para hallar exactamente el lugar de la imagen en donde se encuentra la cara. La segunda etapa en el uso de un algoritmo ASM para extraer exclusivamente el rostro, eliminando cabello, fondo o cualquier otro objeto que esté en la imagen, generando los *landmarks*¹¹ necesarios para una clasificación. Posteriormente la etapa de la extracción de características de acuerdo a cada tipo de clasificador utilizado: color de piel, geometría o género. Y una última etapa del algoritmo para el reconocimiento de las características y la decisión que se debe tomar haciendo uso de una máquina de soporte vectorial, en dependencia de un entrenamiento previo que se debe realizar en el algoritmo de clasificación para tomar la decisión correcta. En la *Figura 7* se muestra un diagrama del algoritmo por etapas.

Como resultados se obtuvo que el porcentaje de acierto para la clasificación por color de piel fue 90%, para el género 80% y según la geometría 66%, en comparación con trabajos previos (21).

⁹ Estas características tipo Haar se definen sobre regiones rectangulares de una imagen en escala de grises. Una característica está formada por un número finito de rectángulos y su valor escalar consistirá en la suma de los píxeles de cada rectángulo, sumados, aplicando un cierto factor de peso.

¹⁰ Se refiere a impulsar.

¹¹ Se refiere a puntos de referencia.



Figura 7. Diagrama de bloques del algoritmo (21).

➤ **Clasificador basado en las tareas de MD: agrupamiento y clasificación.**

En el año 2014, en la UCI, se presentó una solución para la clasificación de rasgos biométricos faciales, integrada al Sistema de reconocimiento facial, desarrollando una variante del PCA+K-medias denominada PFA+K-medias y haciendo uso del algoritmo de clasificación K-NN basándose en la distancia entre los centroides y el vector del rostro a clasificar. En una entrevista realizada a uno de sus autores se pudo constatar que la solución estuvo formada por dos fases: una primera fase donde se agruparon las imágenes faciales en K grupos y una segunda que se encargó de clasificar una nueva imagen facial en alguno de los grupos obtenidos en la fase anterior, integrándose el clasificador como una biblioteca de clases al Sistema de reconocimiento facial. Como resultado se obtuvo que la base de datos de prueba con la que se trabajó (aproximadamente del orden 10^4 personas) fue particionada en 29 clases o grupos, disminuyendo el espacio de búsqueda del sistema. Además la precisión de clasificación fue de un 55% en imágenes con variaciones de iluminación, escala y pose. En el [Anexo 1](#) se muestra la entrevista realizada.

El análisis de dichas soluciones permitió conocer los procesos a tener en cuenta para el agrupamiento y la clasificación de imágenes faciales. Además evidenció que con la utilización de clasificadores en cascada empleando el algoritmo Viola y Jones y la técnica ASM para la ubicación de los puntos característicos del rostro, se pueden obtener buenos resultados de efectividad en la detección del rostro (entre 90% y 99%). También demostró que el uso del algoritmo K-medias para realizar el agrupamiento es adecuado cuando se conoce previamente el número de clases o grupos a agrupar y que la implementación de un clasificador K-NN basándose en los centroides permite un entrenamiento rápido sin pérdida de información en los datos. Estos elementos identificados pueden servir de base para conformar una propuesta de solución que satisfaga el problema planteado, teniendo en cuenta que ninguna de las soluciones descritas puede ser reutilizada, ya que el problema de la investigación

es una dificultad particular del Sistema de reconocimiento facial, con requisitos de integración y tecnologías no soportados por estas soluciones.

1.10 Metodologías, lenguajes y herramientas de desarrollo

Para una selección adecuada de las metodologías, lenguajes y herramientas a utilizar en el desarrollo de la investigación se realizó un estudio, el cual se refleja a continuación:

1.10.1 Metodología para el desarrollo del software

Teniendo en cuenta las particularidades del Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas que se desea desarrollar, se elige **XP** como metodología de desarrollo del software, ya que el sistema al cual se va integrar el componente utiliza esta metodología como política del proyecto; además toda la documentación del Sistema de reconocimiento facial está generada a través de las pautas que rigen el desarrollo de esta metodología. El empleo de otra implicaría cambios en la forma de representar artefactos, o demás aspectos propios del desarrollo del software, siendo este proceso de cambio un contratiempo que puede resultar engorroso.

Programación Extrema (XP¹²)

La programación extrema se diferencia de las metodologías tradicionales principalmente en que pone más énfasis en la adaptabilidad que en la previsibilidad (22). XP se basa en una realimentación continua entre el cliente y el equipo de desarrollo, comunicación fluida entre todos los participantes, simplicidad en las soluciones implementadas y coraje para enfrentar los cambios. Se define como especialmente adecuada para proyectos con requisitos imprecisos muy cambiantes y donde existe un alto riesgo técnico (23).

Define historias de usuario para describir las funciones del sistema, las cuales son escritas por el cliente. Se crea un plan de entrega entre clientes y equipo de desarrollo, tomando como base las historias de usuario y la arquitectura. En cada entrega se discuten los objetivos propuestos y se definen las iteraciones necesarias para cumplirlos.

Las características fundamentales del método son (22):

- Desarrollo iterativo e incremental: pequeñas mejoras, unas tras otras.
- Pruebas unitarias continuas, frecuentemente repetidas y automatizadas, incluyendo pruebas de regresión.
- Programación por parejas: se recomienda que las tareas de desarrollo se lleven a cabo por dos personas en un mismo puesto.

¹² Por sus siglas en inglés: Extreme Programming.

- Frecuente interacción del equipo de programación con el cliente o usuario.
- Corrección de todos los errores antes de añadir nueva funcionalidad.
- Refactorización del código, es decir, reescribir ciertas partes del código para aumentar su legibilidad y mantenibilidad pero sin modificar su comportamiento.
- Propiedad del código compartida: en vez de dividir la responsabilidad en el desarrollo de cada módulo en grupos de trabajo distintos, este método permite que todo el personal pueda corregir y extender cualquier parte del proyecto.
- Simplicidad en el código: es la mejor forma para que el sistema funcione. Cuando todo funcione se podrán añadir nuevas funcionalidades si es necesario.

XP es apropiada para entornos volátiles. Plantea que estar preparados para el cambio, significa reducir su coste, ofrece una planificación más transparente para nuestros clientes, ya que conocen las fechas de entrega de funcionalidades, permite definir en cada iteración cuáles son los objetivos de la siguiente, facilita la realimentación de los usuarios, lo cual es muy útil y posibilita que la presión esté a lo largo de todo el proyecto y no en una entrega final del mismo.

1.10.2 Metodología de MD

Luego de un estudio realizado se identificó a **CRISP-DM** como guía principal del proceso de extracción del conocimiento, la cual está dividida en cuatro niveles de abstracción organizados de forma jerárquica en tareas que van desde el nivel más general hasta los casos más específicos y organiza el desarrollo de un proyecto de MD en una serie de seis fases, donde la sucesión de estas fases no son necesariamente rígidas. Cada fase es estructurada en varias tareas generales de segundo nivel. Las tareas generales se proyectan a tareas específicas, donde finalmente se describen las acciones que deben ser desarrolladas para situaciones específicas, pero en ningún momento se propone cómo realizarlas. A continuación se describe de cada una de las fases (8).

- Comprensión del negocio: aglutina las tareas de comprensión de los objetivos y requisitos del proyecto desde una perspectiva empresarial o institucional, con el fin de convertirlos en objetivos técnicos y en un plan de proyecto. En esta fase, es de suma importancia la capacidad de poder convertir el conocimiento adquirido del negocio, en un problema de MD y en un plan preliminar cuya meta sea alcanzar los objetivos del negocio.
- Comprensión de los datos: se recolectan los datos iniciales, estos son descritos y explorados, para luego verificar la calidad de los mismos. Esta fase junto a la preparación de los datos y el modelado, son las fases del ciclo de vida del proceso de MD que requieren de mayor esfuerzo por parte del equipo de desarrollo.

- Preparación de los datos: obtiene la vista minable de los datos luego de hacer una selección, limpieza, construcción, integración y formateo de los datos. Esta fase se encuentra relacionada con la fase de modelado, puesto que en función de la técnica de modelado elegida, los datos requieren ser procesados de diferentes formas. Es así que las fases de preparación y modelado interactúan de forma permanente.
- Modelado: el equipo de desarrollo selecciona las técnicas de MD que más se ajustan al problema que se necesita resolver, a la disponibilidad de los datos adecuados, al cumplimiento de los requisitos, así como el tiempo en que puede obtenerse un modelo y el conocimiento de la técnica.
- Evaluación: la tarea principal de esta fase, es la evaluación de los datos teniendo en cuenta el cumplimiento de los criterios de éxito del problema. Es preciso revisar el proceso, teniendo en cuenta los resultados obtenidos, para poder repetir algún paso anterior, en el que se haya posiblemente cometido algún error.
- Desarrollo: en esta fase se genera el plan para desplegar el resultado de la MD en la organización, tomando los resultados de la evaluación, concluyendo con una estrategia para su implantación; el plan de monitoreo y mantenimiento para trazar estrategias serán aplicadas a los modelos; el informe final donde se recogen las conclusiones terminables del proyecto de MD desarrollado; y se realiza la revisión del proyecto definiendo que fue lo que se hizo correcta o incorrectamente y las mejoras requeridas.

1.10.3 Lenguaje de modelado

El modelado es esencial en la construcción del software para comunicar la estructura de un sistema complejo, especificar el comportamiento deseado del sistema, comprender mejor lo que se está construyendo y descubrir oportunidades de simplificación y reutilización.

Para el desarrollo del Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas, se decide trabajar con el **Lenguaje Unificado de Modelado (UML¹³)**. Este lenguaje permite modelar sistemas utilizando técnicas orientadas a objetos. Mediante él se pueden especificar todas las decisiones de análisis y diseño, construyéndose así modelos precisos, no ambiguos y completos. Tiene como objetivo permitir visualizar de una forma gráfica un sistema de tal manera que pueda ser entendido por todos, especificando cuáles son las características antes de que comience a ser construido. No especifica qué metodología usar y se puede emplear en una gran variedad de formas para soportar determinada metodología (24). Entre los beneficios que se obtienen

¹³ Por sus siglas en inglés: Unified Modeling Language.

al utilizarlo, se encuentran: la presencia de una mayor efectividad y productividad, el tiempo invertido se minimiza y la detección de errores se agiliza.

1.10.4 Herramientas de modelado

Además de la aproximación metodológica y el lenguaje, uno de los factores determinantes en el éxito de un proyecto de software, lo constituye la acertada selección de las herramientas de trabajo que se utilizarán durante su desarrollo. Las herramientas CASE¹⁴ han tomado relevancia en la planeación y ejecución de proyectos que involucran sistemas de información, pues suelen inducir a sus usuarios a la correcta utilización de metodologías que le ayudan a llegar con facilidad a la solución deseada. A continuación una breve descripción de dos de estas herramientas.

Visual Paradigm para UML

Es una herramienta para el desarrollo de aplicaciones utilizando como lenguaje de modelado UML. Es ideal para Ingenieros de Software, así como para Analistas y Arquitectos de sistemas que estén interesados en construir software a gran escala, que necesiten confiabilidad y estabilidad en el desarrollo orientado a objetos. Brinda navegación intuitiva entre la escritura del código, su visualización y un ambiente visualmente superior de modelado (8). Es una de las herramientas CASE más usadas, está compuesta por productos que facilitan a las organizaciones la visualización y diseño de diagramas. Sus soluciones se enfocan a eliminar la complejidad, aumentando así la productividad y disminuyendo el tiempo de desarrollo de las aplicaciones informáticas (3). Soporta UML completo. Permite realizar ingeniería tanto directa como inversa a partir de un modelo relacional en SQL Server, MySQL, entre otros. Esta herramienta es colaborativa, es decir, soporta múltiples usuarios trabajando sobre el mismo proyecto, lo que la hace una herramienta robusta, usable y portable.

Rational Rose

Esta herramienta proporciona un conjunto de prestaciones controladas por modelo para el desarrollo de aplicaciones de software, incluidas aplicaciones Ada, ANSI C++, C++, CORBA, Java, Java EE, Visual C++ y Visual Basic. Permite a los clientes y a los diseñadores generar modelos UML de arquitecturas de software, necesidades empresariales, activos reutilizables y comunicación de nivel de gestión, además contiene un entorno de modelado visual que permite agilizar el desarrollo de aplicaciones y unifica el equipo del proyecto proporcionando una ejecución y una notación de modelos UML comunes (8).

Selección de la herramienta de modelado a utilizar

¹⁴Por sus siglas en inglés: Computer Aided Software Engineering.

Una vez realizado el estudio de estas dos herramientas se concluye que la apropiada para el modelado del Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas es **Visual Paradigm** en su versión 8.0, ya que es una herramienta multiplataforma, que soporta varios usuarios trabajando sobre un mismo proyecto y permite agilizar el trabajo del analista. Además es un potente generador de informes en formato PDF¹⁵/HTML¹⁶, permite realizar ingeniería inversa y directa y el equipo de desarrollo cuenta con experiencia en el trabajo con la misma.

1.10.5 Lenguajes de programación

Un lenguaje de programación es un lenguaje diseñado para describir el conjunto de acciones consecutivas que un equipo de desarrollo debe ejecutar, es un modo práctico para que los seres humanos puedan dar instrucciones a un equipo de cómputo. Teniendo en cuenta que el resultado de esta investigación será un componente para el Sistema de reconocimiento facial, se decide utilizar los lenguajes de programación **C#** y **C++**, ya que dicho sistema fue implementado haciendo uso de estos. Además C# es muy conocido por su sencillez y presenta bibliotecas de clases muy completas y bien diseñadas que responden a las necesidades del cliente. C++ por su parte será utilizado para interactuar con una biblioteca de clases que contiene el algoritmo ASM para la ubicación de los puntos característicos del rostro.

C#

Es un lenguaje de programación que se ha diseñado para generar diversas aplicaciones que se ejecutan en .NET Framework. Este lenguaje es simple, eficaz, con seguridad de tipos y orientado a objetos. Las numerosas innovaciones de C# permiten desarrollar aplicaciones rápidamente y mantener la expresividad y elegancia de los lenguajes de estilo de C. Aunque C# forma parte de la plataforma .NET es una interfaz de programación de aplicaciones (API¹⁷) diseñado para generar programas sobre dicha plataforma (3). Las principales características de este lenguaje son: sencillez, modernidad, orientación a objetos, orientación a componentes, gestión automática de memoria, instrucciones seguras, extensibilidad de tipos básicos, extensibilidad de operadores, extensibilidad de modificadores y compatibilidad.

C++

Es un lenguaje de programación de propósito general que ofrece economía sintáctica, control de flujo, estructuras sencillas y un buen conjunto de operadores (25). Su objetivo es conservar la eficiencia del nivel de máquina y la portabilidad de C, al tiempo que se hace más fácil el desarrollo de programas por

¹⁵ Por sus siglas en inglés: Portable Document Format.

¹⁶ Lenguaje de programación web, sus siglas en inglés significan: HyperText Markup Language.

¹⁷ Por sus siglas en inglés: Application Programming Interface.

medio del uso de técnicas orientadas a objetos (26). Esto lo hace un lenguaje potente, con un campo de aplicación ilimitado y sobre todo, se aprende rápidamente. En poco tiempo un programador puede utilizar la totalidad del lenguaje (3). La intención de su creación fue extender al exitoso lenguaje de programación C con mecanismos que permitan la manipulación de objetos. Es versátil, flexible, conciso y muy eficiente. Una particularidad de C++ es la posibilidad de redefinir los operadores y de poder crear nuevos tipos que se comporten como tipos fundamentales (8).

1.10.6 Entorno de Desarrollo Integrado (IDE¹⁸)

Un entorno de desarrollo integrado es un programa informático compuesto por un conjunto de herramientas de programación. Puede dedicarse exclusivamente a un solo lenguaje de programación o bien, puede utilizarse para varios. Consiste en un editor de código, un compilador, un depurador y un constructor de interfaz gráfica. Los IDE proveen un marco de trabajo amigable para la mayoría de los lenguajes de programación. Para la implementación del Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas, se decidió trabajar con **Visual Studio** en su versión 2012, ya que el Sistema de reconocimiento facial está desarrollado en igual IDE y así facilitará su posterior integración. Además su versión más actualizada, Visual Studio 2013, no tiene integración hasta el momento con el ORM¹⁹ utilizado en el Sistema de reconocimiento facial, esto será abordado en epígrafes posteriores.

Visual Studio

Visual Studio es un IDE para sistemas operativos Windows. Soporta múltiples lenguajes de programación tales como C++, C#, Visual Basic .NET, Java, Python, Ruby, PHP; al igual que entornos de desarrollo web como ASP.NET MVC, Django, entre otros. Permite a los desarrolladores crear aplicaciones, sitios y soluciones web, así como servicios web en cualquier entorno que soporte la plataforma .NET (a partir de la versión .NET 2002). (27) Así se pueden crear aplicaciones que se comuniquen entre estaciones de trabajo, páginas web, dispositivos móviles, dispositivos embebidos, consolas, entre otros. Permite la ejecución de los programas paso a paso e incluye puntos de interrupción diversos, además de poder analizar el contenido de las variables a medida que se está ejecutando la aplicación. Cuenta con varias versiones, entre las que se encuentra Visual Studio 2012, esta versión de la suite de desarrollo, integra todas las capacidades de la versión 2010 (rapidez en el desarrollo, segura, confiable y administrable), pero ha sufrido un completo cambio en el gráfico de la interfaz y se han sumado prestaciones tanto a los módulos existentes, como a los de nueva creación.

¹⁸ Por sus siglas en inglés: Integrated Development Environment.

¹⁹ Por sus siglas en inglés: Object-Relational Mapping.

1.10.7 Gestor de base de datos

Los programas informáticos destinados a manejar bases de datos se denominan gestores de bases de datos. Estos programas permiten almacenar y recuperar información de cualquier tipo grabada adecuadamente de acuerdo con las normas que rigen los archivos de bases de datos, el almacenamiento, modificación y extracción de la información, además de proporcionar herramientas para añadir, borrar, modificar y analizar los datos (28). El gestor de bases de datos que se utilizará para el almacenamiento de los datos faciales es **PostgreSQL** en su versión 9.4, pues es el mismo gestor que utiliza el Sistema de reconocimiento facial vinculado con el componente a desarrollar y se cuenta con experiencia por parte de los desarrolladores en el trabajo con el mismo.

PostgreSQL

Es un sistema de gestión de base de datos relacional, orientado a objetos. Es un programa de código abierto dirigido por una comunidad activa de desarrolladores llamada PGDG²⁰. Entre sus principales características se destacan la alta concurrencia, amplia variedad de tipos nativos, estabilidad, potencia, robustez, facilidad de administración e implementación de estándares, tiene licencia BSD²¹ (29). Funciona muy bien con grandes cantidades de datos y una alta concurrencia de usuarios accediendo a la vez al sistema. Además soporta distintos tipos de datos, incluye herencia entre tablas y múltiples métodos de autenticación. Presenta una documentación muy amplia y está disponible para Linux y UNIX en todas sus versiones y Windows 32/64 bits.

1.10.8 Plataforma de desarrollo

Como plataforma de desarrollo se utilizará el **Framework.net** en su versión 4.0 de Microsoft, ya que brinda mejoras en seguridad, programación paralela, rendimiento y diagnóstico, e incluye simplificación y transparencia en las implementaciones (30). Su propuesta es ofrecer una forma rápida, económica, segura y robusta, de desarrollar aplicaciones permitiendo una integración más rápida y ágil entre empresas y un acceso más simple y universal a todo tipo de información desde cualquier tipo de dispositivo (31). Además fue la utilizada en la implementación del Sistema de reconocimiento facial al cual será integrado el Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas, propuesto para la solución a la problemática planteada.

Sus principales componentes del marco de trabajo son:

1. El conjunto de lenguajes de programación.
2. La biblioteca de clases base o BCL.

²⁰ Por sus siglas en inglés: PostgreSQL Global Development Group.

²¹ Por sus siglas en inglés: Berkeley Software Distribution.

3. El entorno común de ejecución para lenguajes o CLR²².

1.10.9 Bibliotecas de clases

Las bibliotecas contienen código y datos, que proporcionan servicios a programas independientes, es decir, pasan a formar parte de éstos. Esto permite que el código y los datos se compartan y puedan modificarse de forma modular. Las bibliotecas hacen referencias entre sí a través de un proceso conocido como enlace, que por lo general es realizado por un software denominado enlazador (2). En la presente investigación se trabajará con aquellas que permiten la detección del rostro en una imagen digital y las mismas que fueron utilizadas para el desarrollo del Sistema de reconocimiento facial al cual será integrado el componente. Entre las bibliotecas que permiten esta funcionalidad se encuentran **OpenCV 2.3**, **EmguCV 2.3** y **ASM 6.0**.

OpenCV

Es una biblioteca originalmente desarrollada por Intel. Está publicada bajo una licencia BSD²³, lo cual permite que sea usada libremente para propósitos comerciales y académicos. Es multiplataforma, existiendo versiones para los sistemas operativos Windows, GNU/Linux, Mac OSX, iOS y Android. Así como también, podemos encontrar interfaces para los lenguajes de programación C, C++, Java y Python (32). Contiene más de 500 funciones que abarcan una gran gama de áreas en el proceso de visión, como reconocimiento de objetos (reconocimiento facial), calibración de cámaras y visión robótica (33). En ella está contenida el antes mencionado algoritmo Viola y Jones utilizado como técnica para la detección del rostro.

EmguCV

Permite a las funciones de OpenCV ser llamadas desde lenguajes compatibles con .NET como *C#*, *VB*²⁴, *VC++*²⁵, *Iron Python*; etc (34). Está escrita íntegramente en el lenguaje C#. Su principal beneficio es que puede ser compilada en Mono y por lo tanto puede ser ejecutada en cualquier plataforma que este soporte, incluyendo Linux, iOS y Android.

ASM

Es un modelo definido por una serie de puntos, así como la conexión entre ellos. Descubre las principales variaciones en los datos de entrenamiento utilizando PCA, que le permite reconocer automáticamente si el contorno es un posible buen contorno del objeto (35). Este modelo es utilizado

²² Por sus siglas en inglés: Common Language Runtime.

²³ Por sus siglas en inglés: Berkeley Software Distribution.

²⁴ Por sus siglas en inglés: Visual Basic.

²⁵ Por sus siglas en inglés: Visual C++.

para corregir factores que pueden influir negativamente sobre las potencialidades biométricas de los rostros humanos, como son: la pose, la iluminación, la expresión, los accesorios utilizados, entre otros.

1.10.10 Herramientas de MD

Para el trabajo con MD se realizó un estudio de las herramientas Weka y RapidMiner:

Weka

Es una plataforma de software para el aprendizaje automático y la MD, escrito en Java y desarrollado en la Universidad de Waikato. Weka es software libre y contiene una extensa colección de técnicas para pre-procesamiento de datos y modelado. Soporta varias tareas estándares de MD, especialmente, pre-procesamiento de datos, agrupamiento, clasificación, regresión, visualización y selección (36). El paquete Weka sujeta una colección de herramientas de visualización y algoritmos para análisis de datos y modelado predictivo, unidos a una interfaz gráfica de usuario para acceder fácilmente a sus funcionalidades (37).

RapidMiner

Es un ambiente de experimentos en aprendizaje automático y MD, que se utiliza para tareas de MD tanto en investigación como en el mundo real (38). Trabaja bajo las plataformas Windows y Linux. Incluye métodos para integración, transformación, modelación, pre-procesamiento y visualización de datos (39). Produce sus resultados en archivos XML y cuenta con la interface gráfica del mismo programa. Es una de las herramientas de MD más conocidas y utilizadas para proyectos reales.

Selección de la herramienta de MD a utilizar

Una vez realizado el estudio de las herramientas anteriores, se decidió utilizar durante el desarrollo del componente, la herramienta **Weka** en su versión 3.7.10, ya que es un entorno visual fácil de manipular, que permite reconocer errores, aplicar soluciones rápidas y utilizar los algoritmos K-medias y K-NN. Además se cuenta con experiencia en el trabajo con la herramienta.

1.10.11 Mapeo objeto-relacional (ORM)

El ORM es una técnica de programación muy utilizada en paradigmas orientados a objetos, que permite mapear: por un lado, una base de datos relacional y por otro lado objetos (40). Entre sus ventajas se destacan la rapidez en el desarrollo, abstracción de la base de datos, reutilización, seguridad, mantenimiento del código y lenguaje propio para realizar las consultas. Para el desarrollo del Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas, se utilizará como herramienta de mapeo **Telerik OpenAccess 2012** por las siguientes razones: su fácil integración con Visual Studio permite la creación de bases de datos independientes del código,

suficiente experiencia de trabajo con la misma por parte del equipo de desarrollo y el Sistema de reconocimiento facial al cual será integrado el componente utilizó dicha herramienta.

Telerik OpenAccess

Es una herramienta de mapeo diseñada para generar códigos de acceso a datos. Toma el control completo del código generado, mediante la personalización de la herramienta y el aprovechamiento de sus características avanzadas para la optimización del código y el almacenamiento en caché. Funciona para todas las plataformas .NET, ofreciendo soporte integrado para más de 12 bases de datos, incluyendo Oracle, MySQL y PostgreSQL. Su perfecta integración con Visual Studio permite la creación de bases de datos independientes del código (8). El diseñador le da la capacidad de mapear sus bases de datos sobre una superficie gráfica especialmente diseñada, así como realizar modificaciones en el proceso de asignación y el modelo de dominio.

1.11 Conclusiones parciales

El estudio realizado conllevó al arribo de las siguientes conclusiones:

- La confección del marco teórico asentó las bases del estudio del proceso de clasificación de rasgos biométricos faciales y permitió conocer los elementos a tener en cuenta para el agrupamiento y la clasificación de imágenes faciales.
- El análisis de soluciones existentes para la clasificación demostró que existen diversos mecanismos para la clasificación de rasgos biométricos faciales y que la implementación de un clasificador K-NN basándose en los centroides, permite un entrenamiento rápido sin pérdida de información en los datos.
- El análisis de las soluciones existentes evidenció que algunas son desarrollos a la medida y no cumplen con las especificaciones del Sistema de reconocimiento facial, conllevando a dificultades referentes a la integración con el mismo.
- El uso del algoritmo K-medias para realizar el agrupamiento es adecuado cuando se conoce previamente el número de clases o grupos a agrupar.
- La utilización de clasificadores en cascada empleando el algoritmo Viola y Jones y la técnica ASM para la ubicación de los puntos característicos del rostro, permite obtener resultados de efectividad en la detección del rostro entre 90% y 100%.
- El estudio de las metodologías, lenguajes, herramientas y tecnologías permitió realizar una acertada elección para el desarrollo del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Capítulo II: “Análisis y Diseño”

2.1 Introducción

En este capítulo se dan a conocer las principales particularidades del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas, partiendo de la representación del modelo de dominio y la elaboración de la propuesta de solución. De igual manera se muestra la evolución del componente durante las fases iniciales de la metodología XP: planificación y diseño; además de presentar los diferentes artefactos generados en las mismas, los cuales serán premisas cruciales para la entrega final del componente. Igualmente se describe la interpretación de las necesidades del componente, especificándolas mediante historias de usuarios, requisitos no funcionales y la estimación de cada una de ellas definiendo el tiempo de duración de cada iteración para la realización del componente. También se desglosan las fases de la metodología Crisp-DM, mediante las tareas realizadas en cada una de estas, describiendo en detalle el proceso de MD llevado a cabo.

2.2 Modelo de dominio

Un modelo del dominio es una representación visual de las clases, puede ser tomado como el punto de partida para el diseño del sistema en los que se definen los conceptos fundamentales del dominio. En la *Figura 8*, se muestra el modelo de dominio que conceptualiza los elementos principales y sus relaciones, pertenecientes al Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

El componente posee como entrada una imagen facial la cual tiene asociado uno o varios vectores característicos; a su vez cada vector característico tiene una clasificación asociada: atendiendo al tipo de rostro, nariz y boca.

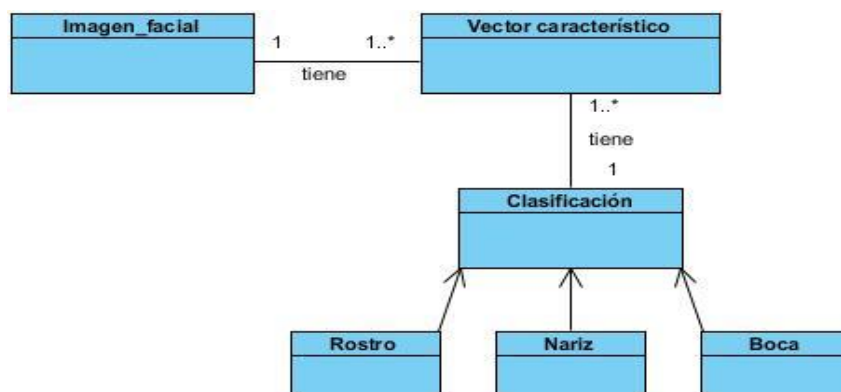


Figura 8. Modelo de dominio.

2.3 Propuesta de solución

Se propone realizar un componente que se integrará al Sistema de reconocimiento facial del CISED como una biblioteca de clases. La propuesta consta de dos fases: agrupamiento y clasificación. En la primera fase se agruparán las imágenes faciales contenidas en una base de datos en K grupos formados según las diferentes clasificaciones de los rasgos biométricos faciales, específicamente rostro, nariz y boca. En la segunda fase se clasificará la imagen facial en correspondencia con el grupo más similar, obtenido en la fase anterior. A continuación se abordará cada una de las fases.

Agrupamiento

Para realizar el agrupamiento se parte de una base de datos de imágenes faciales a las cuales se le aplicarán el modelo ASM para la ubicación del rostro y dar paso la extracción del vector característico mediante los puntos que definen las características geométricas del rostro en correspondencia al rostro, nariz y boca (ver más detalles en el [Epígrafe 2.3.2](#)). El siguiente paso es realizar la selección o extracción de las características principales de estos vectores utilizando el método de reducción de la dimensionalidad PFA. Una vez obtenida la información necesaria de cada imagen facial de la base de datos se genera un fichero de tipo ARFF, para ser analizado en la herramienta de MD Weka. En dicha herramienta será ejecutado el algoritmo de agrupamiento K-medias con el objetivo de propiciar la solución de agrupamiento más adecuada. Posteriormente se realizará la validación del modelo mediante el esquema de votos para elegir el modelo dentro de las corridas del K-medias que mejor índice de agrupamiento presente. Y finalmente se efectuará la interpretación del resultado.

La *Figura 9* muestra el flujo de procesos para la fase de agrupamiento.

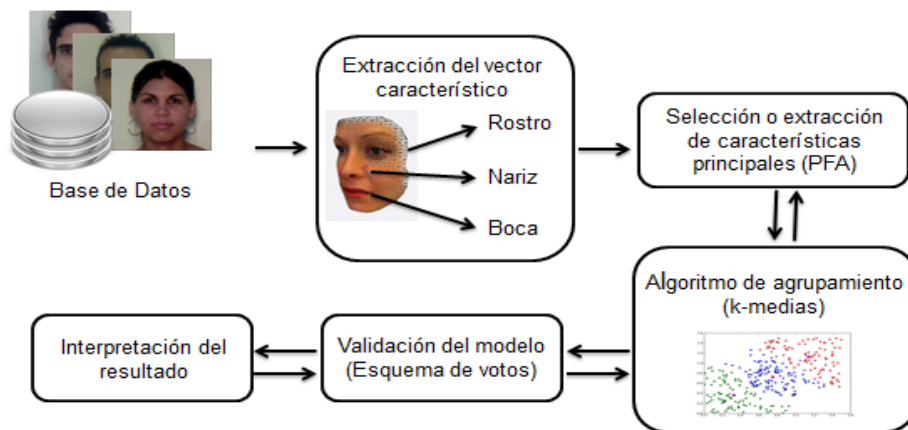


Figura 9. Flujo de procesos para el agrupamiento.

Clasificación

Utilizando la información obtenida a partir de la fase de agrupamiento para cada uno de los procedimientos aplicados en la investigación, se procede a la fase de clasificación, donde se realizarán las asignaciones de las distintas imágenes faciales a los grupos o clases correspondientes. Para ello se propone etiquetar la base de datos de imágenes faciales con el objetivo de conocer en cada momento el grupo al que pertenece una imagen facial determinada. Posteriormente se implementa el clasificador K-NN, específicamente 1-NN, donde los datos de interés para entrenar el mismo son los centroides obtenidos en la fase anterior.

El procedimiento para la clasificación responderá a los siguientes pasos: dada una nueva imagen facial, se extraerá el vector característico asociado a rostro, nariz y boca y las principales características de este vector, por último se aplicará el 1-NN obteniéndose una lista de grupos según el orden de pertenencia, siendo el primero el grupo al cual pertenece y brindando la posibilidad de conocer el próximo más similar. La *Figura 10* muestra el flujo de procesos para la fase de clasificación.

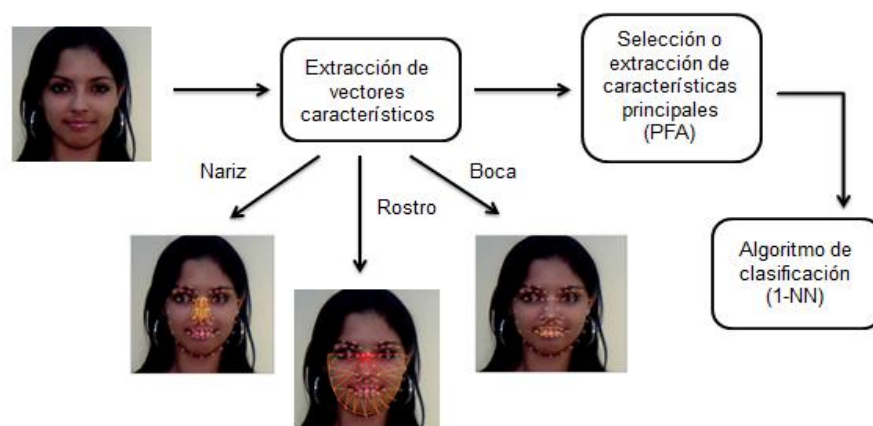


Figura 10. Flujo de procesos para la clasificación.

El desarrollo de cada una de las fases de la propuesta está guiado por la metodología Crisp-DM la cual comprende las siguientes etapas:

2.3.1 Comprensión del negocio

Los objetivos del negocio, como se explicó en el diseño teórico de la investigación, están relacionados con la reducción del espacio de búsqueda mediante las características geométricas del rostro para mejorar la precisión de clasificación del Sistema de reconocimiento facial desarrollado en el CISED.

2.3.2 Comprensión de los datos

Para la realización de la investigación se utilizó una base de datos de prueba de imágenes faciales pertenecientes a la población UCI, con las siguientes particularidades: la población UCI consta de

10779 individuos de los cuales el 41% representan al sexo femenino y el 59% al masculino, está distribuida en estudiantes con edades entre los 18 y 24 años representando un 38% de la población total, trabajadores con un 61% entre los 24 y 60 años de edad y familiares de diversas edades representando sólo el 1%. Bien conocidos los detalles de los datos se procede a realizar la extracción de los vectores característicos mediante tres procedimientos:

Extracción del vector característico para el rostro

Una vez detectado el rostro utilizando el modelo ASM, se realiza la extracción del vector característico para el contorno del rostro. Este modelo ofrece un total de 68 puntos que definen los principales puntos de la imagen facial en cuestión, de los cuales se escogen sólo los más significativos, para realizar el proceso. La conexión entre estos puntos seleccionados conforma una plantilla en forma de malla con 28 triángulos, cuyos ángulos interiores proporcionan la información referente al contorno del rostro; para ello se trazaron líneas desde el punto medio entre los ojos hasta los puntos que forman el borde del rostro y de igual forma, desde algunos puntos seleccionados de los ojos, la nariz y la boca hasta los puntos que forman el borde del rostro como se muestra en la *Figura 11*.

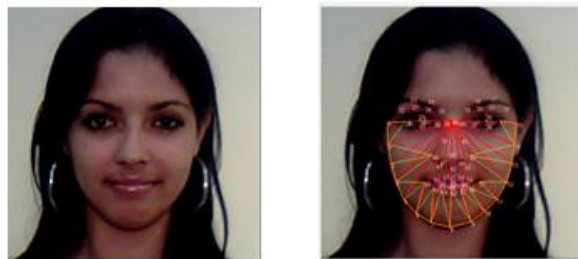


Figura 11. Triangulación para el vector característico del rostro.

Extracción del vector característico para la nariz

El proceso de extracción del vector característico para la nariz se realiza de igual forma que para el rostro, haciendo uso de los 68 puntos obtenidos a partir del modelo ASM. En esta ocasión se toma como punto inicial el punto medio entre los ojos y se trazan líneas hasta algunos puntos pertenecientes al borde de la nariz, además de otras triangulaciones definidas por los desarrolladores, que se consideren de interés para la comparación de dichas características. La conexión entre estos puntos conforma una plantilla en forma de malla con 15 triángulos, cuyos ángulos interiores proporcionan la información referente a la nariz. En la *Figura 12* se muestra la triangulación obtenida para la selección del vector característico de la nariz.



Figura 12. Triangulación para el vector característico de la nariz.

Extracción del vector característico para la boca

El mismo proceso se realiza para la extracción del vector característico para la boca, haciendo uso de los 68 puntos obtenidos a partir del modelo ASM y trazando líneas desde el punto medio de la barbilla hasta algunos puntos definidos por los desarrolladores, pertenecientes a los labios; además de otras triangulaciones que se consideren de interés para la comparación de dichas características. La conexión entre estos puntos conforma una plantilla en forma de malla con 14 triángulos, cuyos ángulos interiores proporcionan la información referente a la boca. En la *Figura 13* se muestra la triangulación obtenida para la selección del vector característico de la boca.



Figura 13. Triangulación para el vector característico de la boca.

2.3.3 Preparación de los datos

Para la preparación de los datos primeramente se aplicó el PFA, con el objetivo de realizar una selección de los atributos más relevantes de cada imagen facial como parte de la tarea de selección de los datos. Posteriormente se efectuó la limpieza de los datos, constatándose en la investigación que la biblioteca de clases ASM detectó satisfactoriamente los puntos característicos para el conjunto de imágenes en su totalidad. Por último, en la tarea de formateo de los datos se generaron los ficheros ARFF para ser utilizados en la herramienta Weka en los procesos de modelado. Esta fase es de mucha importancia ya que el éxito de los procesos que se aplicarán a continuación, depende considerablemente de la calidad con que hayan sido preparados los datos.

2.3.4 Modelado

Esta fase es la encargada de seleccionar las técnicas de modelado que mejor se ajustan a los datos obtenidos en la fase anterior para cada una de las tareas de la MD utilizadas en la propuesta de solución. Luego se construye y evalúa el modelo.

Selección de las técnicas de modelado

- **Agrupamiento:** se procede a la obtención de varios modelos, mediante la corrida del algoritmo K-medias, variando el número de grupos obtenidos en la estimación inicial.
- **Clasificación:** es aplicado el algoritmo 1-NN durante el proceso de clasificación de las imágenes faciales.

Construcción del modelo

Como parte de la construcción del modelo se utilizó el siguiente procedimiento:

- **Agrupamiento:** Teniendo en cuenta que, según la investigación realizada, existen 7 clasificaciones para el rostro, se determinó que el número de K grupos a analizar en la herramienta es $K = 7$ y se definió un intervalo $[K - 3, K + 3]$ ²⁶ para la ejecución del algoritmo K-medias 10 veces, variando sus puntos iniciales, con el objetivo de propiciar la solución de agrupamiento más adecuada.
- **Clasificación:** se utilizó el algoritmo 1-NN, con los centroides como datos de entrenamiento y un conjunto de imágenes faciales como datos de prueba, utilizando la herramienta Weka.

Evaluación del modelo

- **Agrupamiento:** teniendo en cuenta que la validación de los resultados obtenidos por los algoritmos de agrupamiento es una parte fundamental del proceso, ya que una de las cuestiones que más debilita a estas técnicas es la elección del número correcto de grupos y la aleatoriedad de los centroides (*seed*²⁷), se utiliza un esquema basado en votos y el índice DF-A. En caso de empate se analizan específicamente las clases involucradas mediante k_{dif} para obtener el número de grupos más adecuado presente en los datos.

Esquema de votos

Para la confección del esquema de votos se utilizaron tres índices de validación los cuales se explican a continuación:

Notación utilizada por los índices aplicados en la investigación:

²⁶ A las variaciones de los puntos iniciales se le confiere gran importancia, ya que el algoritmo K-means depende en gran medida de la elección de los centroides iniciales, como parte de su naturaleza de algoritmo escalador de colina y necesita la información del número de grupos a priori siendo vital para determinar una adecuada solución de agrupamiento.

²⁷ Se refiere a semillas, centroides.

Sea el conjunto de objetos representados como vectores en un espacio F – dimensional $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\} \subseteq R^F$. Un agrupamiento en X es un conjunto de grupos disjuntos que dividen a X en grupos $C = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$ donde $\cup_{c_k \in C} c_k = X, c_k \cap c_l = \emptyset, \forall k \neq l$. El centroide de un grupo c_k es su vector medio, $\bar{c}_k = \frac{1}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} x_i$ y similarmente se define el centroide del conjunto de datos como la media de todos los vectores $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{x_i \in X} x_i$. La distancia euclideana entre dos objetos se define como $d_e(x_i, x_j)$. Cada índice irá acompañado de una flecha arriba (\uparrow) o abajo (\downarrow) donde la flecha de abajo indica que un valor pequeño del índice significa una mejor partición, en cambio una flecha hacia arriba indica todo lo contrario (8).

Índices utilizados:

1. Davies–Bouldin (DB \downarrow): es uno de los índices de validación más utilizado. Estima la cohesión basándose en la distancia entre los puntos de un grupo y su centroide, además de la separación por medio de la distancia entre centroides. Se define como:

$$DB(C) = \frac{1}{K} \sum_{c_k \in C} \max_{c_l \in C \setminus c_k} \left\{ \frac{S(c_k) + S(c_l)}{d_e(\bar{c}_k, \bar{c}_l)} \right\}$$

$$S(c_k) = \frac{1}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k)$$

Ecuación 1. Fórmula para calcular el índice Davies–Bouldin (8).

2. Calinski–Harabasz (CH \uparrow): se trata de un índice de proporción donde se estima la cohesión por medio de las distancias de los puntos en un grupo a su centroide y la separación por la distancia de los centroides al centroide de todo el conjunto de datos. Se define como:

$$CH(C) = \frac{N - K}{K - 1} \frac{\sum_{c_k \in C} |c_k| d_e(\bar{c}_k, \bar{X})}{\sum_{c_k \in C} \sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k)}$$

Ecuación 2. Fórmula para calcular el índice Calinski–Harabasz (8).

3. Dunn (D \uparrow): al igual que el índice CH es un índice de proporción. Propone la variante de estimar la cohesión mediante la distancia al vecino más cercano y la separación por el grupo de mayor diámetro. Este índice está definido por la siguiente ecuación:

$$D(C) = \frac{\min_{c_k \in C} \left\{ \min_{c_l \in C \setminus c_k} \{ \partial(c_k, c_l) \} \right\}}{\max_{c_k \in C} \{ \Delta(c_k) \}}$$

$$\partial(c_k, c_l) = \min_{x_i \in c_k} \min_{x_j \in c_l} \{ d_e(x_i, x_j) \}$$

$$\Delta(c_k) = \max_{x_i, x_j \in c_k} \{ d_e(x_i, x_j) \}$$

Ecuación 3. Fórmula para calcular el índice Dunn (8).

Este índice presenta muchas variantes para calcular δ y Δ , en la investigación se utilizaron las siguientes:

$$\delta(c_k, c_l) = d_e(\bar{c}_k, \bar{c}_l)$$
$$\Delta(c_k) = \frac{2}{|c_k|} \sum_{x_i \in c_k} d_e(x_i, \bar{c}_k)$$

Ecuación 4. Variante para calcular el índice Dunn utilizada en la investigación (8).

A partir de los índices de validación de agrupamiento (CVIs²⁸), se realizó el esquema basado en votos para corroborar los resultados emitidos por los índices empleados. Se fundamenta en la generación de una cierta cantidad de modelos de agrupamiento para cada K y en la recogida de votos a partir de los mejores índices.

Procedimiento:

Para cada una de las corridas del algoritmo K-medias, serán calculados los índices CH, DB y Dunn. Luego se determinarán los mejores índices por cada una, asignándole un voto al grupo K al que pertenecen. Finalizado el paso anterior quedarán asignados a cada número de grupos un número de votos, eligiéndose el grupo K que mayor cantidad de votos presente.

DF-A

Paul y Krzysztof (41) proponen la variante de combinar varios índices con el objetivo de hacer más confiable la validación de las soluciones de agrupamiento. Sean un conjunto de modelos definidos para un número específico de grupos (K) para los cuales se le han calculado un conjunto de índices de validación $\{S_1, S_2, \dots, S_N\}$, entonces se define $d_i = \max(S_i)$, luego queda definido el índice DF-A como:

$$DF - A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i$$

Ecuación 5. Fórmula para calcular el índice DF-A (41).

Procedimiento:

Una vez realizadas todas las corridas del algoritmo K-medias para cada una de las clases se determinará el valor del DF-A correspondiente, eligiéndose el grupo K que mayor índice presente.

²⁸ Por sus siglas en inglés: Cluster Validity Indices.

- **Clasificación:** para la evaluación del modelo de clasificación se ejecutó el algoritmo 1-NN utilizando los centroides obtenidos en la fase de agrupamiento para determinar el grupo al que pertenecen dichos valores.

2.3.5 Evaluación

La evaluación se realizó haciendo uso del esquema de votos y del índice DF-A para determinar la mejor solución de agrupamiento. Este procedimiento se efectuó para cada corrida correspondiente a los rasgos faciales rostro, nariz y boca.

Para cada *seed* se realizó una corrida por K grupos estimados (k_{est}) con el objetivo de obtener los valores de los índices de validación y posteriormente asignar votos a los que mejor resultado presenten. Los valores obtenidos de cada índice fueron normalizados para evitar la diferencia del peso informacional entre ellos. A continuación se presenta una corrida por clases para el *seed* 01, donde los valores resaltados en color rojo se corresponden con el mejor agrupamiento según cada índice (ver *Tabla 1*).

	<i>seed</i> 01		
	Índices		
k_{est}	CH↑	Dunn↑	DB↓
4	0,9998	0,789	0,3187
5	0,6651	0,7627	0,2163
6	0,4522	0,4151	0,4805
7	0,2979	0,6253	0,3337
8	0,1879	0,3536	0,4976
9	0,0857	0,0945	0,8638
10	0,019	0,2237	0,9095

Tabla 1. Tabla correspondiente a las corridas realizadas para el seed 01 durante la ejecución del esquema de votos para el rostro.

En el *seed* 01 se evidencia que para $k_{est} = 4$ se obtienen 2 votos y para $k_{est} = 5$ se obtiene 1 voto, indicando que el mejor agrupamiento es para la clase 4.

Este procedimiento se realizó por cada *seed* desde 01 hasta 10. Las tablas correspondientes al resto de los *seed* no mostrados se encuentran en el [Anexo 7](#).

Finalmente el resultado según el esquema de votos para el rostro indica que el mejor agrupamiento, resaltado en color rojo, es para la clase 4 como se evidencia en la siguiente tabla (ver *Tabla 2*):

k_{est}	CH↑	Dunn↑	DB↓	Total
4	10	7	0	17
5	0	3	10	13

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

6	0	0	0	0
7	0	0	0	0
8	0	0	0	0
9	0	0	0	0
10	0	0	0	0

Tabla 2. Resultado final generado por la ejecución del esquema de votos para el rasgo facial rostro.

Teniendo en cuenta el índice DF-A, los resultados obtenidos para el rostro se muestran en la tabla (ver Tabla 3) que a continuación se presenta, resaltado en color rojo el más adecuado.

k_{est}	DF-A
4	0,8246
5	0,88846667
6	0,63586667
7	0,531
8	0,47983333
9	0,27133333
10	0,23533333

Tabla 3. Resultado del índice DF-A para el rostro.

Según los resultados obtenidos mediante el esquema de votos y el índice DF-A para el rostro, hubo un empate entre las clases 4 y 5. Para seleccionar cuál de estas clases será el resultado final de la validación se realizó un método de desempate, analizando específicamente las clases involucradas, teniendo en cuenta el valor k_{dif} que se obtiene según la fórmula matemática $k_{dif} = (1 - CH \uparrow) + (1 - Dunn \uparrow) + (DB \downarrow)$. A continuación se muestran las tablas (ver Tabla 4 y Tabla 5) correspondientes a los resultados obtenidos para las clases 4 y 5, respectivamente, donde se destacan en color rojo los mejores valores.

Clase 4	
K-medias	$k_{dif} \downarrow$
1	0,5299
2	0,5263
3	0,5359
4	0,5797
5	0,5446
6	0,5797
7	0,5582
8	0,5565
9	0,5273
10	0,5273

Tabla 4. Resultados correspondientes a la clase 4 teniendo en cuenta $k_{dif} \downarrow$.

Clase 5	
K-medias	$k_{dif} \downarrow$
1	0,7885
2	0,7746
3	0,8284
4	0,448
5	0,7875
6	0,3644
7	0,3726
8	0,8047
9	0,7763
10	0,7772

Tabla 5. Resultados correspondientes a la clase 5 teniendo en cuenta $k_{dif} \downarrow$.

Para la obtención del resultado final se comparan dichos valores y se escoge el mejor. En esta ocasión el valor más adecuado es 0,3644 perteneciente a la clase 5. Una vez realizado el procedimiento se concluye que para el rostro el agrupamiento se realizará utilizando 5 clases.

Las restantes validaciones realizadas para el agrupamiento a los rasgos faciales nariz y boca sólo se ejecutaron atendiendo a los valores presentados por el esquema de votos y el índice DF-A ya que los mejores resultados obtenidos pertenecieron a una misma clase. La *Tabla 6* muestra los resultados para las corridas realizadas según el rasgo facial nariz.

k_{est}	seed 01		
	Índices		
	CH \uparrow	Dunn \uparrow	DB \downarrow
4	0,9997	0,8806	0,0037
5	0,6691	0,7962	0,2202
6	0,4438	0,682	0,3676
7	0,2741	0,789	0,2325
8	0,1687	0,4732	0,6768
9	0,0753	0,7458	0,6414
10	0,0046	0,0298	0,5053

Tabla 6. Tabla correspondiente a las corridas realizadas para el seed 01 durante la ejecución del esquema de votos para la nariz.

En el seed 01 se evidencia que para $k_{est} = 4$ se obtiene la totalidad de los votos, indicando que el mejor agrupamiento es para la clase 4.

Igualmente se realizó este procedimiento por cada seed desde 01 hasta 10. Las tablas correspondientes al resto de los seed no mostrados se encuentran en el [Anexo 8](#).

El resultado final obtenido según el esquema de votos para la nariz indica que el mejor agrupamiento, resaltado en color rojo, es para la clase 4 como se evidencia en la siguiente tabla (ver *Tabla 7*):

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

k_{est}	CH↑	Dunn↑	DB↓	Total
4	10	3	10	23
5	0	7	0	7
6	0	0	0	0
7	0	0	0	0
8	0	0	0	0
9	0	0	0	0
10	0	0	0	0

Tabla 7. Resultado final generado por la ejecución del esquema de votos para el rasgo facial nariz.

k_{est}	DF-A
4	0,9626
5	0,86386667
6	0,6483
7	0,62783333
8	0,64136667
9	0,60983333
10	0,453

Tabla 8. Resultado del índice DF-A para la nariz.

La siguiente tabla (ver *Tabla 9*) muestra los resultados obtenidos para las corridas realizadas según el rasgo facial boca.

	<i>seed 01</i>		
	Índices		
k_{est}	CH↑	Dunn↑	DB↓
4	0,9999	0,9989	0,1509
5	0,6679	0,3791	0,6211
6	0,4323	0,2689	0,5815
7	0,281	0,5096	0,1103
8	0,1648	0,2254	0,1727
9	0,0781	0,2942	0,4034
10	0,0051	0,2527	0,4992

Tabla 9. Tabla correspondiente a las corridas realizadas para el *seed 01* durante la ejecución del esquema de votos para la boca.

En el *seed 01* se evidencia que para $k_{est} = 4$ se obtienen 2 votos y para $k_{est} = 7$ se obtiene 1 voto, indicando que el mejor agrupamiento es para la clase 4, como en los casos anteriores.

De igual forma este procedimiento se realizó por cada *seed* desde 01 hasta 10. Las tablas correspondientes al resto de los *seed* no mostrados se encuentran en el [Anexo 9](#).

Finalmente el resultado según el esquema de votos para la boca indica que el mejor agrupamiento, resaltado en color azul, es para la clase 4 como se evidencia en la siguiente tabla (ver *Tabla 10*):

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

k_{est}	CH↑	Dunn↑	DB↓	Total
4	10	10	6	26
5	0	0	0	0
6	0	0	0	0
7	0	0	3	3
8	0	0	0	0
9	0	0	1	1
10	0	0	0	0

Tabla 10. Resultado final generado por la ejecución del esquema de votos para el rasgo facial boca.

k_{est}	DF-A
4	0,9502
5	0,6116
6	0,5381
7	0,68
8	0,52673333
9	0,5245
10	0,45156667

Tabla 11. Resultado del índice DF-A para la boca.

En la investigación se observó que los modelos de agrupamiento generados según las clasificaciones de los rasgos biométricos faciales, arrojaron una distribución adecuada de imágenes faciales en los grupos, ya que los índices de validación fueron altos. Las imágenes pertenecientes a un mismo grupo presentaron similitud en las características geométricas y se comprobó que un individuo sólo pertenece a un único grupo en dependencia del rasgo facial rostro, nariz o boca.

2.3.6 Desarrollo

Una vez determinado el procedimiento que mejor se ajusta a los datos, a partir del que mejor índice de precisión presentó, se propone etiquetar la base de datos del Sistema de reconocimiento facial del CISED para saber en cualquier momento a qué grupo o clase pertenece una imagen determinada. Después se implementa el clasificador para integrarse al sistema y dada una nueva imagen facial, clasificarla y mejorar la precisión de clasificación en el proceso de reconocimiento. El componente brindará la posibilidad de buscar el siguiente grupo más probable para la clasificación de una persona en una imagen facial.

La implementación del componente estará guiada por la metodología XP, a continuación se detallan los pasos realizados en las fases y los artefactos generados.

2.4 Metodología XP

2.4.1 Fase de Planificación

Esta fase se maneja para establecer las actividades que se van a realizar, darles necesidades prioritarias o subjetivas, analizar sus interrelaciones lógicas y ordenarlas secuencialmente en el tiempo (42). Es la etapa en la que se reúne información sobre el proyecto y se decide qué, cómo, quién y cuándo se hará para producir cada entregable.

2.4.1.1 Actores del sistema

Los actores del sistema, habitualmente son todas aquellas personas que interactúan con él, obteniendo algún resultado de los procesos que se ejecuten. Igualmente se encuentran implicadas en la aplicación, pero no obtienen ningún valor a pesar de participar en ellos. En este caso los actores del componente no son personas sino sistemas. En la *Tabla 12* se muestra el actor identificado.

Actor del sistema	Descripción
Sistema de reconocimiento facial	Encargado de realizar los procesos de enrolamiento e identificación de una persona por medio de sus características faciales.

Tabla 12. Actor del componente.

2.4.1.2 Captura de requerimientos

Este es uno de los flujos de trabajo más importantes, porque en él se establece qué es lo que tiene que hacer exactamente el componente que se desarrollará, garantizando el vínculo entre lo que esperan los clientes y usuarios y lo que los equipos de proyecto tienen que implementar. A continuación se definen los requisitos funcionales y no funcionales del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Requerimientos funcionales (RF):

RF 1. Cargar imágenes de entrenamiento.

RF 2. Cargar imagen a clasificar.

RF 3. Detectar el rostro de la persona.

RF 4. Extraer vector.

RF 4.1 Forma del rostro.

RF 4.2 Forma de la nariz.

RF 4.3 Forma de la boca.

RF 5. Exportar fichero con extensión ARFF²⁹.

RF 6. Importar fichero procesado en la herramienta Weka.

²⁹ Por sus siglas en inglés: Attribute-Relation File Format.

RF 7. Etiquetar conjunto de imágenes de entrenamiento en un grupo.

RF 8. Visualizar agrupamiento

RF 8.1 Visualizar agrupamiento para forma del rostro.

RF 8.2 Visualizar agrupamiento para forma de la nariz.

RF 8.3 Visualizar agrupamiento para forma de la boca.

Requerimientos no funcionales (RNF):

Para la selección de los RNF se utilizó la referencia abordada en Somerville, 2005 (43). A continuación los RNF del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Requerimientos del producto

1. Requerimientos de portabilidad.

RNF 1.1 La solución será usada bajo sistemas operativos Windows XP o superior.

RNF 1.2 Framework de desarrollo: Framework. Net 4.0.

RNF 1.3 Microsoft Visual C++ 2010 x86 Redistribuible.

RNF 1.4 Microsoft Visual C++ 2010 x86 Runtime.

RNF 1.5 Gestor de base de datos: PostgreSQL 9.4.

RNF 1.6 PC Intel Pentium 4 o superior.

RNF 1.7 CPU 2.13 GHZ o superior.

RNF 1.8 2 GB de memoria RAM o superior.

2. Requerimientos de usabilidad.

RNF 2.1 El componente debe ser capaz de permitir al usuario realizar las acciones que desee en la menor cantidad de pasos posibles.

RNF 2.2 El componente debe tener calidad en los mensajes de aviso, pues deben avisar adecuadamente al usuario sobre la acción que va a llevar a cabo.

RNF 2.3 El componente de ser capaz de transmitir al usuario, de forma clara y concisa, el error ocurrido.

RNF 2.4 El color de fondo y de fuente del visualizador del componente debe ser agradable, adecuado y uniforme.

Requerimientos organizacionales

3. Requerimientos de implementación.

RNF 3.1 Lenguaje de programación: Visual C++ y C#.

RNF 3.2 IDE: Visual Studio 2012.

RNF 3.3 Para el Modelado de UML se utiliza: Visual Paradigm 8.0.

RNF 3.4 Bibliotecas de clases: Active Shape Model (ASM), Emgu CV, OpenCV.

RNF 3.5 ORM: Telerik OpenAccess 2012.

RNF 3.6 Herramienta de MD: Weka en su versión 3.7.10.

2.4.1.3 Historias de usuarios (HU)

Las HU son la técnica utilizada en XP para especificar los requisitos del software. Se trata de tarjetas de papel en las cuales el cliente describe brevemente las características que el sistema debe poseer, sean requisitos funcionales o no funcionales. El tratamiento de las HU es muy dinámico y flexible, en cualquier momento pueden romperse, reemplazarse por otras más específicas o generales, añadirse nuevas o ser modificadas. Cada HU es lo suficientemente comprensible y delimitada para que los programadores puedan implementarla en unas semanas (42).

A continuación, en *Tabla 13* se muestra la HU correspondiente al RF9, el resto de las HU se encuentran descritas en el [Anexo 2](#).

Historia de Usuario	
Número: HU-7	Usuario: Sistema de reconocimiento facial.
Nombre historia: Etiquetar conjunto de imágenes de entrenamiento en un grupo.	
Prioridad en el negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Alto
Puntos estimados: 3	Iteración asignada: 2
Programador responsable: Carlos Alberto Freyre Hernández.	
Descripción: El componente debe asociar cada imagen al grupo al cual pertenece.	
Observaciones: Una imagen solo puede pertenecer a un grupo. La etiquetación se realiza según la clasificación: rostro, nariz, boca.	

Tabla 13. HU Etiquetar conjunto de imágenes de entrenamiento en un grupo.

2.4.1.4 Plan de entrega

En la metodología XP es fundamental la relación que existe entre el cliente y el equipo de desarrollo, ya que el cliente es quien conduce constantemente el trabajo hacia lo que aportará mayor valor al negocio y establece la prioridad de las HU. Basándose en ello, los programadores realizan una estimación del esfuerzo necesario de cada HU para determinar el tiempo de desarrollo de las mismas y luego conforman el plan de entrega. El plan de entrega del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas se muestra en la *Tabla 14*.

No. Iteración	Fecha de entrega
1ra Iteración	Marzo-Abril de 2015

2da Iteración	Abril-Mayo de 2015
---------------	--------------------

Tabla 14. Plan de entrega.

2.4.1.5 Plan de iteraciones

El plan de iteraciones es llevado a cabo por el equipo de desarrollo y se ejecuta antes de iniciar el desarrollo del componente, una vez identificadas y descritas las HU. Puede ser utilizado para realizar cambios en el código por un programador o varios del equipo de desarrollo en cada iteración durante el desarrollo del mismo. Este plan es elaborado a partir del plan de entrega.

Para el desarrollo del Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas se llevarán a cabo dos iteraciones donde se implementarán las funcionalidades antes determinadas.

Plan de duración de las iteraciones

El plan de duración de las iteraciones se encarga de mostrar las HU en el orden en que se implementarán en cada iteración así como la duración estimada de las mismas (3). La *Tabla 15* muestra la estimación de esfuerzo por cada HU y el plan de duración de las iteraciones del componente.

No. Iteración	No. HU	Historias de usuario (HU)	Estimación (Semanas)	Duración estimada (Semanas)
1	HU-1	Cargar imágenes de entrenamiento.	0.5	5
	HU-2	Cargar imagen a clasificar.	0.5	
	HU-3	Detectar el rostro de la persona.	1	
	HU-4	Extraer vector.	3	
2	HU-5	Exportar fichero con extensión ARFF.	1	7
	HU-6	Importar fichero procesado en la herramienta Weka.	1	
	HU-7	Etiquetar conjunto de imágenes de entrenamiento en un grupo.	2	
	HU-8	Visualizar agrupamiento.	3	

Tabla 15. Estimación de esfuerzo por HU y duración de las iteraciones.

2.4.2 Fase de Diseño

En la fase de diseño se crea una estructura que organiza la lógica del componente, lo más simple posible y que pueda funcionar y ser implementada en un momento determinado del proyecto.

2.4.2.1 Tarjetas CRC

Las tarjetas CRC (clase, responsabilidad y colaboración) constituyen uno de los artefactos de la metodología XP, su objetivo es hacer, mediante tarjetas, un inventario de las clases que se van a necesitar en la implementación del componente y la forma en la que van a interactuar para así facilitar el análisis de las mismas por parte de sus desarrolladores. En la *Tabla 16* se muestra la Tarjeta CRC definida para la clase ASM. El resto de las tarjetas se encuentran plasmadas en el [Anexo 3](#).

Nombre de la clase: ASM	
Responsabilidades	1. ObtenerPuntosASM 2. PintarModelo
Colaboradores	1. CaracteristicasVector 2. Procesamiento 3. DLLConsum 4. InterfazASM

Tabla 16. Tarjeta CRC definida para la clase ASM.

2.4.2.2 Diagrama de clases del diseño

La metodología XP no requiere la representación del sistema mediante diagramas de clases, en su lugar utiliza las Tarjetas CRC explicadas anteriormente, no obstante, el uso de diagramas UML puede aplicarse siempre y cuando influyan en el mejoramiento de la comunicación, es por esta razón que se decide diseñar el diagrama de clases del diseño para un mejor entendimiento del componente a desarrollar. Con el diagrama de paquetes mostrado en la *Figura 14* se representan las clases que conforman el Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en características geométricas. Dicho diagrama está compuesto por dos sub-paquetes, el primero es Clasificador Facial, en el cual se encuentran las clases que permiten la realización de todo el proceso (ver *Figura 16*) y el segundo es Útiles en el que se ubican las clases correspondientes a las bibliotecas de clases utilizadas (ver *Figura 15*).

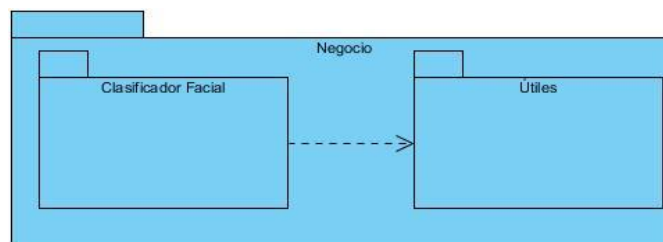


Figura 14. Diagrama de paquetes.

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

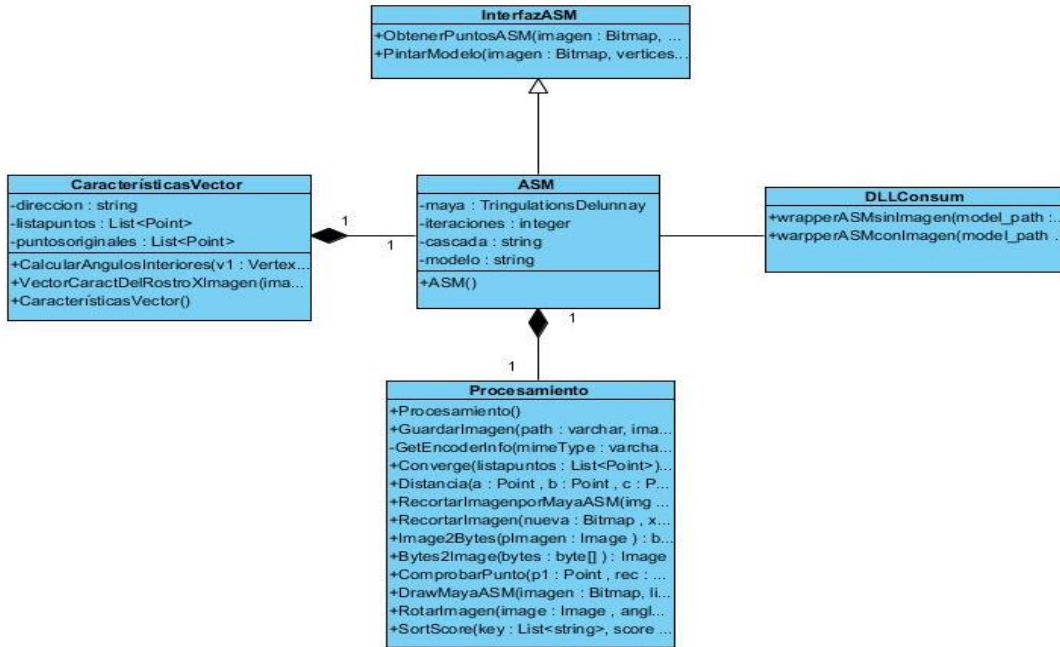


Figura 15. Diagrama de clases perteneciente al sub-paquete Útiles.

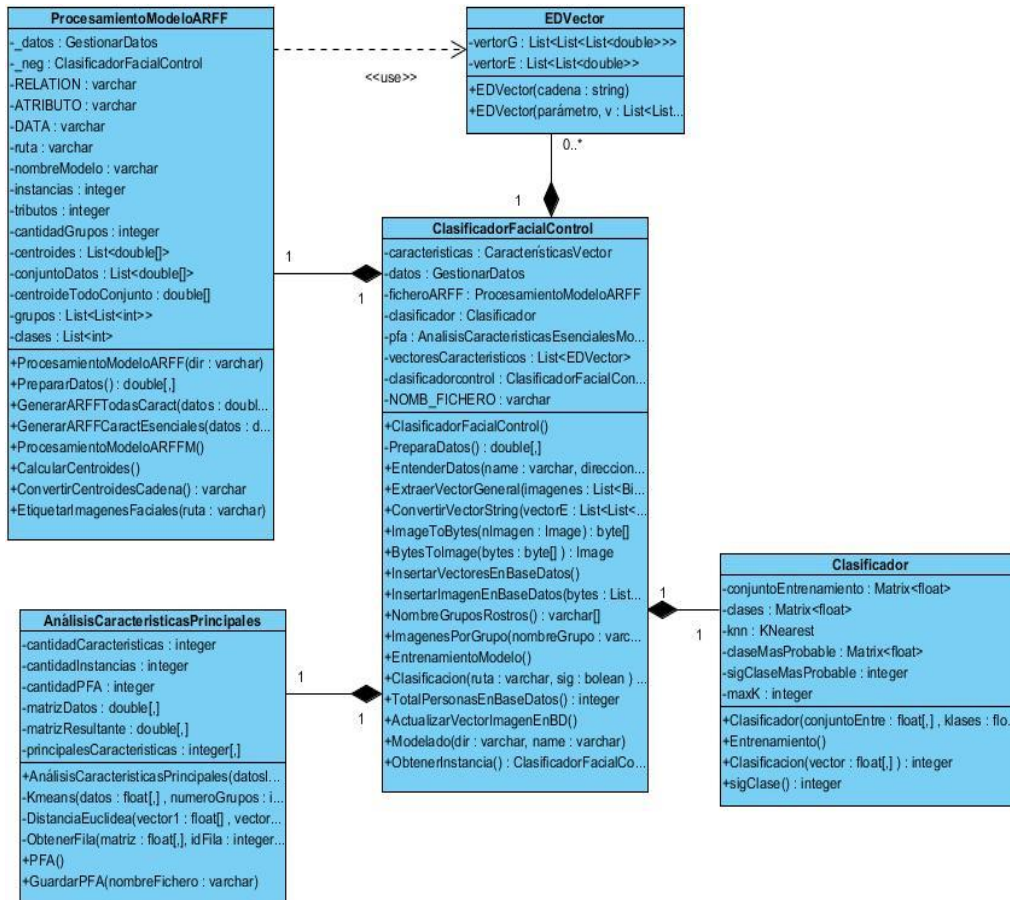


Figura 16. Diagrama de clases perteneciente al sub-paquete Clasificador Facial.

2.4.2.3 Modelo de datos del componente

En la *Figura 17* se propone el diagrama entidad-relación que refleja la interrelación entre las tablas de la base de datos y sus propiedades.

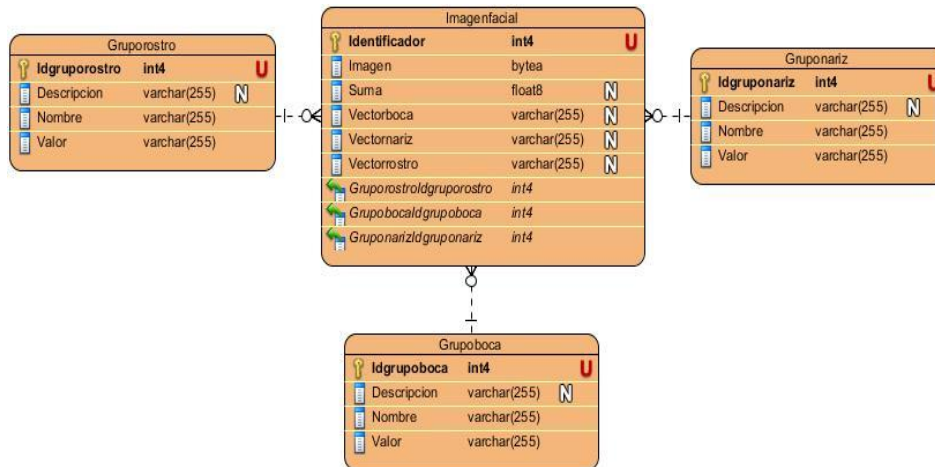


Figura 17. Diagrama entidad-relación.

Luego de realizadas las validaciones pertinentes para realizar el agrupamiento, ya antes explicadas, se concluyó que la base de datos fue particionada en 80 clases o grupos combinando 5 del rostro, 4 de la nariz y 4 de la boca, reduciendo así el espacio de búsqueda. Las clasificaciones que mayor similitud presentaron fueron unificadas. Los resultados se muestran a continuación:

- Rostro:** Quedó distribuido en cinco grupos: Cuadrado, Redondo-Ovalado, Diamante-Triángulo Invertido, Triángulo y Alargado, representando el 17%, 25%, 20%, 21% y 17% respectivamente, del total de imágenes de la base de datos de prueba, 10779 imágenes. En la *Figura 18* se representan dichos valores.

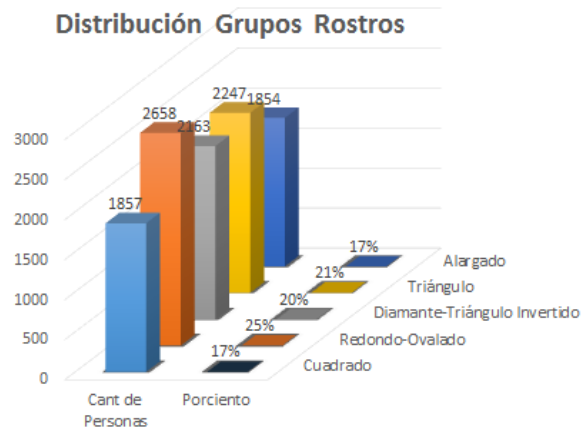


Figura 18. Distribución de la base de datos de imágenes según las clasificaciones del rostro.

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

- **Boca:** Quedó distribuido en cuatro grupos: Irregulares-Caídos, Gruesos, Largos y Delgados, representando el 27%, 18%, 26% y 28% respectivamente, del total de imágenes de la base de datos de prueba, 10779 imágenes. En la *Figura 19* se representan dichos valores.

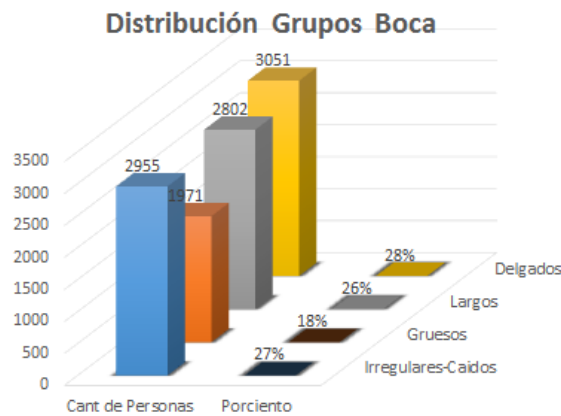


Figura 19. Distribución de la base de datos de imágenes según las clasificaciones de la boca.

- **Nariz:** Quedó distribuido en cuatro grupos: Ancha, Pequeña, Estrecha y Grande-Larga, representando el 19%, 25%, 27% y 29% respectivamente, del total de imágenes de la base de datos de prueba, 10779 imágenes. En la *Figura 20* se representan dichos valores.

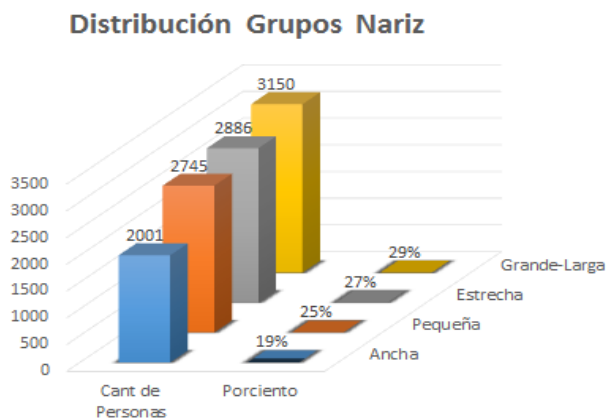


Figura 20. Distribución de la base de datos de imágenes según las clasificaciones de la nariz.

2.4.2.4 Arquitectura del componente

La arquitectura de un software muestra la estructura, funcionamiento e interacción entre las partes del software; especifica de manera abstracta, los componentes que llevan a cabo alguna tarea de computación, sus interfaces y la comunicación entre ellos. Para el desarrollo del Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas se utilizó una **Arquitectura N-capas**. En ella cada capa se comunica con los componentes de otras capas a través

de interfaces bien conocidas y cada nivel agrega las responsabilidades y abstracciones del nivel inferior. La ventaja principal de este estilo es que el desarrollo del componente se puede llevar a cabo en varios niveles y en caso de que exista algún cambio en la implementación, sólo se verá afectado el nivel requerido sin tener que alterar el resto de los niveles. Además ofrece un elevado provecho, ya que distribuyendo las capas en distintos niveles físicos se puede mejorar la escalabilidad, la tolerancia a fallos y el rendimiento.

La arquitectura propuesta en la investigación está compuesta por tres capas como se muestra en la *Figura 21*.

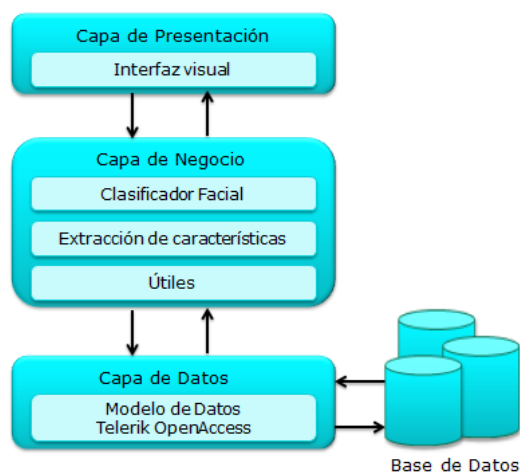


Figura 21. Arquitectura.

- **Capa de presentación:** Es la que contiene la interfaz gráfica del componente, muestra al usuario el resultado final de la clasificación del rostro de acuerdo a las distintas clasificaciones. Debe ser entendible y fácil de usar. Se comunica únicamente con la capa de negocio.
- **Capa de negocio:** En ella están contenidas todas las clases encargadas de realizar las funcionalidades del componente. Se comunica con la capa de presentación para recibir las solicitudes y presentar los resultados, al igual que con la capa de datos para solicitar al gestor de bases de datos los datos necesarios para procesar la información.
- **Capa de datos:** Es la capa en la que residen los datos; además recibe solicitudes desde la capa de negocio para el almacenamiento, recuperación o transformación de los mismos. Está formada por uno o más sistemas de gestión de bases de datos.

Pressman, 2010 (44) describe un estilo arquitectónico como: restricciones que definen cómo se integran los componentes para formar el sistema, o como modelos que permiten comprender las propiedades de un sistema general en función de las propiedades conocidas de las partes que lo integran. El estilo arquitectónico propuesto para el desarrollo del Componente para la clasificación de

rasgos biométricos basado en las características geométricas es **Tuberías y Filtros**, ya que se aplica cuando los datos de entrada se han de transformar en datos de salida mediante una serie de operaciones y los componentes (filtros) van transmitiendo datos al siguiente por medio de tuberías. En la *Figura 22* se muestra el proceso de selección o extracción de características, reflejado anteriormente en la fase anterior. Precisar que todas las fases de la propuesta de solución utilizarán dicho estilo arquitectónico. Los filtros definidos como pasos secuenciales del procesamiento son:

- Entrada: Imagen facial.
- Filtro 1: Detección del rostro.
- Filtro 2: Normalizar rostro.
- Filtro 3: Ubicación de puntos característicos.
- Filtro 4: Análisis de Características Principales.
- Salida: Vector característico para el rostro, nariz y boca.

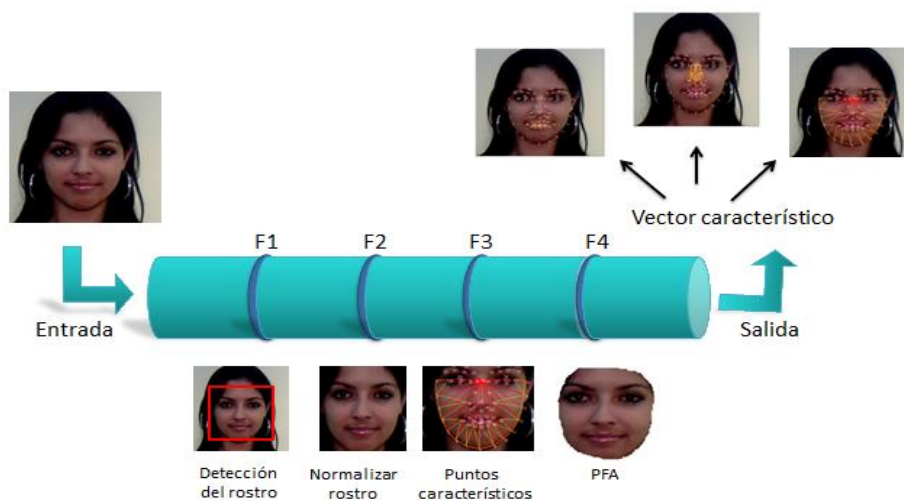


Figura 22. Estilo arquitectónico Tuberías y Filtros para la selección o extracción de características.

2.4.2.5 Patrones de diseño

Sommerville, 2005 (43) plantea que un patrón es una descripción del problema y la esencia de su solución, de forma que la información se pueda reutilizar en diferentes situaciones. Los patrones ayudan a capturar conocimiento y a crear un vocabulario técnico, hacen el diseño orientado a objetos más flexible, elegante y en algunos casos reusable. Pretenden formalizar un vocabulario común entre los diseñadores, estandarizar el modo en que se realiza el diseño, facilitar el aprendizaje de las nuevas generaciones de diseñadores condensando conocimiento existente y evitar la reiteración de la búsqueda de soluciones a problemas ya conocidos y solucionados anteriormente.

Patrones GRASP³⁰

Los patrones GRASP, son patrones generales de software para asignación de responsabilidades a objetos, expresados en forma de patrones. Los patrones GRASP que se utilizaron son:

- **Experto:** El patrón Experto es el principio básico de asignación de responsabilidades. Se conserva el encapsulamiento, ya que los objetos se valen de su propia información para hacer lo que se les pide. Esto soporta un bajo acoplamiento, lo que favorece al hecho de tener sistemas más robustos y de fácil mantenimiento. El comportamiento se distribuye entre las clases que cuentan con la información requerida, alentando con ello definiciones de clase “sencillas” y más cohesivas que son más fáciles de comprender y de mantener. Este patrón se evidencia en las clases: Clasificador, AnálisisCaracterísticasPrincipales y ProcesamientoModeloARFF.
- **Creador:** El patrón Creador guía la asignación de responsabilidades relacionadas con la creación de objetos, tarea muy frecuente en los sistemas orientados a objetos. La nueva instancia deberá ser creada por la clase que: tenga la información necesaria para realizar la creación del objeto, use directamente las instancias creadas del objeto, almacene o maneje varias instancias de la clase o contenga o agregue la clase. Este patrón se evidencia en las clases: ClasificadorFacialControl y ASM en la creación de instancias de clases relacionadas con las mismas.
- **Alta cohesión:** Este patrón dice que la información que almacena una clase debe de ser coherente y debe estar (en la medida de lo posible) relacionada con la clase. Una clase con mucha cohesión es útil porque es fácil darle mantenimiento, entenderla y reutilizarla. Este patrón se evidencia en las clases: CaracterísticasVector, ASM y Clasificador.
- **Bajo acoplamiento:** Es la idea de tener las clases lo menos ligadas entre sí que se pueda. De tal forma que en caso de producirse una modificación en alguna de ellas, se tenga la mínima repercusión posible en el resto de clases, potenciando la reutilización y disminuyendo la dependencia entre las clases. Este patrón se evidencia en las clases: CaracterísticasVector y Procesamiento.
- **Controlador:** El patrón Controlador es un patrón que sirve como intermediario entre una determinada interfaz y el algoritmo que la implementa, de tal forma que es la que recibe los datos del usuario y la que los envía a las distintas clases según el método llamado. Este patrón se evidencia en la clase controladora del componente: ClasificadorFacialControl.

³⁰ Por sus siglas en inglés: General Responsibility Assignment Software Patterns.

Patrones GOF³¹

Los patrones de diseño GOF proponen soluciones a problemas concretos y ayudan a construir software basado en la reutilización. En el desarrollo del componente se utilizaron los siguientes patrones:

- Patrones de Creación: El objetivo de estos patrones es de abstraer el proceso de instanciación y ocultar los detalles de cómo los objetos son creados o inicializados.

1. Prototype (Prototipo): permite crear nuevos objetos clonándolos de una instancia ya existente, copiando el prototipo de esta clase.

Ejemplo:

```
public Utiles ObtenerInstancia()
{
    return new Utiles();
}
```

2. Singleton (Instancia única): Garantiza la existencia de una única instancia para una clase y la creación de un mecanismo de acceso global a dicha instancia.

Ejemplo:

```
private static ClasificadorFacialControl clasificadorcontrol;

public static ClasificadorFacialControl ObtenerInstancia()
{
    if (clasificadorcontrol==null)
    {
        clasificadorcontrol = new ClasificadorFacialControl();
    }
    return clasificadorcontrol;
}
```

- Patrones Estructurales: Los patrones estructurales describen cómo las clases y objetos pueden ser combinados para formar grandes estructuras y proporcionar nuevas funcionalidades.

3. Facade (Fachada): Provee de una interfaz unificada simple para acceder a una interfaz o grupo de interfaces de un subsistema.

Ejemplo:

```
public interface InterfazASM
{
    List<Point> ObtenerPuntosASM(Bitmap imagen, string path);
    Bitmap PintarModelo(Bitmap imagen, List<Vertex> vertices, List<Triad> triangulos,
    Color colorlinea, Color colorvertice, int grosor);
}
```

³¹ Por sus siglas en inglés: Gang of Four.

2.5 Conclusiones parciales

- La definición del plan de duración y entrega permitió definir el cronograma previsto para la entrega en tiempo del componente.
- La descripción de las HU facilitó el entendimiento de las principales funcionalidades que debe cumplir el componente.
- La representación del flujo de los procesos para la clasificación de rasgos biométricos faciales utilizando características geométricas permitió definir los principales requisitos funcionales del componente.
- La construcción del plan de iteraciones permitió estructurar la organización de los requisitos funcionales del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas en iteraciones para la implementación de los mismos en fases posteriores.
- El diseño de la arquitectura N-Capas definió la estructura lógica del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas, así como la relación que se establecen entre las capas que conforman la misma.

Capítulo III: “Implementación y Pruebas”

3.1 Introducción

Una vez realizado el diseño del componente y definida la arquitectura, se procede a la implementación del mismo, teniendo en cuenta los requisitos definidos. En el presente capítulo son creados los diagramas de componente y despliegue, describiéndose en cada uno los elementos que los conforman. Además se realiza la validación del componente a través de las pruebas de unidad, integración, validación y del sistema.

3.2 Estándar de codificación

La comunicación entre los programadores a través del código es uno de los aspectos más importantes que enfatiza XP, pues la utilización de un estándar de codificación facilita el desarrollo y mantenimiento. Además permite crear un código legible y comprensible, reducir defectos, hacer el mantenimiento más fácil y menos arriesgado y aumentar la productividad del desarrollo.

Para la implementación del Componente para la clasificación de rasgos biométricos basado en las características geométricas, las pautas de codificación están compuestas por reglas de codificación, en las que están presentes las estructuras *camel case* y *pascal case* definidas en Nane, 2014 (45):

- Camel: Establece que la primera letra de cada palabra se escribe con mayúscula excepto la primera palabra que se escribe con minúscula. Por ejemplo *datosImágenes*.
- Pascal: Establece que la primera letra de cada palabra se escribe con mayúscula y el resto en minúscula. Por ejemplo: *ExtraerVectorGeneral*.

En el componente se hizo uso de estos convenios en los identificadores de las clases, métodos y variables. El convenio Camel se utilizó para identificar las variables, mientras que Pascal se utilizó para identificar las clases y métodos. El nombre de los identificadores de las variables y métodos definidos está relacionado con la función que realizan.

Otras reglas de codificación empleadas:

1. El nombre del proyecto debe ser escrito en español.
2. Se debe evitar las líneas de más de 80 caracteres, ya que no son bien manejadas por muchas herramientas.
3. Cada línea debe contener cuando más una sentencia.
4. Cada funcionalidad debe tener comentario de su funcionamiento.
5. Los nombres de las clases, interfaces, métodos, propiedades y enumeradores deben tener la estructura pascal case.

3.3 Tareas de la ingeniería

Las HU definidas anteriormente en la etapa de planificación son realizadas en el transcurso de las iteraciones según fueron concretadas. XP plantea que la implementación de un software se hace iterativamente, obteniendo al culminar cada iteración un producto final que debe ser probado y mostrado al cliente. Para ello, se descomponen las HU en partes más pequeñas, llamadas tareas de la ingeniería, las cuales son asignadas a un programador y a una iteración determinada para ser implementada. En la *Tabla 17* se describen las tareas propias de las HU pertenecientes a la primera iteración del proceso de desarrollo del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas. El resto de las tareas correspondientes a la segunda iteración se encuentran en el [Anexo 4](#).

Iteración 1	
Historia de usuario	Tareas de la ingeniería
Cargar imágenes de entrenamiento.	1. Cargar desde una dirección específica las imágenes faciales.
Cargar imagen a clasificar.	2. Cargar desde una dirección específica la imagen facial.
Detectar el rostro de la persona.	1. Detectar el rostro en la imagen facial.
Extraer vector.	1. Normalizar la imagen facial. 2. Ubicación de los puntos característicos en el rostro de la persona a identificar. 3. Extracción del vector característico.

Tabla 17. Tareas de la ingeniería en la iteración 1.

3.4 Diagrama de componentes

Un diagrama de componentes representa cómo un sistema de software es dividido en componentes y muestra las dependencias entre estos componentes. Además permite visualizar con más facilidad la estructura general del sistema y el comportamiento del servicio que estos componentes proporcionan y utilizan. Igualmente es utilizado para modelar la vista estática y dinámica de un sistema y representa la estructura física del código. En la *Figura 23* se muestra en diagrama de componentes correspondiente al Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

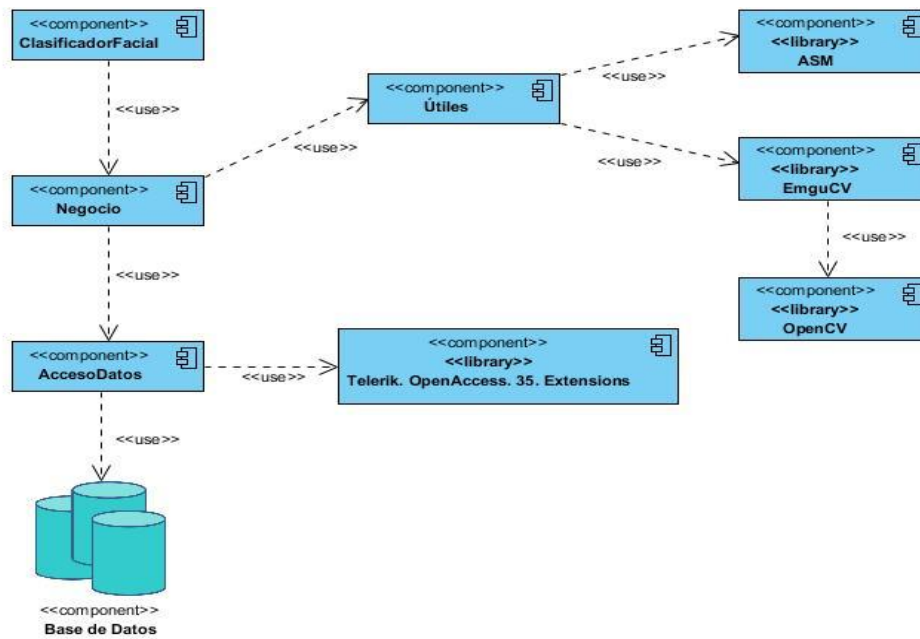


Figura 23. Diagrama de componentes.

Descripción de los componentes

- **Negocio:** componente que se comunica con el componente inmediato superior recibiendo las peticiones y presentando los resultados de estas. Además con el inmediato inferior consultando y verificando sus informaciones.
- **AccesoDatos:** componente que tiene como tarea principal acceder y modificar los datos del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.
- **Base de Datos:** encargado de almacenar la información manejada por el componente.
- **Útiles:** componente encargado de la extracción de características.
- **ASM:** componente encargado de la ubicación del rostro.
- **EmguCV:** componente contenedor de la OpenCV.
- **OpenCV:** componente encargado del procesamiento de imágenes.
- **Telerik. OpenAccess. 35. Extensions:** componente del trabajo con la base de datos.

3.5 Diagrama de despliegue

El diagrama de despliegue modela la arquitectura en tiempo de ejecución de un sistema, mediante la distribución de los artefactos que lo componen a su destino. El diagrama de despliegue correspondiente al Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas está compuesto por una biblioteca de clases llamada *ClasificadorFacial*, la cual será integrada al Sistema de reconocimiento facial que estará instalado en una computadora y

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

este a su vez intercambiará información con el servidor de base de datos mediante el protocolo TCP/IP. La *Figura 24* muestra dicho diagrama.



Figura 24. Diagrama de despliegue.

3.6 Pruebas

Las pruebas al software son básicamente un conjunto de actividades dentro del desarrollo de software que tienen como objetivo proporcionar información objetiva e independiente sobre la calidad del producto y medir el grado en que el software cumple con los requerimientos. Son una serie de actividades que se realizan con el propósito de encontrar los posibles fallos de implementación, calidad o usabilidad probando el comportamiento del mismo.

3.6.1 Estrategia de pruebas

Pressman (46) plantea que una estrategia de prueba del software integra los métodos de diseño de caso de pruebas del software en una serie bien planeada de pasos que desembocará en la eficaz construcción de software. La estrategia proporciona un mapa que describe los pasos que se darán como parte de la prueba, indica cuándo se planean y cuándo se dan estos pasos, además de cuánto esfuerzo, tiempo y recursos consumirán.

Una estrategia para la prueba del software debe incluir pruebas de bajo nivel (necesarias para confirmar la correcta implementación de un pequeño segmento de código fuente) y de alto nivel (que validen las principales funciones del sistema a partir de los requisitos del cliente) (46).

Además Pressman las proyecta como pruebas de unidad, integración, validación y del sistema, en forma de espiral, iniciando por las pruebas de unidad en el vértice de la espiral y culminando con las pruebas al sistema.

3.6.1.1 Pruebas de unidad

Las pruebas de unidad se concentran en la lógica del procesamiento interno y en las estructuras de datos dentro de los límites de un componente. Emplean en forma recurrente las técnicas de prueba que recorren caminos específicos en una estructura de control del componente, lo que asegura una cobertura completa y una detección máxima de errores (46). Durante dicha prueba una tarea esencial es la prueba selectiva de las rutas de ejecución.

Pruebas de caja blanca

Las pruebas de caja blanca se centran en los detalles procedimentales del software, por lo que su diseño está fuertemente ligado al código fuente. Su cometido es comprobar los flujos de ejecución dentro de cada unidad (función, clase, módulo, etc.) para obtener pruebas que:

- Garanticen que se ejerciten por lo menos una vez todos los caminos independientes de cada módulo, programa o método.
- Ejerciten todas las decisiones lógicas en las vertientes verdadera y falsa.
- Ejecuten todos los bucles en sus límites operacionales.
- Ejerciten las estructuras internas de datos para asegurar su validez.

Dentro de las pruebas de caja blanca está la prueba del **camino básico**, para obtener una medida de la complejidad lógica de un diseño. La idea es derivar casos de prueba a partir de un conjunto dado de caminos independientes por los cuales puede circular el flujo de control, obtenidos a partir del Grafo de Flujo asociado; luego se calcula su complejidad ciclomática³². Los pasos para realizar esta técnica son:

1. A partir del diseño o del código fuente, se dibuja el grafo de flujo asociado.
2. Se calcula la complejidad ciclomática del grafo.
3. Se determina un conjunto básico de caminos independientes.

Para calcular la complejidad existen tres formas básicas:

1. $V(G) = a - n + 2$, donde a es el número de arcos o aristas del grafo y n el número de nodos.
2. $V(G) = r + 1$, donde r es el número de regiones cerradas del grafo.
3. $V(G) = c$, donde c es el número de nodos de condición.

A continuación se muestran los pasos a seguir, explicados anteriormente, para la prueba del camino básico, ejemplificado en el algoritmo implementado para preparar los datos, que se muestra en el [Anexo 6](#). Esta prueba se realizó para todos los algoritmos que forman parte del desarrollo del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

1. Grafo de flujo del algoritmo analizado.

³² La complejidad ciclomática, es una medida que proporciona una idea de la complejidad lógica de un programa.

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

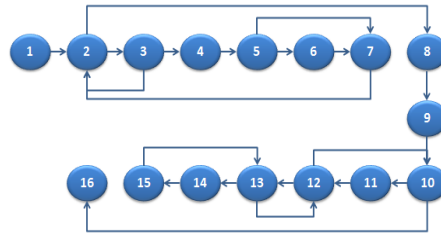


Figura 25. Grafo de Flujo del método para preparar los datos.

2. Complejidad ciclomática.

- Fórmula 1

$$V(G) = a - n + 2$$

$$V(G) = 21 - 16 + 2$$

$$V(G) = 7$$

- Fórmula 2

$$V(G) = 6 + 1$$

$$V(G) = 7$$

- Fórmula 3

$$V(G) = 7$$

3. Caminos independientes.

1, 2, 8, 9, 10, 16

1, 2, 3, 2, 8, 9, 10, 11, 12, 10, 16

1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 2, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 12, 10, 16

1, 2, 3, 4, 5, 7, 2, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 13, 12, 10, 16

1, 2, 8, 9, 10, 11, 12, 10, 16

1, 2, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 12, 10, 16

1, 2, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 13, 12, 10, 16

Las pruebas unitarias de Microsoft son una herramienta muy importante para el personal de pruebas, sobre todo para los desarrolladores. La herramienta para pruebas que proporciona el Visual Studio 2012 permite generar pruebas unitarias específicas para métodos y funcionalidades. La utilización de esta herramienta fue primordial para verificar el correcto funcionamiento de las principales funcionalidades del componente. A continuación se muestra un ejemplo realizado para el método ConvertirVectorString() que arrojó resultados satisfactorios.

```
[TestMethod]
public void ConvertirVectorString()
{
    List<List<double>> vectorE = new List<List<double>>() { new List<double>{3,67,46}, new List<double>{35,45,23} };
    string[] compara =new string[]{"3 67 46/35 45 23/"};
    string respuesta = "";
    for (int i = 0; i < vectorE.Count; i++)
    {
        //List<List<double>> lista = vector[i];
        for (int j = 0; j < vectorE[i].Count; j++)
        {
            respuesta += vectorE[i][j];
            if ((j + 1) != vectorE[i].Count)
            {
                respuesta += " ";
            }
        }
        respuesta += "/";
    }

    Assert.AreEqual(compara[0],respuesta);
}
```

Figura 26. Prueba unitaria para el método ConvertirVectorString().

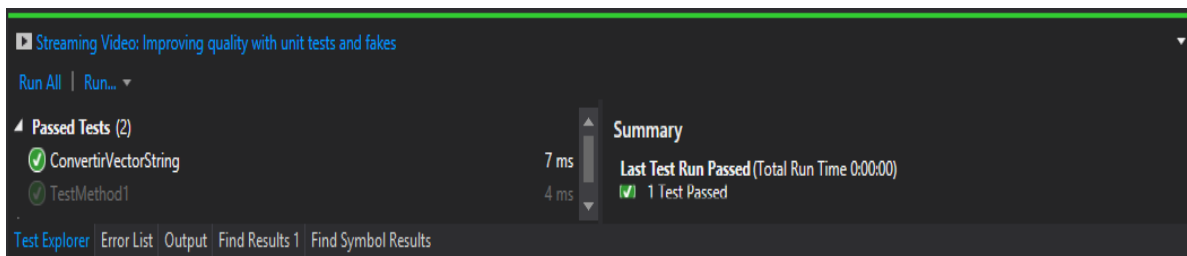


Figura 27. Resultado final de la prueba unitaria para el método ConvertirVectorString().

3.6.1.2 Pruebas de integración

La prueba de integración es una técnica sistemática para construir la arquitectura del software mientras, al mismo tiempo, se aplican las pruebas para descubrir errores asociados con la interfaz. El objetivo es tomar componentes a los que se aplicó una prueba de unidad y construir una estructura de programa que determine el diseño (46).

- **Integración descendente:** es un enfoque incremental para la construcción de la arquitectura del software. Verifica los principales puntos de control o decisión al principio del proceso de prueba. Los módulos se integran al descender por la jerarquía de control, empezando con el módulo de control principal (programa principal). Los módulos subordinados al módulo de control principal se incorporan en la estructura de una de dos maneras: primero-en-profundidad o primero-en-anchura (46).
- **Integración ascendente:** como su nombre lo indica, empieza la construcción y la prueba como módulos atómicos (es decir, componentes de los niveles más bajos de la estructura del programa). Debido a que los componentes se integran de abajo hacia arriba, siempre

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

está disponible el procesamiento requerido para los componentes subordinados a un determinado nivel y se elimina la necesidad de resguardos.

La *Tabla 18* muestra la prueba de integración descendente realizada al Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas. Al finalizar dicha prueba no fueron detectados errores asociados con la interacción entre el componente y el Sistema de reconocimiento facial del CISED.

Caso de Prueba: C + SRF
Componentes que se integran: Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas y Sistema de reconocimiento facial.
Condiciones de ejecución: Que se hayan cargado las imágenes de entrenamiento en la base de datos del componente y que sea entrenada la base de datos correctamente.
Descripción de la prueba: El Sistema de reconocimiento facial envía al componente la imagen a clasificar, la cual será procesada para ser asignada según los rasgos biométricos faciales al grupo al que pertenece.
Entradas/Pasos de ejecución: <ol style="list-style-type: none">1. Cargar imagen (Sistema de reconocimiento facial)2. Enviar imagen a clasificar (Sistema de reconocimiento facial)3. Procesar imagen (Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas)4. Enviar resultado de clasificación (Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas)5. Interpretar el resultado (Sistema de reconocimiento facial)
Resultado esperado: Nombre identificativo del grupo del rostro, nariz y boca.
Evaluación: Prueba satisfactoria.

Tabla 18. Prueba de integración entre el componente y el Sistema de reconocimiento facial.

3.6.1.3 Pruebas de validación

Las pruebas de validación empiezan tras la culminación de la prueba de integración y se concentran en las acciones visibles para el usuario y en la salida del sistema que este puede reconocer. La validación se alcanza cuando el software funciona de tal manera que satisface las expectativas razonables del cliente y se logra mediante una serie de pruebas que demuestran que se cumple con los requisitos.

Pruebas de caja negra

Las pruebas de caja negra se llevan a cabo sobre la interfaz del software. Pretenden demostrar que las funciones del software son operativas, es decir que la entrada se acepta de forma adecuada y que se produce un resultado correcto. Se centran en los requisitos funcionales del software y permiten encontrar: funciones incorrectas o ausentes, errores de interfaz, errores en estructuras de datos o en accesos a bases de datos externas, errores de rendimiento y errores de inicialización y de terminación. Se realizaron pruebas a diferentes funcionalidades del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas, una de ellas se muestra a continuación (ver *Tabla 19*) y las restantes se pueden observar en el [Anexo 5](#).

Casos de Prueba de Funcionalidad	
Código Caso de Prueba: 1	Nombre de HU: Cargar imágenes de entrenamiento.
Responsable: Carlos Alberto Freyre Hernández.	
Descripción: Prueba de funcionalidad para verificar que el componente carga correctamente las imágenes de agrupamiento sin restricción de valores, desde un archivo especificado.	
Condiciones de ejecución: El conjunto de datos de entrenamiento debe estar físicamente en la dirección que se especifique.	
Entrada\Pasos de ejecución: Seleccionar la funcionalidad Cargar_Imagenes. <ul style="list-style-type: none"> • Seleccionar las imágenes faciales desde una dirección física especificada. • Guardar imágenes faciales en la base de datos. 	
Resultado Esperado: Se muestra una notificación de aceptación de que el proceso se realizó correctamente.	
Evaluación: Satisfactoria.	

Tabla 19. Caso de prueba de la funcionalidad: Cargar imágenes de entrenamiento.

3.6.1.4 Pruebas del sistema

Las pruebas del sistema abarcan una serie de pruebas diferentes cuyo propósito principal es ejercitar profundamente el sistema de cómputo. Aunque cada prueba tiene un propósito diferente, todas trabajan para verificar que se hayan integrado adecuadamente todos los elementos del sistema y que realizan las funciones apropiadas.

Para la realización de las pruebas al Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas es necesario tener en cuenta que el ambiente de pruebas ostentó las siguientes prestaciones: Memoria RAM 4GB, Procesador Intel Core i3 y Sistema operativo Windows 8. Lo que arrojó los siguientes resultados:

Pruebas de rendimiento

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Las pruebas de rendimiento se realizaron bajo el concepto de comparar el vector característico asociado a una persona con todos los vectores de la base de datos mediante la distancia euclidiana entre ellos y luego compararlo específicamente con los vectores pertenecientes al grupo al cual pertenece la imagen de entrada. Se utilizó una muestra de 10 imágenes faciales obteniendo un tiempo promedio de respuesta de 3.9662 segundos comparando con todas las imágenes de la base de datos y 0.8845 segundos comparando con el grupo al que pertenecen mediante la clasificación que le asigne el componente desarrollado. A continuación se muestran los resultados siendo *TD* el tiempo que demora la comparación 1: N, *TDC* el tiempo luego de aplicado el componente y *TM* el tiempo mejorado.

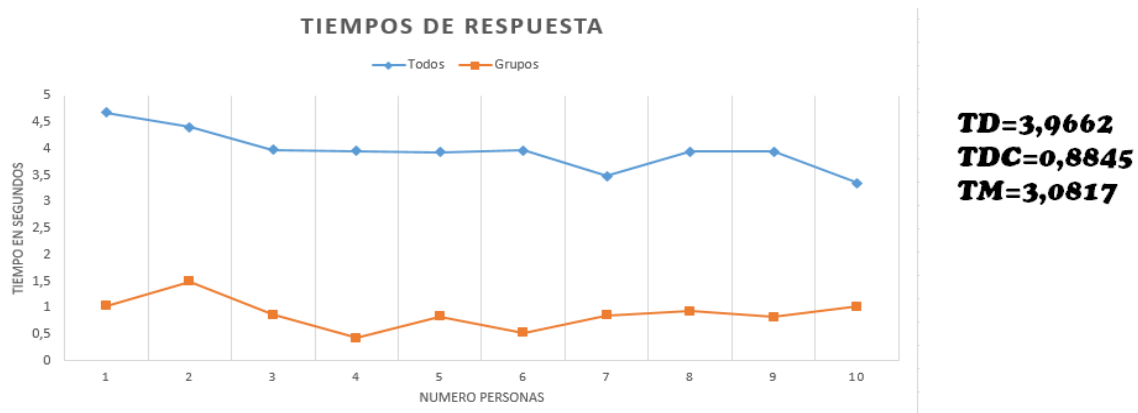


Figura 28. Resultados de las pruebas de rendimiento.

Pruebas de efectividad

La *Tabla 20* que se muestra a continuación, expone los resultados obtenidos según la efectividad de clasificación del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas teniendo en cuenta las variaciones de iluminación, escala y pose en las imágenes que se encuentran en la base de datos de prueba. Para ello se tomó una muestra de 30 y 100 imágenes a las cuales se les aplicaron 6 variaciones diferentes, representando un total de 180 y 600 imágenes respectivamente, ya que el número de imágenes es muy significativo. Los valores resaltados en color rojo representan el promedio general de la efectividad de clasificación según los rasgos rostro, nariz y boca, respectivamente.

	Rostro		Nariz		Boca	
Cantidad Imágenes	30*6	100*6	30*6	100*6	30*6	100*6
Escala Aumentada	68%	59%	70%	68%	60%	62%
Escala Disminuida	61%	64%	50%	62%	53%	49%
Iluminación Aumentada	74%	64%	53%	57%	63%	57%
Iluminación Disminuida	58%	55%	53%	59%	67%	57%

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Rotada	45%	48%	33%	41%	50%	53%
Normal	94%	84%	90%	84%	83%	80%
General	67%	62%	58%	62%	63%	60%

Tabla 20. Resultados de efectividad de clasificación teniendo en cuenta las variaciones de iluminación, escala y pose según rostro, nariz y boca.

De igual modo se realizó el mismo procedimiento de análisis para las imágenes de la base de datos de prueba pero sin tener en cuenta las variaciones de iluminación, escala y pose, en una muestra de 100, 700 y 1000 imágenes. En la siguiente tabla (ver *Tabla 21*) se muestran los resultados obtenidos.

Rasgos faciales			
Cantidad Imágenes	Rostro	Nariz	Boca
100	84%	83%	81%
700	86%	83%	78%
1000	86%	82%	78%

Tabla 21. Resultados de efectividad de clasificación en imágenes sin variaciones de iluminación, escala y pose realizada según rostro, nariz y boca.

Una vez obtenidos los resultados de las pruebas de efectividad se concluyó que, en general, para el rostro la efectividad es de 72.33%, en el caso de la nariz 69.33% y para la boca 63.33% arrojando que se cumplió el objetivo propuesto en la investigación ya que superó el 55% alcanzado en la Solución para la clasificación de rasgos biométricos faciales.

3.7 Conclusiones parciales

- La reglamentación de la codificación para la implementación de las funcionalidades del componente propició la obtención de la homogeneidad en el código generado.
- Con la aplicación de las pruebas de unidad se evidenció el correcto funcionamiento del código fuente del componente.
- El componente se integró satisfactoriamente al Sistema de reconocimiento facial como una biblioteca de clases.
- La ejecución de las pruebas de validación comprobó el correcto funcionamiento de los principales requerimientos del componente mediante la respuesta obtenida a través de la interfaz de usuario.
- Las pruebas de rendimiento demostraron que el tiempo de respuesta del sistema, una vez aplicada la clasificación según los rasgos biométricos faciales utilizando las características geométricas, es de 0.89 segundos.

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

- Las pruebas de efectividad arrojaron resultados de 72.33% de precisión de clasificación para el rostro, 69.33% para la nariz y 63.33% para la boca, con un promedio general de 69% aproximadamente.
- La aplicación de las pruebas de software permitió comprobar, a partir de los resultados arrojados, el correcto funcionamiento del Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas y el cumplimiento del objetivo propuesto, ya que mejoró la precisión de clasificación y la efectividad del Sistema de reconocimiento facial.

Conclusiones generales

A partir de la investigación realizada se arribaron a las siguientes conclusiones generales:

- La confección del marco teórico asentó las bases del estudio del proceso de clasificación de rasgos biométricos faciales y el análisis de soluciones existentes demostró que existen diversos mecanismos para el agrupamiento y la clasificación, sin embargo algunas de estas soluciones son desarrollos a la medida y no cumplen con las especificaciones de integración del Sistema de reconocimiento facial del CISED.
- La selección adecuada de los lenguajes, herramientas y tecnologías, así como la utilización de la metodología XP para regir el proceso de desarrollo del software, conjuntamente con la metodología Crisp-DM para el proceso de MD, facilitaron la implementación y la obtención de la documentación asociada al Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas, el cual se integró al Sistema de reconocimiento facial del CISED.
- El agrupamiento de las imágenes teniendo en cuenta los rasgos biométricos faciales (rostro, nariz y boca) basado en las características geométricas, permitió reducir el espacio de búsqueda del Sistema de reconocimiento facial, particionando la base de datos de prueba en 80 clases o grupos, facilitando así el proceso de clasificación.
- Las pruebas realizadas al componente evidenciaron que la clasificación teniendo en cuenta los rasgos biométricos faciales (rostro, nariz y boca) basado en las características geométricas, permitió alcanzar un nivel de precisión general de un 69%, con un rendimiento de 0.89 segundos, lo que demuestra mejoras en el Sistema de reconocimiento facial del CISED, en cuanto a precisión de clasificación y rendimiento.

Componente para la clasificación de rasgos biométricos faciales basado en las características geométricas.

Recomendaciones

Durante la realización de la investigación surgieron ideas que pueden servir como recomendación para el perfeccionamiento del componente, ellas son:

- Incorporar otras clasificaciones de rasgos biométricos faciales como por ejemplo: ojos, cejas, cabello, color de piel.
- Mantener actualizada la base de datos para obtener mejor nivel de precisión.

Referencias bibliográficas

1. **LOPEZ PEREZ, NICOLAS y TORO AGUDELO, JUAN JOSÉ** . *TECNICAS DE BIOMETRIA BASADAS EN PATRONES FACIALES DEL SER HUMANO*. Pereira : s.n., 2012.
2. **Aguilera Reyes, Amelia y Quiles Velázquez, Rafael Alberto**. *Sistema de identificación de personas basado en rasgos faciales*. La Habana : Universidad de las Ciencias Informáticas, 2013.
3. **Velázquez, Rafael Alberto Quiles y Reyes Aguilera, Amelia**. *Sistema de identificación de personas basado en rasgos faciales*. La Habana : s.n., 2013.
4. JenBeBeauty . [En línea] 17 de abril de 2012. <http://jenbebeauty.blogspot.com/2012/04/maquillaje-de-acuerdoal-tipo-de-rostro.html>.
5. JenBeBeauty. [En línea] 7 de abril de 2012. <http://jenbebeauty.blogspot.com/2012/04/tipos-de-nariz-narizrespingona.html>.
6. JenBeBeauty . [En línea] 27 de abril de 2012. http://jenbebeauty.blogspot.com/2012_04_01_archive.html.
7. *TECNICAS DE BIOMETRIA BASADAS EN PATRONES FACIALES DEL SER HUMANO*. **Pérez, Nicolás López y Toro Agudelo, Juan José**. 2012.
8. **García, Anays Gómez y Ferrer Cordova, Gregorio**. *Solución para la clasificación de rasgos biométricos faciales*. La Habana : Universidad de las Ciencias Informáticas, 2013.
9. **Peula Palacios, Jose Manuel** . *OpenCV: Introducción*. Andalucía : Universidad Internacional de Andalucía, 2012.
10. **Paz, Néstor** . *Adaboost con aplicación a detección de caras mediante el algoritmo de Viola-Jones*. 2009.
11. *Reconocimiento de Rostros mediante Puntos*. **Alexander Ocsa M., Alexander Rodriguez V. , Herbert Chuctaya H. , Gabriel Humpire M**. Perú : s.n., 2008.
12. *TÉCNICAS DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS EN IMÁGENES PARA EL RECONOCIMIENTO DE EXPRESIONES FACIALES*. **CASTRILLON, WILLIAM A., ALVAREZ, DAMIAN A. y LÓPEZ, ANDRÉS F.** junio de 2008.
13. **Cohen, Ira , y otros, y otros**. *Feature Selection Using Principal Feature Analysis*. Urbana : University of Illinois at Urbana-Champaign.
14. **Salazar Campos, Juan Orlando** . *Minería de Datos*. Trujillo : s.n., 2013.
15. **García Molina, Héctor**. *Avances en Informática y Sistemas*. Tabasco, México : s.n., 2013.
16. **Riquelme, José C., Ruiz, Roberto y Gilbert, Karina**. *Minería de Datos: Conceptos y Tendencias*. España : Asociación Española para la Inteligencia Artificial, 2006. 1137-3601.
17. **Hernández Orallo, José, Ramírez Quintana, María José y Ferri Ramírez, César**. *Introducción a la Minería de Datos*. s.l. : Pearson Prentice Hall, 2004. 84-205-4091-9.
18. **Sancho Caparrini, Fernando** . *Clustering por K-medias*. Sevilla : Universidad de Sevilla, 2013.
19. **Wu, Xindong y Kumar, Vipin**. *The top ten algorithms in data mining*. s.l. : CRC Press, 2009.
20. **GUEVARA, MARTA LUCÍA , ECHEVERRY, JULIAN DAVID y ARDILA URUEÑA, WILLIAM** . *Faces Detection in Digital Images Using Cascade Classifiers*. Pereira : s.n., 2008. 0122-1701.
21. **Díaz Rodríguez, Jairo Andrés y Patiño Herrera, Edward Elias**. *Diseño e implementación de un clasificador de imágenes faciales para ser utilizado en un sistema de reconocimiento de rostros en tiempo real*. Santander : s.n., 2010. 2050628.

22. **Figuroa, Roberth G. , Solís, Camilo J. y Cabrera, Armando A.** *METODOLOGÍAS TRADICIONALES VS. METODOLOGÍAS ÁGILES.*
23. **Letelier , Patricio y Penadés, M^a Carmen.** *Métodologías ágiles para el desarrollo de software: eXtreme Programming (XP).* Valencia : s.n.
24. **Cantero Panteleeva, Diana .** *Análisis y diseño para el componente de captura de imágenes faciales con múltiples modelos de cámaras digitales.* La Habana : s.n., 2011.
25. **Fernández Escribano, Gerardo .** *Introducción a Extreme Programming.* 2002.
26. **Heileman, Gregory L.** *Estructuras de datos, algoritmos, y programación orientada a objetos.* La Habana : Félix Varela, 2003. 0-07-027893-8.
27. Visual Studio. [En línea] Microsoft. <https://www.visualstudio.com/>.
28. *Sistemas gestores de bases de datos.*
29. PostgreSQL-ES. [En línea] <http://www.postgresql.org.es/>.
30. Academia.edu. [En línea] http://www.academia.edu/6324536/Asp_.net_asp_net_y_framework.
31. *Tecnología .NET.* s.l. : Unidades Tecnológicas de Santander.
32. OpenCV. [En línea] <http://opencv.org/>.
33. **Mateos Ortiz, Luis Gilberto .** *OpenCV. Guía de Instalación para Windows.*
34. **PÉREZ OLIVARES , MÓNICA ANDREA .** *Tecnologías .NET/Mono de fuentes abiertas aplicadas al desarrollo de un Sistema de Video-Vigilancia.* Chile : s.n., 2009.
35. **Cootes, Tim.** *An Introduction to Active Shape Models.*
36. Weka The University of Waikato. [En línea] <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.
37. **García Morate, Diego .** *Manual de Weka.*
38. *RapidMiner Studio Manual.* 2014.
39. *Tutorial: Uso básico de RapidMiner.*
40. **Roldan, C. Valentin.** *Mapeo Objeto Relacional.*
41. **Kryszczuk, Krzysztof y Hurley, Paul .** *Estimation of the number of clusters using multiple clustering validity indices.* Switzerland : IBM Zurich Research Laboratory.
42. **Letelier , Patricio y Penadés, M^a Carmen .** *Métodologías ágiles para el desarrollo de software: eXtreme Programming (XP).* Valencia : Universidad Politécnica de Valencia.
43. **Sommerville, Ian.** *Ingeniería del Software.* 2005.
44. **Pressman, Roger S.** *SOFTWARE ENGINEERING: A PRACTITIONER´S APPROACH, SEVENTH EDITION.* 2010. 978-0-07-337 597 -7.
45. **Nane, Silvia.** *Estándares de codificación para C#.* 2014.
46. **Pressman, Roger S.** *Ingeniería del software. Un enfoque práctico.* Mexico : Mc Graw-Hill, 2005.
47. EcuRed. [En línea] 2014.
http://www.ecured.cu/index.php/M%C3%A9todos_Cient%C3%ADficos_de_Investigaci%C3%B3n.
48. Mailxmail. [En línea] Grupo Intercom, 2014. <http://www.mailxmail.com/cursos-maquillaje/clasificacion-rostros>.
49. **Rotter, Pawel.** *Las tecnologías de identificación personal: la biometría.* Sevilla : AGH-Universidad de Ciencias y Tecnologías, 2008.

50. Biometría. [En línea] Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (NSTC), Agosto de 2006. <http://www.biometria.gov.ar/metodos-biometricos/facial.aspx>.
51. Universidad Carlos III de Madrid. [En línea] <https://orffpruebas.uc3m.es/handle/10016/10990>.
52. **Santos, Roberto Pizarro**. *Análisis de las normas internacionales de firmas manuscritas ISO/IEC 19794-7 y 19794-11*. Madrid : Universidad Carlos III de Madrid.
53. **Barnet Díaz, Eider y Jarrosay, Anet González**. *Componente para la extracción de características en imágenes faciales*. La Habana : s.n., 2012.
54. **Pedraza Sánchez, Leonel y Noa Ramos, Plinio Reinaldo**. *Componente para la captación de rasgos biométricos*. La Habana : s.n., 2010.
55. **Lora Pomar, Claudia y Delgado Mesa, Yisel**. *Algoritmo de detección facial para sistemas de autenticación biométrica*. La Habana : s.n., 2010.
56. **Tamayo Valero, Herbert y Barrios Pérez, Sairenys**. *Componente para el reconocimiento de rostros mediante el uso de Eigenfaces*. La Habana : s.n., 2013.
57. **Vicente, M.Asunción, y otros, y otros**. *Equivalencia entre ICA y PCA como métodos de extracción de características en reconocimiento visual basado en apariencia*. España : s.n.
58. **Riverol Echemendia, Harold y Pita Lorenzo, Yoana**. *Desarrollo del módulo de reconocimiento de rostros para el Motor de Categorización Inteligente de Contenido*. La Habana : s.n., 2012.
59. **OROZCO G, ÁLVARO ÁNGEL, ÁLVAREZ, MAURICIO y FETECUA VALENCIA, JUAN GABRIEL**. *RECONOCIMIENTO DE EXPRESIONES FACIALES UTILIZANDO ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES KERNEL (KPCA)*. Pereira : s.n., 2008.
60. **Liu, Chengjun y Wechsler, Harry**. *A Shape and Texture Based Enhanced Fisher Classifier for Face Recognition*. 2001.
61. **K.N.Walker, T.F.Cootes, C.J.Taylor**. *Automatically Building Appearance Models from Image Sequences using Salient Features*.
62. **Xue, Zhong, Li, Stan Z. y Teoh, Eam Khwang**. *Bayesian Shape Model for Facial Feature Extraction and Recognition*. China, Singapore : s.n., 2002.
63. **Arguello Fuentes, Henry**. *Sistemas de reconocimiento basados en la imagen facial*. Bucaramanga-Colombia : s.n., 2011.
64. **Valvert Gamboa, Jorge Rafael**. *Métodos y técnicas de reconocimiento de rostros en imágenes digitales bidimensionales*. Guatemala : s.n., 2006.
65. *Componente de detección de rostros y ojos en imágenes*.
66. *Componente de normalización geométrica en imágenes de rostros*.
67. **Gimeno Hernández, Roger**. *ESTUDIO DE TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO FACIAL*. Barcelona : s.n., 2010.
68. **D. Carrero, B. Ruíz, L. Puente, M.J. Poza**. *Prestaciones de la Normalización del Rostro en el Reconocimiento Facial*. Madrid : s.n.
69. **Delbracio, Mauricio y Mateu, Matías**. *Identificación utilizando PCA, ICA y LDA*. Madrid : s.n., 2006.
70. **Vázquez Bermúdez, David**. *Empleo de sistemas biométricos faciales aplicados al reconocimiento de personas en aeropuertos*. 2006.
71. **Nocedo León, Irma**. *¿QUÉ ENTENDER POR INTRODUCCIÓN DE RESULTADOS DE INVESTIGACIÓN?* Cuba : s.n., 2012.

72. Entorno Virtual de Aprendizaje. [En línea] Universidad de las Ciencias Informáticas. <http://eva.uci.cu/course/view.php?id=104>.
73. **MONCAYO LÓPEZ, ARODITH y AMADOR CHÁVEZ, ROBERTO** . *BIOMETRÍA FACIAL*. Mexico : s.n., 2012.
74. **Booch, Grady, Rumbaugh, Jim y Jacobson, Ivar**. *UML El Lenguaje Unificado de Modelado*.
75. **Quintero, Juan Bernardo, y otros, y otros**. *Un estudio comparativo de herramientas para el modelado con UML*. 2004.
76. **Tercero Solis, Ricardo**. *XP Programación Extrema para Desarrollo de Sistema Basados en Web*. 2010.
77. **Pressman, Roger S**. *Software Engineering A Practitioner's Approach Seventh Edition*.
78. **Letelier, Patricio y Penadés, M^a Carmen** . *Métodologías ágiles para el desarrollo de software: eXtreme Programming (XP)*. Valencia : Técnica Administrativa, Buenos Aires, abril/junio 2006. 1666-1680.
79. [aut. libro] **Craig Larman**. *UML y Patrones*. s.l. : Prentice Hall, 2003.
80. **Cabello Pardos, Enrique**. *Técnicas de reconocimiento facial mediante redes neuronales*. Madrid : s.n., 2004.
81. **Hernández Orallo, José, Ramírez Quintana, María José y Ferri Ramírez, César**. *Introducción a la Minería de Datos*. s.l. : Pearson Prentice Hall, 2004. 84-205-4091-9.
82. **Hou, Chenping**. *Learning a subspace for face image clustering via trece ratio criterion*. 2009.
83. **Reyes Pineda, Yusnieira y Santana Fernández, Ramón**. *Trabajo de Diploma: Sintetizador de Huellas Dactilares*. La Habana : Universidad de las Ciencias Informáticas, 2011.
84. **Marqués, Ion**. *Face Recognition Algorithms*. s.l. : Universidad del país Vasco, 2010.
85. **Hernández Meléndrez, Edelsys**. *Cómo escribir tesis*. s.l. : Escuela Nacional de Salud Pública, 2006.
86. **Hernández Orallo, Enrique** . *El Lenguaje Unificado de Modelado (UML)*. s.l. : Addison Wesley, 2000.
87. Biometrics. [En línea] [Citado el: 15 de noviembre de 2013.] <http://www.biometrics.gov/Documents/FAQ.pdf>.
88. **Kwan-Ho, LI, y otros, y otros**. *AN EFFICIENT HUMAN FACE INDEXING SCHEME USING EIGENFACES*. s.l. : The Hong Kong Polytechnic University, 2003. pág. 4.
89. **Delgado Hernández, Alicia**. *Componente de clasificación de huellas dactilares*. La Habana : Universidad de las Ciencias Informáticas, 2013.
90. Alegs. [En línea] [Citado el: 21 de enero de 2014.] <http://www.alegsa.com.ar/Dic/lenguaje de programacion.php>.
91. **Gallardo Arancibia, Jose Alberto**. *Metodología para el desarrollo de proyectos en Minería de Datos: CRISP-DM*. La Habana : s.n.
92. **Camacho, Erika, Cordeso, Fabio y Nuñez, Gabriel**. Universidad Simón Bolívar. [En línea] [Citado el: 5 de febrero de 2014.] <http://prof.usb.ve/lmendoza/Documentos/PS-6116/Guia Arquitectura v.2.pdf>.
93. TuxNots. [En línea] [Citado el: 12 de febrero de 2014.] <https://sites.google.com/site/tuxnotes/home/materias-de-la-facu/metodologia-de-sistemas/patrones-grasp-patrones-gof-diferencia-entre-grasp-y-gof>.
94. **Nane, Silvia** . *Estándares de codificación para C#*. s.l. : Infocorp, 2014.

95. **Ordoñez Leyva, Yoanni y Avilés Vázquez, Ernesto** . *Herramienta informática de Minería de Uso de la Web sobre los registros de navegación por Internet*. s.l. : Universidad de las Ciencias Informáticas, 2010.
96. **Nikolaou, Nikolaos**. *Reducing Dimensionality for Face Recognition Miniproject for* . s.l. : CDT Computer Science, University of Manchester.
97. **Shashua, Amnon**. *Introduction to Machine Learning: Class Notes 67577*. s.l. : arXiv preprint arXiv, 2009. 0904.3664.
98. **I. Smith, Lindsay**. *A tutorial on principal components analysis*. USA : Cornell University, 2002.
99. **Shlens, Jonathon**. *A Tutorial on Principal Component Analysis*. s.l. : New York University Systems Neurobiology Laboratory, 2009.
100. **Ding, Chris y He, Xiaofeng**. *K-means clustering via principal component analysis*. s.l. : Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning, 2004.
101. **Arbelaitz, Olatz , y otros, y otros**. *An extensive comparative study of cluster validity indices*. s.l. : Department of Computer Architecture and Technology, University of the Basque Country UPV/EHU, 2012.
102. **Peña, Daniel**. *Análisis de datos multivariantes*. Madrid : McGraw-Hill, 2002.
103. **Fukunaga, Keinosuke**. *Introduction to statistical pattern recognition*. s.l. : Academic press, 1990.
104. **R. Webb, Andrew**. *Statistical paterrn recognition*. s.l. : John Wiley & Sons, 2003.
105. **A. Fisher, Ronald**. *The statistical utilization of multiple measurements*. s.l. : Annals of eugenics, 1938.
106. **Xu, Rui y Wunsch, Don**. *Clustering*. s.l. : John Wiley & Sons, 2008.
107. **Wu, Xindong y Kumar, Vipin**. *The top ten algorithms in data mining*. s.l. : CRC Press, 2009.
108. **B. Do, Chuong y Batzoglou, Serafim**. *¿What is the expectation maximization algorithm?* s.l. : Nature biotechnology, 2008.
109. **Roche, Alexis**. *EM algorithm and variants: An informal tutorial*. s.l. : arXiv preprint arXiv, 2011. 1105.1476.
110. **H. Gennari, John, Langley, Pat y Fisher, Doug**. *Models of incremental concept formation*. s.l. : Artificial intelligence, 1989.
111. **Garcia Cambronero, Cristina y Gómez Moreno, Irene**. *Algoritmos de Aprendizaje: knn & kmeans*. s.l. : Inteligencia en Redes de Comunicación, Universidad Carlos III de Madrid, 2006.
112. **Martin Del Brio, Bonifacio y Sanz Molina, Alfredo**. *Redes Neuronales y Sistemas difusos*. s.l. : Alfaomega Grupo Editor, 2002.
113. **Hou, Chenping**. *Learning a subspace for face image clustering via trece ratio criterion*. 2009.
114. **Ding, Chris y He, Xiaofeng**. *Principal Component Analysis and Effective K-Means*. s.l. : SDM, 2004.
115. **Ding, Chris y Li, Tao**. *Adaptive dimension reduction using discriminant analysis and means clustering*. s.l. : Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning (ICML-07), 2007.
116. **Sean Cohen, Ira, y otros, y otros**. *Feature Selection Using Principal Feature Analysis*. s.l. : Beckman Institute for Advanced Science and Technology, 2007.
117. **M. Martínez, Alexi y C. Kak, Avinash**. *Pca versus Ida*. s.l. : Pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE , 2001.

118. **Kohonen, Teuvo.** *The self-organizing map.* s.l. : Proceedings of the IEEE, 1990.
119. **M. Mitchell, Tom.** *Machine learning.* s.l. : McGraw Hill, 1997.
120. **Arthur, David y Vassilvitskii, Sergei.** *K-means++: The advantages of careful seeding.* s.l. : Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007.
121. **C. Bezdek, James y R. Pal, Nikhil.** *Some new indexes of cluster validity.* s.l. : IEEE Transactions on Cybernetics, 1998.
122. Biometria. [En línea] 15 de noviembre de 2013. <http://www.biometria.gov.ar/metodos-biometricos/facial.aspx>.
123. **Kohonen, Teuvo.** *Self-organizing maps.* s.l. : Springer, 2001.
124. **Pelleg, Dan.** *X-mean: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters.* s.l. : ICML, 2000.
125. **Cheeseman, Peter y Stutz, John.** *Bayesian Classification (AutoClass): Theory and Results.*
126. **H. Fisher, Douglas.** *Knowledge acquisition via incremental conceptual clustering.* Irvine : Irvine Computational Intelligence Project, Department of Information and Computer Science, University of California, 1987.
127. Microsoft. [En línea] 24 de febrero de 2014. <http://office.microsoft.com/es-es/excel-help/estimacion-lineal-HP005209155.aspx>.
128. **Murty, Gorti Satyanarayana, Kumar, V. Vijaya y Naresh, Tangudu.** *Learning Number of Clusters in Unlabeled Dataset using Rotation Estimation.* s.l. : Learning, 2012.
129. **Martínez Díaz, Yoanna, Méndez Vázquez, Heidi y García Reyes, Edel.** *Reconocimiento de rostros en video.* s.l. : Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada, 2012. 2072-6287.
130. **H. Witten, Ian y Frank, Ebie.** *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques.* s.l. : Morgan Kaufmann, 2005.
131. **Chapman, Pete, y otros, y otros.** *CRISP-DM 1.0: Step by step data mining guide.* s.l. : SPSS, 2000.
132. **Sommerville, Ian.** *Ingeniería del software.* Séptima edición. Madrid : Pearson Educación, 2005. 84-7829-074-5.
133. Programación .NET. *Programación .NET.* [En línea] [Citado el: 20 de Mayo de 2014.] <http://www.tuprogramacion.com/glosario/que-es-un-orm/>.
134. **Tamayo Valero, Herbert y Barrios Pérez, Sairenys .** *Componente para el reconocimiento de rostros mediante el uso de Eigenfaces.* La Habana : Universidad de las Ciencias informáticas, 2013.
135. **Kryszczuk, Krzysztof y Hurley, Paul .** *Estimation of the number of clusters using multiple clustering validity indices.* Switzerland : IBM Zurich Research Laboratory.
136. Microsoft. [En línea] <https://msdn.microsoft.com/es-es/library/gg145045%28v=vs.110%29.aspx>.