

**PI121-06**  
DIFERENCIACIÓN VISUAL DE NIÑOS Y ADULTOS A PARTIR DE IMÁGENES  
FACIALES

RICARDO ALBERTO SUÁREZ FUENTES

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN  
BOGOTÁ, D.C.  
2013



PI121-06  
DIFERENCIACIÓN VISUAL DE NIÑOS Y ADULTOS A PARTIR DE  
IMÁGENES FACIALES

**Autor:**

Ricardo Alberto Suárez Fuentes

MEMORIA DEL TRABAJO DE GRADO REALIZADO PARA CUMPLIR UNO  
DE LOS REQUISITOS PARA OPTAR AL TÍTULO DE  
MAGÍSTER EN INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN

**Director**

Oscar Xavier Chavarro García, M.Sc.

**Página web del Trabajo de Grado**

<http://pegasus.javeriana.edu.co/~PI121-06-DifVisualNinos>

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN  
BOGOTÁ, D.C.  
2013

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
CARRERA DE INGENIERIA DE SISTEMAS**

**Rector Magnífico**

Joaquín Emilio Sánchez García S.J.

**Decano Académico Facultad de Ingeniería**

Ingeniero Jorge Luis Sánchez Téllez

**Decano del Medio Universitario Facultad de Ingeniería**

Padre Antonio José Sarmiento Nova S.J.

**Director Maestría en Ingeniería de Sistemas y Computación**

Ingeniero Enrique González Guerrero

**Director Departamento de Ingeniería de Sistemas**

Ingeniero Rafael Andrés González Rivera

***Artículo 23 de la Resolución No. 1 de Junio de 1946***

“La Universidad no se hace responsable de los conceptos emitidos por sus alumnos en sus proyectos de grado. Sólo velará porque no se publique nada contrario al dogma y la moral católica y porque no contengan ataques o polémicas puramente personales. Antes bien, que se vean en ellos el anhelo de buscar la verdad y la Justicia”

## **AGRADECIMIENTOS**

Quiero expresar mis más sinceros agradecimientos a la Maestría en Ingeniería de Sistemas y Computación de la Pontificia Universidad Javeriana por apoyar el desarrollo de esta investigación, al ingeniero Enrique González Guerrero, Ph.D. por darme la oportunidad de tener una formación complementaria de calidad, al ingeniero Oscar Xavier Chavarro García, M.Sc. por sus valiosos aportes al proyecto de investigación, a la diseñadora gráfica y publicista Paola del Rocio García Navarrete por su gran contribución, esfuerzo y dedicación, a mi familia por todo su apoyo y amor, y principalmente a Dios por llenar mi camino de oportunidades.

Un agradecimiento especial al licenciado Gregorio Suárez Arrieta rector del colegio de la reina, al licenciado Carlos Eduardo Galán Castro rector del colegio Aquileo Parra Institución Educativa Distrital, a los padres de familia de estas dos instituciones y a los estudiantes de la Pontificia Universidad Javeriana, por apoyar la creación de la base de datos de rostros para la investigación científica Bogotá Face Database.

Adicionalmente quiero agradecer al Ingeniero Carlos Alberto Parra Rodríguez Ph.D. por los valiosos conocimientos adquiridos en las áreas de procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones, sin los cuales no hubiera sido posible lograr el resultado de esta investigación.

## Contenido

<b>INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>1</b>
<b>TERMINOLOGÍA .....</b>	<b>2</b>
<b>I. DIFERENCIACIÓN VISUAL DE NIÑOS Y ADULTOS.....</b>	<b>3</b>
1. OBJETIVOS.....	3
2. METODOLOGÍA DEL PROYECTO .....	4
3. IMPACTOS POTENCIALES .....	4
4. PROSPECTIVA DE INNOVACIÓN.....	5
<b>II. MARCO TEÓRICO.....</b>	<b>6</b>
1. ESTIMACIÓN DE EDAD A PARTIR DE IMÁGENES FACIALES .....	6
1.1 Envejecimiento facial humano .....	7
1.2 Modelos de estimación de edad por computador .....	8
1.2.1 Modelos de representación de características de envejecimiento .....	8
1.2.2 Algoritmos de estimación de edad.....	9
<b>III. CONTRIBUCIONES .....</b>	<b>11</b>
1. MODELO DE DIFERENCIACIÓN VISUAL DE NIÑOS Y ADULTOS.....	11
1.1 Modelo de pre procesamiento de imágenes.....	13
1.2 Modelo de representación de características faciales .....	14
1.2.1 Análisis de Componentes Principales.....	14
1.2.2 Análisis Discriminante Lineal .....	15
1.2.3 Modelos estadísticos de descripción facial por género y edad.....	16
1.3 Modelo de clasificación de individuos por género y edad .....	17
1.3.1 Modelo de entrenamiento por aprendizaje supervisado .....	19
1.3.2 Modelo de estimación de género y edad en dispositivos móviles .....	21
2. BASES DE DATOS DE ROSTROS PARA LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA.....	23
2.1 Bogotá Face Database .....	24
2.1.1 Aspectos legales y éticos.....	25
2.1.2 Metodología de adquisición de imágenes.....	26

---

2.1.3	Resultados obtenidos .....	30
2.2	FG-Net Face Database.....	30
<b>3.</b>	<b>SISTEMA DE ESTIMACIÓN DE GÉNERO Y EDAD APARENTE EN DISPOSITIVOS MÓVILES - GROW.....</b>	<b>31</b>
3.1	Arquitectura del sistema GROW.....	32
3.2	Implementación del sistema GROW .....	36
3.2.1	Proyecto GrowClassifierTrainer .....	37
3.2.2	Proyecto GrowAndroidPredictor.....	40
3.2.3	Proyecto GrowClassifierTester .....	41
3.3	Prototipo funcional .....	42
<b>4.</b>	<b>VALIDACIÓN EXPERIMENTAL .....</b>	<b>43</b>
4.1	Diseño experimental.....	44
4.1.1	Creación aleatoria de conjuntos de imágenes.....	44
4.1.2	Realización de pruebas de estimación con humanos .....	45
4.1.3	Identificación del mejor humano estimador .....	45
4.1.4	Validación del modelo contra el mejor humano.....	46
4.2	Resultados.....	47
4.2.1	Resultado de las pruebas experimentales .....	47
4.2.2	Resultado de las pruebas de validación.....	51
<b>IV.</b>	<b>DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES .....</b>	<b>55</b>
<b>V.</b>	<b>REFERENCIAS .....</b>	<b>57</b>
<b>VI.</b>	<b>ANEXOS .....</b>	<b>60</b>

## ***ABSTRACT***

The Colombian children access to countless sources of information via mobile devices. However, large amount of that content is inappropriate for their psychological level and can affect their normal development. As a contribution to solve this issue, this project presents an approach to differentiate children and adults from facial images. Through the design of a Binary Decision Tree based on K-nearest neighbors' classifiers, a high efficiency is achieved during both training and predicting. The facial features description by age based on Fisher's Linear Discriminant Analysis (LDA) is derived from the first collection of Colombian people faces, named Bogotá Face Database.

## ***RESUMEN***

Los niños colombianos acceden a innumerables fuentes de información a través de dispositivos móviles. Sin embargo, gran cantidad de ese contenido es inapropiado para su nivel de madurez y puede afectar su desarrollo normal. Como contribución para resolver este problema, este proyecto presenta una propuesta para diferenciar a niños de adultos a partir de imágenes faciales. A través del diseño de un árbol binario de decisión basado en clasificadores de K-vecinos más cercanos, se consigue una alta eficacia durante el entrenamiento y la predicción. La descripción de características faciales por edad basada en el Análisis Discriminante Lineal de Fisher (LDA), se deriva de la primera colección de rostros de personas colombianas para la investigación científica, llamada Bogotá Face Database.

## **RESUMEN EJECUTIVO**

En la sociedad actual existen numerosos riesgos asociados a la seguridad de los niños a nivel físico e informático. Cada vez a más temprana edad los menores interactúan con artefactos tecnológicos, redes globales de información, y sistemas publicitarios que los hace vulnerables a contenidos que no corresponden con su nivel psicológico de madurez, como la publicidad orientada a consumidores de cigarrillos, licor, o contenido sexual que es presentado de forma directa a todo público.

Lo anterior, evidencia la necesidad de brindar protección y bienestar a los niños que se ven expuestos a contenidos y publicidad no acorde con su edad, difundidos a través de redes globales de información, a los cuales tienen acceso por medio de dispositivos móviles, siendo ésta la principal motivación de este proyecto de investigación.

Una solución probable a este problema es la implementación de un sistema que permita estimar de manera automática la edad aparente de un usuario colombiano de dispositivo móvil, a través de una imagen de su rostro, cuando éste pretenda acceder a contenido para adultos. Esto se logra con un sistema de clasificación etaria que reconozca los patrones faciales específicos de los individuos de nuestro país. Esta solución aplica técnicas de clasificación de múltiples clases, donde el concepto de clase se define como el conjunto de imágenes del rostro de individuos del mismo género y edad. La definición de cada clase se logra a través de un modelo de representación de características que permite la obtención de un modelo estadístico de descripción facial por clase.

De acuerdo a lo anterior, por medio de la identificación de los patrones cráneo faciales y de envejecimiento humano, es posible realizar el diseño de un modelo de clasificación visual para dar solución al problema informático de diferenciación automática de niños y adultos a partir de imágenes faciales, en contextos donde es accesible para análisis el rostro del usuario [3]. Teniendo en cuenta que el futuro de las comunicaciones está orientado a dispositivos móviles como tablets y smartphones que cuentan con una cámara frontal de video, ésta investigación está orientada a este tipo de artefactos.

El principal insumo para la creación de los modelos estadísticos por clase es la nueva base de datos de rostros para la investigación científica en análisis y procesamiento de imágenes Bogotá Face Database, la cual es una contribución adicional de esta investigación a la ciencia y a la sociedad.

Los modelos estadísticos creados son la base de un nuevo modelo de clasificación de individuos por género y edad entrenado a través de un nuevo modelo de aprendizaje supervisado. La estimación de género y edad en dispositivos móviles se da a través de la creación de un nuevo sistema que permite la implementación del modelo de clasificación en múltiples plataformas.

El modelo de diferenciación visual de niños y adultos propuesto se implementó en el sistema de estimación de género y edad aparente en dispositivos móviles denominado GROW. El objetivo del sistema es facilitar la validación del modelo propuesto a través de una serie de

pruebas experimentales. El sistema GROW fue desarrollado con patrones de diseño bajo el paradigma OOP (Object Oriented programming) siguiendo la metodología PSP (Personal Software Process).

La implementación del prototipo funcional del sistema se desarrolló en el lenguaje de programación C++ sobre el framework de visión por computador OpenCV de Intel. El entorno de desarrollo utilizado fue Eclipse IDE con los plugins CDT (C/C++ Development Tooling) y ADT (Android Developer Tools) de Google.

Para lograr el objetivo de validar el modelo de diferenciación visual propuesto se realizaron una serie de experimentos sobre el prototipo funcional que permitieron definir la exactitud del modelo. Debido a que el modelo propuesto pretende estimar la edad aparente del individuo y no la edad real, se propone la validación del modelo a través de la comparación de los resultados del sistema con los resultados de estimación de un ser humano sobre un mismo conjunto de imágenes aleatorias.

Se dice que el modelo es válido si sus resultados de estimación en cuanto a porcentaje de aciertos de la edad real, igualan o mejoran los resultados de estimación de un ser humano. La selección del humano cuyos resultados son la base de comparación del modelo, se realizó a través de un experimento de comparación de los resultados de tres humanos en diferentes etapas de la vida, seleccionando a aquel que tuvo el porcentaje de aciertos más alto. Adicionalmente, con la validación experimental, se pretende identificar la mejor configuración del modelo al realizar pruebas con las variables: número de componentes a analizar en la representación de características faciales, determinación inicial del género del individuo, tamaño estándar de las imágenes y aplicación de filtros de pre procesamiento para mejora de contraste.

Como conclusión derivada del análisis de los resultados obtenidos de la validación experimental, se identificó que los resultados de la mejor estimación del sistema presentaron el mismo patrón de crecimiento frente a los resultados del humano seleccionado en los escenarios propuestos de análisis experimental. Adicionalmente, los experimentos evidencian que el modelo propuesto y la arquitectura de desarrollo planteada fueron acertadas.

Es necesario aclarar, que en el marco de las pruebas experimentales realizadas no se logró el objetivo de igualar o mejorar el porcentaje de aciertos del mejor humano, sin embargo, debido a que el porcentaje de aciertos del sistema es proporcional al número de componentes a analizar en la representación de características faciales, se puede afirmar que al aumentar el número de componentes se puede alcanzar o superar los resultados del mejor ser humano. El aumento en el número de componentes implica un mayor tamaño de los modelos estadísticos de cada clase, por lo tanto, si se realiza esta acción es necesario aplicar una técnica de compresión de archivos para no afectar el desempeño del dispositivo móvil.

Por otra parte, las pruebas experimentales comprueban que la mejor configuración del sistema se da si se aplica un filtro de ecualización a las imágenes, se estima inicialmente el género del individuo, se aplica un tamaño estándar a las imágenes de doscientos (200) pixeles y se analiza un número de cuarenta (40) componentes en la representación de características faciales.



## INTRODUCCIÓN

El gobierno colombiano a través del Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones con el Plan Vive Digital se encuentra impulsando una rápida masificación de acceso a las principales redes globales de información como Internet. Esta iniciativa, junto al creciente mercado de dispositivos móviles de bajo costo que permiten la conexión fácil y rápida desde cualquier lugar del país, facilita que en la actualidad millones de personas de todas las edades tengan acceso a innumerables fuentes de información a través de dichos dispositivos.

No obstante, debido al crecimiento de redes globales como Internet, esta iniciativa plantea el reto de proteger a la niñez colombiana de una gran cantidad de contenido inapropiado para su nivel de madurez que puede afectar su normal desarrollo personal.

De acuerdo con lo establecido en la Ley 679 de 2001, se debe prevenir que la población infantil acceda a sitios con contenido para adultos. Aunque ya existen en el mercado herramientas de software que permiten filtrar contenidos no deseados para la protección de los menores, existen múltiples falencias en el control de contenidos, entre las cuales están:

1. Las herramientas no están orientadas a dispositivos móviles.
2. Los bloqueos de contenido pueden ser desactivados.
3. Los niños pueden utilizar dispositivos no controlados por sus padres.
4. Pueden existir varios usuarios de diferentes edades para un mismo dispositivo.
5. Los dispositivos móviles personales pueden ser reconfigurados.

Una solución probable a este problema es la implementación de un sistema que permita estimar de manera automática la edad aparente de un usuario colombiano de dispositivo móvil, a través de una imagen de su rostro, cuando éste pretenda acceder a contenido para adultos. Esto se logra con un sistema de clasificación etaria que reconozca los patrones faciales específicos de los individuos de nuestro país.

El aporte principal de esta investigación es la creación de un modelo que permita la diferenciación visual de niños y adultos colombianos a partir de imágenes faciales en dispositivos móviles. El modelo general se compone principalmente de un modelo de representación de características faciales y un modelo de clasificación por género y edad basado en un árbol binario de decisión compuesto por una jerarquía lógica de clasificadores.

El modelo de clasificación es entrenado con imágenes procedentes de la primera base de datos de rostros de personas de nacionalidad colombiana para la investigación científica en procesamiento y análisis de imágenes faciales. Con lo anterior, se pretende garantizar que el modelo incluya una muestra representativa de los patrones faciales de las personas típicas de nuestra región, creando un punto de partida para solucionar el problema nacional de protección infantil en redes globales de información.

## TERMINOLOGÍA

- **Adulto:** Persona con edad mayor o igual a dieciocho (18) años.
- **Árbol binario:** Árbol con raíz en el que cada nodo tiene como máximo dos hijos.
- **Árbol binario lleno:** Árbol en el que cada nodo tiene cero o dos hijos.
- **Árbol binario perfecto:** Árbol binario lleno en el que todas las hojas están a la misma profundidad.
- **BDT:** Árbol Binario de Decisión.
- **Clase:** Conjunto de imágenes del rostro de individuos del mismo género y la misma edad.
- **Clasificación etaria:** Clasificación de rostros por edad.
- **Hoja del árbol:** Vértice con cero hijos.
- **KNN:** Clasificador de K-Vecinos más cercanos.
- **LDA:** Análisis Discriminante lineal de Fisher.
- **Niño:** Persona con edad menor a dieciocho (18) años.
- **Nodo intermedio:** Vértice con dos hijos.
- **PCA:** Análisis de Componentes Principales.
- **Profundidad:** Distancia desde la raíz.
- **PSP:** Proceso de desarrollo de Software Personal.

## I. DIFERENCIACIÓN VISUAL DE NIÑOS Y ADULTOS

En la sociedad actual existen numerosos riesgos asociados a la seguridad de los niños a nivel físico e informático. Cada vez a más temprana edad los menores interactúan con artefactos tecnológicos, redes globales de información, y sistemas publicitarios que los hace vulnerables a contenidos que no corresponden con su nivel de madurez, como la publicidad orientada a consumidores de cigarrillos, licor, o contenido sexual que es presentada de forma directa a todo público.

Lo anterior, evidencia la necesidad de brindar protección y bienestar a los niños que se ven expuestos a contenidos y publicidad no acorde con su edad, difundidos a través de redes globales de información, a los cuales tienen acceso por medio de dispositivos móviles, siendo ésta la principal motivación de este proyecto de investigación.

Por medio de la identificación de los patrones cráneo faciales y de envejecimiento humano, es posible realizar el diseño de un método de clasificación visual para dar solución al problema informático de diferenciación automática de niños y adultos a partir de imágenes faciales, en contextos donde es accesible para análisis el rostro del usuario [3]. Teniendo en cuenta que el futuro de las comunicaciones está orientado a dispositivos móviles como tablets y smartphones que cuentan con una cámara frontal de video, esta investigación estará orientada a este tipo de artefactos.

La investigación está dirigida a proteger a los niños en un rango de edad específico donde la población infantil es más vulnerable psicológicamente a contenidos o publicidad inadecuada. La solución informática está enfocada al análisis de imágenes faciales, debido al contexto de aplicación al que está dirigido.

Actualmente existen diferentes investigaciones referentes a la estimación de edad a partir de imágenes faciales, pero se enfocan principalmente en el análisis de imágenes tomadas en un entorno ideal, y su validación se realiza a partir de bases de datos de imágenes que no corresponden a situaciones de la vida real [1], lo anterior implica que no existen factores externos que afecten la calidad visual de las imágenes. Aspectos de variabilidad como la iluminación o la distancia de separación entre la cámara y el individuo no son tenidos en cuenta.

Al no contar con un contexto de aplicación específico, estas investigaciones no son aplicables a entornos reales. El desarrollo de la investigación en un contexto real dirigido a un entorno de aplicación específico se presenta como valor agregado del proyecto, al garantizar el correcto funcionamiento del modelo de diferenciación visual propuesto bajo las condiciones de variabilidad identificadas en el entorno real que afectan la calidad visual de las imágenes.

### 1. Objetivos

#### Objetivo general

Diseñar un método de clasificación visual automático que permita diferenciar niños de adultos a partir de imágenes faciales.

### **Objetivos específicos**

1. Analizar de forma crítica los métodos de estimación de edad a partir de imágenes faciales existentes en la literatura.
2. Definir el entorno de aplicación e identificar las condiciones de variabilidad en las imágenes que afectan el diseño del método.
3. Diseñar un método de clasificación visual de niños y adultos a partir de imágenes faciales basado en el análisis bibliográfico realizado y el entorno de aplicación definido.
4. Validar la efectividad del método de clasificación propuesto por medio de la implementación de un prototipo funcional.

## **2. Metodología del proyecto**

La metodología del proyecto se enmarca en el contexto de investigación de la ciencia del diseño, donde se pretende que a partir de la deducción de la literatura existente en una etapa de rigor metodológico, se logre el diseño abductivo de un modelo prescriptivo instanciado en un marco experimental, que evalúe su relevancia en un entorno de aplicación [1], [2].

El proyecto se enmarca en la ciencia del diseño debido a que se toman los requerimientos del entorno de aplicación y el conocimiento aplicable, para diseñar y evaluar de forma iterativa el modelo de diferenciación visual propuesto, garantizando la evolución del diseño y su correcto funcionamiento en el entorno de aplicación, siguiendo los lineamientos de la literatura existente.

Las fases de desarrollo del proyecto fueron las siguientes:

1. Análisis bibliográfico de modelos de estimación de edad.
2. Definición y análisis del entorno de aplicación.
3. Diseño e implementación del modelo de diferenciación visual.
4. Validación del modelo.

Con el desarrollo por fases se alcanzaron de forma coherente y ordenada cada uno de los objetivos específicos que permitieron la culminación exitosa del proyecto.

La fase 1 permitió apropiarse los conocimientos técnicos y científicos aplicables a la solución del problema. La fase 2 permitió definir y analizar el entorno de aplicación. El conocimiento obtenido en estas dos fases fue el insumo principal para el diseño, implementación y posterior validación del modelo propuesto en las fases 3 y 4. De forma iterativa se realizó el desarrollo del proyecto de acuerdo a las fases establecidas, hasta que el modelo diseñado cumplió con los requerimientos del entorno de aplicación y se validó su correcto funcionamiento.

## **3. Impactos potenciales**

El modelo principal propuesto representa una solución original al problema de diferenciación visual automática de niños y adultos a partir de imágenes faciales, orientado a brindar seguridad informática a los niños expuestos a contenido no acorde con su nivel de madurez. Este

desarrollo científico y tecnológico es lo suficientemente genérico como para permitir la creación de innumerables aplicaciones del mundo real en sectores donde el reconocimiento de la edad del usuario toma especial importancia, como las ciencias forenses, la publicidad, la seguridad informática, la industria del entretenimiento y la cosmetología.

A partir del prototipo generado en el proyecto se podrá implementar en diferentes sistemas la capacidad de estimar la edad del usuario a partir de una imagen de su rostro tomada a través de un dispositivo móvil. Las aplicaciones que implementen este prototipo tendrán la capacidad de personalizar contenidos y aplicar controles de acceso a sus sistemas.

El sistema desarrollado en este proyecto está enfocado a la protección informática infantil, siendo de vital importancia para lograr este objetivo el reconocimiento automático de menores en imágenes. Este proyecto aporta a la sociedad una herramienta tecnológica que permitirá mejorar la seguridad informática de los menores, al protegerlos de contenido inadecuado para su edad, facilitando la personalización de publicidad y ejerciendo un mayor control sobre el acceso a contenido para adultos.

#### **4. Prospectiva de innovación**

El desarrollo de este proyecto permitirá la creación de diferentes aplicaciones enfocadas a campos donde la diferenciación de niños y adultos toma gran importancia. Como ejemplo se encuentra la personalización publicitaria en establecimientos públicos, adaptación de contenidos en portales web, seguridad física e informática de los menores, entre otros.

La instanciación comercial del modelo propuesto en el entorno de aplicación analizado, abre muchas posibilidades de comercialización en agencias publicitarias interesadas en presentar contenidos personalizados de acuerdo con el género y la edad del consumidor, permitiendo la futura creación de una empresa enfocada a la personalización automática de contenidos. Adicionalmente, esta tecnología puede ser fácilmente adaptada a contextos similares que permitan a los usuarios la utilización de equipos individuales.

Este trabajo de grado se desarrolló en el marco del grupo de investigación TAKINA de la Pontificia Universidad Javeriana de Bogotá. Los entregables del proyecto son cedidos como aporte al marco global del desarrollo del grupo, aportando una base para futuros trabajos y proyectos relacionados.

## II. MARCO TEÓRICO

La edad es una característica fundamental de cada persona, que puede ser deducida a partir de diferentes patrones de apariencia presentes en la cara. Los avances tecnológicos actuales en visión artificial han permitido que la estimación de edad automática sea uno de los principales temas de investigación en la actualidad, debido a las innumerables posibilidades de aplicación real en áreas tan diversas como las ciencias forenses, la interacción hombre – máquina, la publicidad, la seguridad informática, la cosmetología, entre otras.

La estimación de edad se define como la posibilidad de determinar la edad exacta o el rango de edad de un individuo a partir de una imagen de su cara [3]. En los últimos años se han realizado diferentes investigaciones a nivel académico e industrial para dar solución a este complejo problema informático, y estas investigaciones representan un insumo fundamental para el diseño del modelo de clasificación automático que permita la diferenciación visual de niños y adultos a partir de imágenes faciales, proyecto de investigación que impulsa la creación de este documento.

A continuación se presenta un breve resumen de los modelos existentes que dan solución a este problema informático, junto a los algoritmos más populares y sus dificultades técnicas.

### 1. Estimación de edad a partir de imágenes faciales

La mayoría de rasgos individuales que permiten la diferenciación de cada persona se encuentran en la cara, muchos de estos rasgos como la identidad personal, la expresión, el género, la edad y la raza, han llamado la atención de investigadores en visión artificial y procesamiento de imágenes [4], [5], que pretenden lograr su identificación automática orientada a aplicaciones del mundo real que requieren conocer información particular de las personas. El problema fundamental que atacan estas investigaciones es el análisis de imágenes faciales, que permite la interpretación de las imágenes en términos de rasgos individuales.

El problema de estimación de edad es uno de los principales temas de interés en el análisis de imágenes faciales debido a sus múltiples aplicaciones en el mundo real donde puede ser de gran utilidad. Los seres humanos poseemos una habilidad innata para determinar la edad a partir de la apariencia de un rostro con gran precisión [6]. Por ejemplo, es fácil para nosotros identificar el proceso de envejecimiento de Albert Einstein en la imagen 1 [3]. El propósito general de la investigación en esta área es lograr que las máquinas posean esta misma habilidad, teniendo como base los avances tecnológicos de hardware y software desarrollados en los últimos años.

La estimación de edad se define como la posibilidad de determinar la edad exacta o el rango de edad de un individuo a partir de una imagen de su cara [3]. Para entender este concepto, el artículo de investigación [3] presenta las siguientes definiciones:

- **Edad actual:** La edad real de un individuo (años acumulados desde su nacimiento)
- **Edad aparente:** La edad que representa la apariencia visual del individuo.

- **Edad percibida:** La edad que un humano percibe a partir de la apariencia visual del individuo.
- **Edad estimada:** La edad reconocida por una máquina a partir de la apariencia visual del individuo.

La edad aparente es generalmente consistente con la edad actual del individuo, aunque puede existir variación debido a factores externos o individuales de cada persona. La edad percibida y la edad estimada se definen a partir de la edad aparente. La edad actual se define como la verdadera edad del individuo [3].

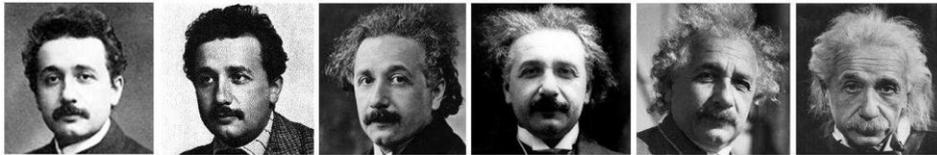


Imagen 1. Proceso de envejecimiento de Albert Einstein [3].

## 1.1 Envejecimiento facial humano

El proceso de envejecimiento facial humano es un proceso lento e irreversible [3]. Aunque el proceso de envejecimiento de cada persona es diferente a distintas edades, es posible detectar patrones generales asociados a cambios faciales comunes [14]. Desde el punto de vista biológico y antropométrico existen dos estados de diferenciación en el crecimiento y desarrollo humano [15].

En la primera etapa de crecimiento y desarrollo de la cara, desde el nacimiento a la edad adulta, la principal característica a tener en cuenta es el crecimiento craneo facial, o el cambio en la forma y tamaño del rostro [6]. El tamaño de la cara crece gradualmente durante este proceso de forma muy evidente, y presenta patrones muy similares. Todos los detalles sobre el crecimiento craneo facial y de envejecimiento pueden ser consultados en el artículo [14].

En la edad adulta el cambio más significativo se presenta en la textura de la piel. Aunque los cambios en la forma y el tamaño del rostro continúan, no son tan evidentes. Sin embargo, se presentan patrones característicos en la evolución de la textura de la piel, como la aparición más frecuente de arrugas por la pérdida de colágeno y el efecto gravitatorio sobre los músculos de la cara [16]. Detalles adicionales sobre el envejecimiento en la edad adulta pueden ser consultados en [14].

Teniendo en cuenta lo anterior, cada rostro puede ser representado como un punto en un hiperespacio [17], y la diferencia facial está representada como la distancia entre dos caras. Los patrones de envejecimiento característico generan nubes de puntos o clústeres que permiten su posterior clasificación por grupos de edades. La imagen 2 presenta seis caras que representan el envejecimiento gradual de la piel en un rango de edad de los treinta a los ochenta años, con diez años de diferencia. Esta imagen fue originalmente presentada en los artículos [16], [18] y referenciada en [3].

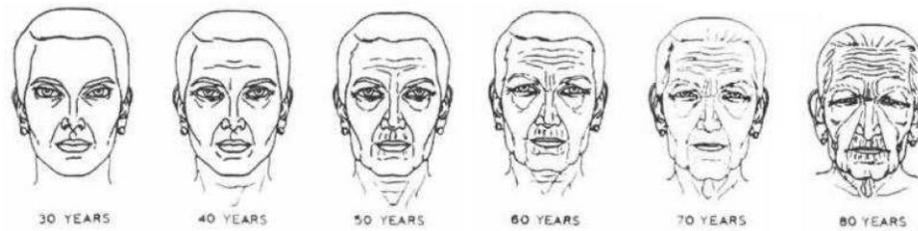


Imagen 2. Envejecimiento gradual de la piel [18], [16], [3].

## 1.2 Modelos de estimación de edad por computador

En la actualidad existen relativamente pocas publicaciones especializadas en la estimación de edad. Esto se debe a tres razones presentadas en [3]:

- 1) La estimación de edad no es un problema estándar de clasificación. Debido a su aplicación en diferentes entornos, este problema puede ser representado como un problema de clasificación de múltiples clases, o como un problema de regresión.
- 2) La creación de un repositorio de imágenes considerablemente grande es muy difícil, especialmente las imágenes de diferentes edades de un mismo individuo.
- 3) Como se menciona en [19], [20], [21], el proceso de envejecimiento de las caras es incontrolable y personalizado.

Los sistemas de estimación de edad existentes por lo general se componen de dos módulos separados: Un modelo de representación de características de envejecimiento en imágenes y una técnica de estimación de edad [3]. A continuación se presenta un breve resumen de los aportes más significativos para cada uno de los módulos.

### 1.2.1 Modelos de representación de características de envejecimiento

#### 1.2.1.1 Modelos antropométricos

Este modelo fue inicialmente propuesto en los artículos [22], [23]. La principal idea de este aporte era consultar los estudios biológicos de desarrollo craneo facial, existentes en la literatura [24]. Esta teoría utiliza un modelo matemático de transformación cardioidal [24], para describir el crecimiento de la cabeza de un individuo desde su infancia hasta su edad adulta [24]:

$$\theta' = \theta, R' = R(1 + k(1 - \cos\theta))$$

*Ecuación 1. Transformación cardioidal [24].*

Donde  $\theta$  es el ángulo formado desde el eje vertical,  $R$  es el radio del círculo,  $k$  es un parámetro que incrementa con el tiempo, y  $(R', \theta')$  son los crecimientos sucesivos del círculo en el

tiempo [24]. Lastimosamente esta aproximación matemática de la antropometría facial no es utilizada por dos razones [3]:

- 1) El modelo matemático no puede caracterizar el perfil de la cabeza de forma natural, especialmente cuando las edades son cercanas a la edad adulta [25].
- 2) El perfil de la cabeza es difícil de medir en imágenes faciales de dos dimensiones.

#### 1.2.1.2 Modelo de Edad Manifold

En lugar de analizar los patrones de envejecimiento específico de cada individuo como en los modelos antropométricos, un patrón común de muchos individuos de diferentes edades puede ser analizado [3]. Para una edad específica, muchos individuos diferentes de muchas edades pueden representar esa edad. Cada individuo puede tener una imagen de una edad específica o muchas imágenes de diferentes edades, permitiendo gran flexibilidad en comparación con otras propuestas.

Una de las mejores aproximaciones para aprender este patrón de edad común es el modelo de edad Manifold [26], la cual utiliza la técnica Manifold [27] para aprender el patrón de edad de muchas caras de la misma edad. No es necesario recolectar imágenes del rostro de un mismo individuo en diferentes edades, lo cual hace fácil la creación de un repositorio de imágenes robusto. La única restricción de este modelo de representación es que el tamaño de los datos de entrenamiento debe ser lo suficientemente grande como para garantizar el aprendizaje de los patrones para cada edad [3].

#### 1.2.1.3 Modelos de apariencia

En este modelo se considera que la textura de la piel y la forma de la cara permiten caracterizar de forma adecuada cada una de las imágenes faciales [28], [29]. Adicionalmente se utiliza una descripción semántica de la cara para caracterizar los rasgos faciales. El sistema realiza la estimación de edad por medio de un esquema de clasificación grupal múltiple de caras con intervalos de cinco años [3].

### 1.2.2 Algoritmos de estimación de edad

Dado un modelo de representación de características de envejecimiento en imágenes faciales, el siguiente paso es estimar la edad del individuo [3]. La estimación de edad puede ser vista como un proceso de reconocimiento de patrones, donde cada uno de los descriptores de edad es visto como una clase. De esta manera la clasificación de edad es vista como un problema de clasificación [3]. Por otro lado las edades son un conjunto de números con valores secuenciales, por ejemplo 0, 1, 2, 3, ...; por lo tanto la estimación de edad también puede ser vista como un problema de regresión [3]. Las dos propuestas serán resumidas de forma breve a continuación.

### 1.2.2.1 Algoritmos de clasificación

Visto como un problema de clasificación, la estimación de edad puede ser realizada con diferentes clasificadores existentes en la actualidad, como el clasificador del vecino más cercano, redes neuronales o clasificadores de función cuadrática. La función cuadrática es actualmente una función de regresión para relacionar las representaciones faciales, sin embargo, sus autores lo llaman clasificador de función cuadrática [10].

### 1.2.2.2 Algoritmos de regresión

Considerando la estimación de edad como un problema de regresión, se han investigado tres formulaciones para la función de envejecimiento: lineal, cuadrática y cubica respectivamente [30]. El modelo óptimo fue aprendido entrenando con imágenes faciales de diferentes edades basado en un algoritmo genético. Nuevas aproximaciones se han desarrollado sobre esta propuesta, al aplicar funciones de regresión lineal múltiple [31] y funciones de regresión de soporte vectorial (SVR) [32], [9], las cuales mejoran la efectividad y desempeño del método de regresión inicialmente propuesto.

### 1.2.2.3 Algoritmos híbridos

La mejor forma de obtener los mejores resultados es combinar los métodos de clasificación y regresión para tomar ventaja de lo mejor de ambos [3]. En los artículos [32] y [9], el autor propone un método llamado LARR, y demuestra que existe un aumento en la efectividad y desempeño al combinar un clasificador y un método de regresión.

La imagen 3 muestra un diagrama de categorización de los algoritmos de estimación de edad existentes. Esta imagen es originalmente presentada en [3].

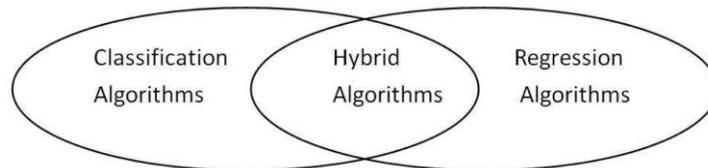


Imagen 3. Diagrama de categorización de los algoritmos de estimación de edad [3].

### III. CONTRIBUCIONES

La principal contribución del proyecto de investigación es un nuevo modelo de diferenciación visual de niños y adultos a partir de imágenes faciales. El modelo propuesto se plantea como la solución a un problema de reconocimiento de patrones de aprendizaje supervisado. Esta solución aplica técnicas de clasificación de múltiples clases, donde el concepto de clase se define como el conjunto de imágenes del rostro de individuos del mismo género y edad. La definición de cada clase se logra a través de un modelo de representación de características faciales cuyo objetivo es la creación de un modelo estadístico de descripción facial para cada clase.

El modelo de representación de características genera los modelos a partir de una nueva base de datos de rostros para la investigación científica en análisis y procesamiento de imágenes, denominada Bogotá Face Database, una contribución adicional de esta investigación. Los modelos estadísticos creados son la base de un nuevo modelo de clasificación de individuos por género y edad que debe ser entrenado a través de un nuevo modelo de aprendizaje supervisado. La estimación de género y edad en dispositivos móviles se da a través de la creación de un nuevo modelo que permite la implementación del clasificador en múltiples plataformas.

De acuerdo a lo anterior las contribuciones del proyecto de investigación son las siguientes:

1. Modelo de diferenciación visual de niños y adultos.
2. Modelo de pre procesamiento de imágenes.
3. Modelo de representación de características faciales.
4. Modelos estadísticos de descripción facial por género y edad.
5. Modelo de clasificación de individuos por género y edad.
6. Modelo de aprendizaje supervisado.
7. Modelo de estimación de género y edad en dispositivos móviles.
8. Base de datos de rostros para la investigación científica - Bogotá Face Database.

#### 1. Modelo de diferenciación visual de niños y adultos

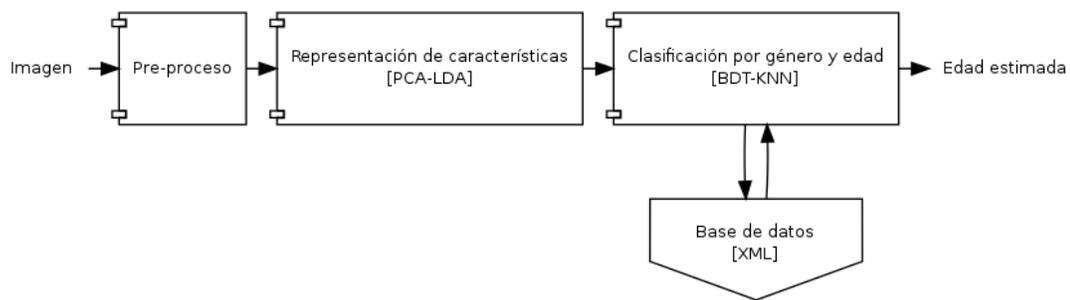
La diferenciación visual de niños y adultos a partir de imágenes faciales representa un reto muy importante que implica investigación y desarrollo en las áreas de procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones, debido a que las características particulares del rostro en cada etapa de la vida son muy diferentes. Pese a que por naturaleza la estimación de edad es una tarea sencilla para los humanos, para las máquinas es un complejo problema computacional.

En esta investigación se propone atacar este problema a través de un modelo de diferenciación de múltiples clases donde las imágenes del rostro de individuos del mismo género y edad representan una clase en particular. Cada clase es representada computacionalmente como el

conjunto de las principales características que describen los rostros de los individuos de esa clase. El modelo propuesto tiene como restricción el conjunto de edades comprendido entre los cero y los sesenta y cuatro años.

El objetivo principal de este aporte es determinar con la mayor exactitud la clase a la que pertenece el rostro de un nuevo individuo en condiciones de variabilidad propias de los dispositivos móviles. Para lograrlo, se propone la creación de una serie de modelos estadísticos descriptivos que representen las principales características faciales de diferentes personas del mismo género y edad. Las diferencias entre modelos representan una base de clasificación de nuevos individuos para determinar el género y la edad más aproximada estadísticamente, obteniendo con esto una estimación automática.

El modelo de representación de características aborda el problema computacional a través de la generación de modelos estadísticos desde el contexto de procesamiento de imágenes. El modelo de clasificación de individuos aborda el problema de diferenciación a través de un modelo de clasificación de múltiples clases desde el contexto de reconocimiento de patrones y aprendizaje de máquina. El modelo general de diferenciación visual de niños y adultos propuesto se encuentra representado en la imagen 4.



*Imagen 4. Modelo general propuesto.*

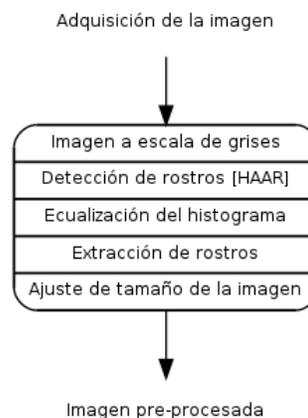
El modelo general de diferenciación visual se compone de tres modelos independientes acoplados coherentemente. El primer modelo se encarga de realizar el pre procesamiento de las imágenes que ingresan al sistema con el fin de prepararlas para el análisis estadístico. La entrada de este modelo es una serie de imágenes adquiridas desde la base de datos de imágenes de entrenamiento o desde la cámara web de un dispositivo móvil. Mediante un proceso que incluye aplicación de filtros y detección y extracción de rostros, se obtiene una lista de imágenes de rostros depurada.

El modelo de representación de características toma las imágenes pre procesadas y realiza un Análisis de Componentes Principales (PCA) [33], seguido de un Análisis Discriminante Lineal (LDA) [34]. Este proceso genera unos modelos de representación estadística de las imágenes haciendo énfasis en las diferencias entre clases. Los modelos se comparan con una nueva imagen en el modelo de clasificación de individuos con el fin de obtener una estimación aproximada del género y la edad del nuevo rostro.

## 1.1 Modelo de pre procesamiento de imágenes

Con el fin de mejorar la calidad de las imágenes y obtener la información relevante de las mismas, se propone un modelo de pre procesamiento cuyo objetivo es adquirir y preparar cada una de las fotografías representativas de una clase para facilitar el proceso posterior de representación de características faciales.

Mediante un proceso que incluye la adquisición de las imágenes, la aplicación de filtros y detección y extracción de rostros se obtiene un conjunto de imágenes depuradas y listas para iniciar el proceso de representación de características. Básicamente lo que este modelo propone es una base de estandarización de las imágenes para facilitar el análisis estadístico subsecuente. La imagen 5 presenta el modelo de pre procesamiento propuesto.



*Imagen 5. Modelo de pre procesamiento de imágenes.*

La adquisición de las imágenes se realiza mediante la lectura de la base de datos de rostros de entrenamiento o mediante la captura de imágenes secuenciales a través de la cámara web de un dispositivo móvil. Las imágenes adquiridas son cargadas en el sistema tras aplicar un filtro de transformación a escala de grises. La aplicación de este filtro no afecta el modelo debido a que no se realiza ningún análisis orientado al color de la piel del individuo, por el contrario libera carga computacional al modelo. Solo las características principales de forma y textura de la piel son utilizadas por el modelo para representar los individuos.

Una vez cargadas las imágenes en el sistema se realiza un proceso de detección de rostros a través del método Haar-like features. Se seleccionó este método debido a que ha sido utilizado en muchas investigaciones con muy buenos resultados y es ampliamente recomendado para esta tarea. Al finalizar el proceso de detección de rostros se aplica un filtro de ecualización del histograma de la imagen que mejora su contraste. Para finalizar se extrae el rostro del individuo de la imagen y se ajusta a un tamaño estándar previamente definido.

En la imagen 6 se puede ver el modelo de pre procesamiento aplicado paso a paso a una fotografía de la base de datos Bogotá Face Database.



Imagen 6. Modelo de pre procesamiento aplicado.

## 1.2 Modelo de representación de características faciales

El modelo de representación de características está orientado a describir las propiedades de dos conjuntos de imágenes de diferentes clases haciendo énfasis en sus diferencias. Para lograrlo se plantea la utilización de dos técnicas estadísticas, Análisis de Componentes Principales (PCA) [33] y Análisis Discriminante Lineal (LDA) [34].

### 1.2.1 Análisis de Componentes Principales

Dada una representación vectorial  $t$ -dimensional de cada rostro, el Análisis de Componentes Principales (PCA) [33] se utiliza para encontrar un sub-espacio donde los vectores base correspondan a las direcciones de máxima varianza en el espacio original. En este caso,  $W$  representa la transformación lineal que mapea el espacio  $t$ -dimensional original en un sub-espacio de características  $f$ -dimensional donde normalmente  $f \ll t$ . Los nuevos vectores de características  $y_i \in \mathcal{R}^f$  se definen por  $y_i = W^T x_i, i = 1, \dots, N$ . Las columnas de  $W$  son los valores propios  $e_i$  obtenidos mediante la resolución de la estructura propia de descomposición  $\lambda_i e_i = Q e_i$ , donde  $Q = XX^T$  es la matriz de covarianza y  $\lambda_i$  es el valor propio asociado con el vector propio  $e_i$ .

Antes de obtener los vectores propios de  $Q$ :

1. Los vectores se normalizan en la forma  $\|x_i\| = 1$  para hacer el sistema invariante a la intensidad de la iluminación.
2. El promedio de todas las imágenes se resta de todos los vectores normalizados para asegurar que el vector propio con el valor propio más alto representa la dimensión en

el espacio propio en el que la varianza de los vectores es máxima en cuanto a correlación.

## 1.2.2 Análisis Discriminante Lineal

El Análisis Discriminante Lineal (LDA) [34] busca los vectores en el espacio subyacente que mejor discriminan entre clases en lugar de los que mejor describen los datos. Formalmente, dado un número de características independientes que tienen relación con las características que describen los datos, LDA crea una combinación lineal de estos con el objetivo de identificar las diferencias medias más relevantes entre clases. Matemáticamente hablando, para todas las muestras de todas las clases, se definen dos distancias:

1. La primera se denomina matriz de dispersión en clase y está definida por:

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^{N_j} (x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)^T$$

*Ecuación 2. Matriz de dispersión en clase.*

Donde  $x_i^j$  es la muestra  $i$ -ésima de la clase  $j$ ,  $\mu_j$  es la media de la clase  $j$ ,  $c$  es el número de clases, y  $N_j$  el número de muestras en la clase  $j$ .

2. La segunda se denomina matriz de dispersión entre clases y está definida por:

$$S_b = \sum_{j=1}^c (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T$$

*Ecuación 3. Matriz de dispersión entre clases.*

Donde  $\mu$  representa la media de todas las clases.

El objetivo es maximizar la distancia entre clases y reducir al mínimo la distancia dentro de cada clase. Para lograrlo se maximiza la relación  $\frac{\det\|S_b\|}{\det\|S_w\|}$ . La ventaja de utilizar esta relación es que se ha demostrado [3] que si  $S_w$  es una matriz no singular entonces esta relación se maximiza cuando los vectores columna de la matriz de proyección  $W$ , son los vectores propios de  $S_w^{-1}S_b$ . Es importante aclarar que en la mayoría de los casos existen  $c - 1$  vectores propios nulos, siendo  $c - 1$  el límite superior de  $f$ . Adicionalmente, es importante recalcar que se necesitan por lo menos  $t + c$  muestras para garantizar que  $S_w$  no se convierta en singular. Para solucionar estos inconvenientes, desde un espacio  $t$ -dimensional original se genera un espacio  $g$ -dimensional intermedio usando PCA y luego en un espacio  $m$ -dimensional final utilizando LDA. La imagen 7 presenta el modelo de descripción de características propuesto. La imagen 8 presenta las imágenes medias o rostros Fisher obtenidos después de aplicar el modelo de representación de características a cuatro diferentes conjuntos de imágenes de diferentes clases.

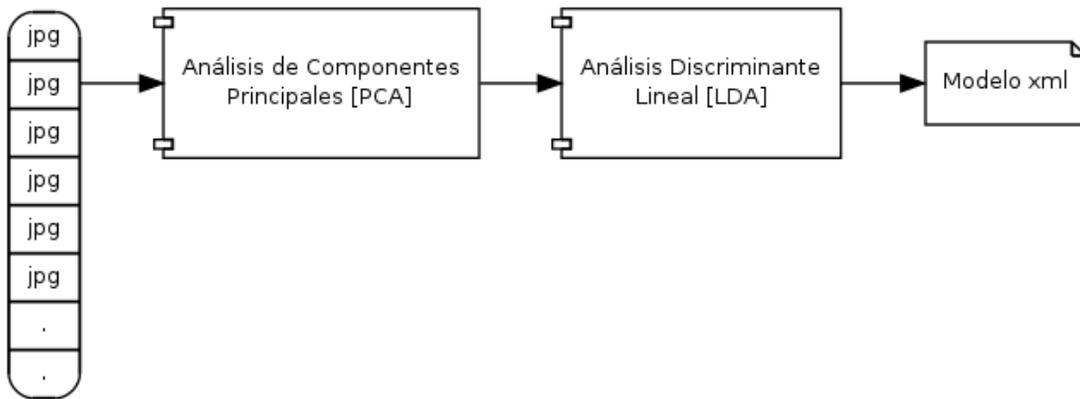


Imagen 7. Modelo de representación de características.



Imagen 8. Rostros Fisher obtenidos después del análisis PCA – LDA.

Al finalizar el proceso de representación de características se guarda el modelo de diferenciación de clases en la base de datos de entrenamiento bajo estándar XML.

### 1.2.3 Modelos estadísticos de descripción facial por género y edad

El modelo de representación de características faciales finalmente genera un total de ciento veintisiete (127) modelos, cada uno con la descripción de características de dos clases haciendo énfasis en sus diferencias. Los modelos son guardados como archivos en estándar XML (Extensible Markup Language) versión 1.0. Estos archivos contienen las principales

características, proyecciones y etiquetas de cada una de las dos clases generadas después del Análisis Discriminante Lineal de Fisher en cada nodo intermedio del árbol binario perfecto.

El modelo del nodo raíz contiene las características de diferenciación de personas por género femenino y masculino. Este modelo está representado en el archivo *model\_gender.xml*. Los archivos restantes contienen las características de diferenciación entre personas del mismo género menores o mayores iguales a una edad criterio. Los modelos fueron nombrados con la siguiente nomenclatura: *model\_gender\_X\_age\_YY.xml*, donde X es el género de los individuos analizados en el modelo y YY es la edad criterio de diferenciación.

Ejemplos:

<i>model_gender.xml</i>	<i>Modelo de diferenciación de personas por género [Femenino, Masculino]</i>
<i>model_gender_male_age_16.xml</i>	<i>Modelo de diferenciación de personas de género masculino menores o mayores iguales a 16 años de edad</i>
<i>model_gender_female_age_32.xml</i>	<i>Modelo de diferenciación de personas de género femenino menores o mayores iguales a 32 años de edad</i>
<i>model_gender_female_age_1.xml</i>	<i>Modelo de diferenciación de personas de género femenino de cero y un año de edad</i>

*Tabla 1. Nomenclatura de modelos estadísticos.*

Finalmente se generó un (1) modelo de diferenciación de género, sesenta y tres modelos (63) de diferenciación de edades para personas de género femenino y sesenta y tres (63) modelos de diferenciación de edades para personas de género masculino.

### **1.3 Modelo de clasificación de individuos por género y edad**

El modelo de clasificación de rostros por género y edad propuesto se representa como una jerarquía de modelos de representación de características y componentes de clasificación que siguen la estructura de un árbol binario de decisión perfecto de ocho (8) niveles. Este modelo es el corazón y mayor aporte del modelo de diferenciación visual propuesto.

Cada nodo intermedio del árbol tiene asignado un criterio de clasificación. El criterio de clasificación del nodo raíz es el género del individuo (femenino o masculino). El criterio de clasificación de cada uno de los nodos intermedios restantes es una edad comprendida entre uno (1) y sesenta y tres (63) años para un género dado. Del nodo raíz se derivan dos sub árboles binarios de decisión perfectos, uno para género femenino a su izquierda y otro para género masculino a su derecha. Cada uno de estos sub árboles etarios se construyen siguiendo un recorrido en pre orden partiendo de un nodo raíz cuyo criterio de clasificación es la edad de

treinta y dos (32) años. La imagen 9 presenta los primeros cinco (5) niveles de la estructura general del árbol de clasificación propuesto.

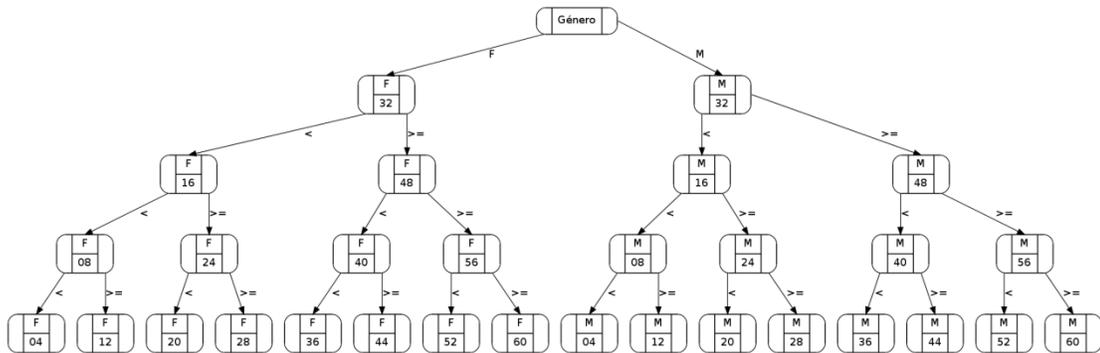


Imagen 9. Modelo de clasificación de individuos.

Cada nodo intermedio del árbol contiene un modelo de representación de características faciales independiente que genera un modelo estadístico de descripción de características de los dos conjuntos de imágenes con el que cuenta. Esta descripción de características se realiza haciendo énfasis en las diferencias entre los conjuntos. Para lograr esto, se realiza un análisis de componentes principales de cada conjunto, seguido de un análisis discriminante de lineal, con esto se garantiza una reducción en la dimensionalidad de los datos a procesar y se genera una representación de características que hace énfasis en las diferencias entre los dos conjuntos de imágenes en cada nodo intermedio. La imagen 10 presenta la estructura interna de los nodos intermedios del árbol.

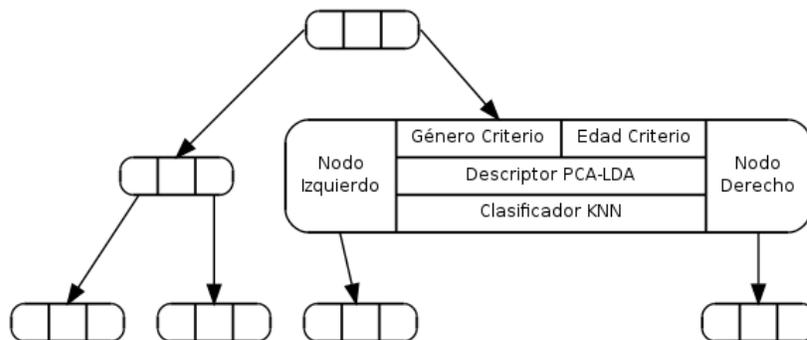
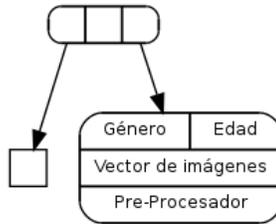


Imagen 10. Nodo Intermedio del árbol.

Cada nodo hijo a la izquierda de su padre tiene como criterio de clasificación la mitad de la edad de su padre. Cada nodo hijo a la derecha de su padre tiene como criterio de clasificación la edad de su padre más la edad de su padre dividido en dos.

- Edad Hijo Izquierda = Edad Nodo padre / 2.
- Edad Hijo Derecha = Edad Nodo padre + (Edad Nodo padre / 2).

Al alcanzar el nivel de profundidad ocho (8) se obtiene un árbol binario de decisión perfecto, donde los nodos hoja simbolizan el género y la edad en el rango de cero (0) a sesenta y cuatro (64) años. Cada nodo intermedio tiene en su último nivel a la izquierda, una serie de nodos hoja que simbolizan edades inferiores a la edad criterio de ese nodo intermedio. Adicionalmente, cada nodo intermedio tiene en su último nivel a la derecha, una serie de nodos hoja que simbolizan edades superiores o iguales a la edad criterio de ese nodo intermedio. La imagen 11 presenta la estructura interna de los nodos hoja del árbol.



*Imagen 11. Nodo Hoja del árbol.*

Esta jerarquía de modelos de representación de características y componentes de clasificación es la base de los modelos de entrenamiento y estimación propuestos, donde cada nodo intermedio del árbol genera un modelo estadístico que representa las características de su género y edad criterio.

### 1.3.1 Modelo de entrenamiento por aprendizaje supervisado

El entrenamiento de los nodos del árbol de decisión binario perfecto se realiza siguiendo un recorrido en post orden. Si el nodo actual es un nodo hoja, el componente de adquisición de imágenes carga de la base de datos las fotografías del género y la edad criterio de esa hoja. Por ejemplo, si el nodo hoja actual pertenece al sub árbol de género masculino y simboliza la edad de veinte (20) años, el componente de adquisición de imágenes cargará en ese nodo hoja todas las fotografías de hombres de veinte (20) años que se encuentren en la base de datos de rostros.

Una vez cargadas las imágenes en el nodo hoja actual, el componente de pre procesamiento de imágenes aplica los filtros necesarios para extraer y estandarizar el rostro de cada individuo, dejando las imágenes listas para el proceso futuro de representación de características y generación de modelos estadísticos. Con esto se garantiza que exista un nodo hoja representativo para cada una de las clases. El modelo de entrenamiento propuesto está representado en la imagen 12.

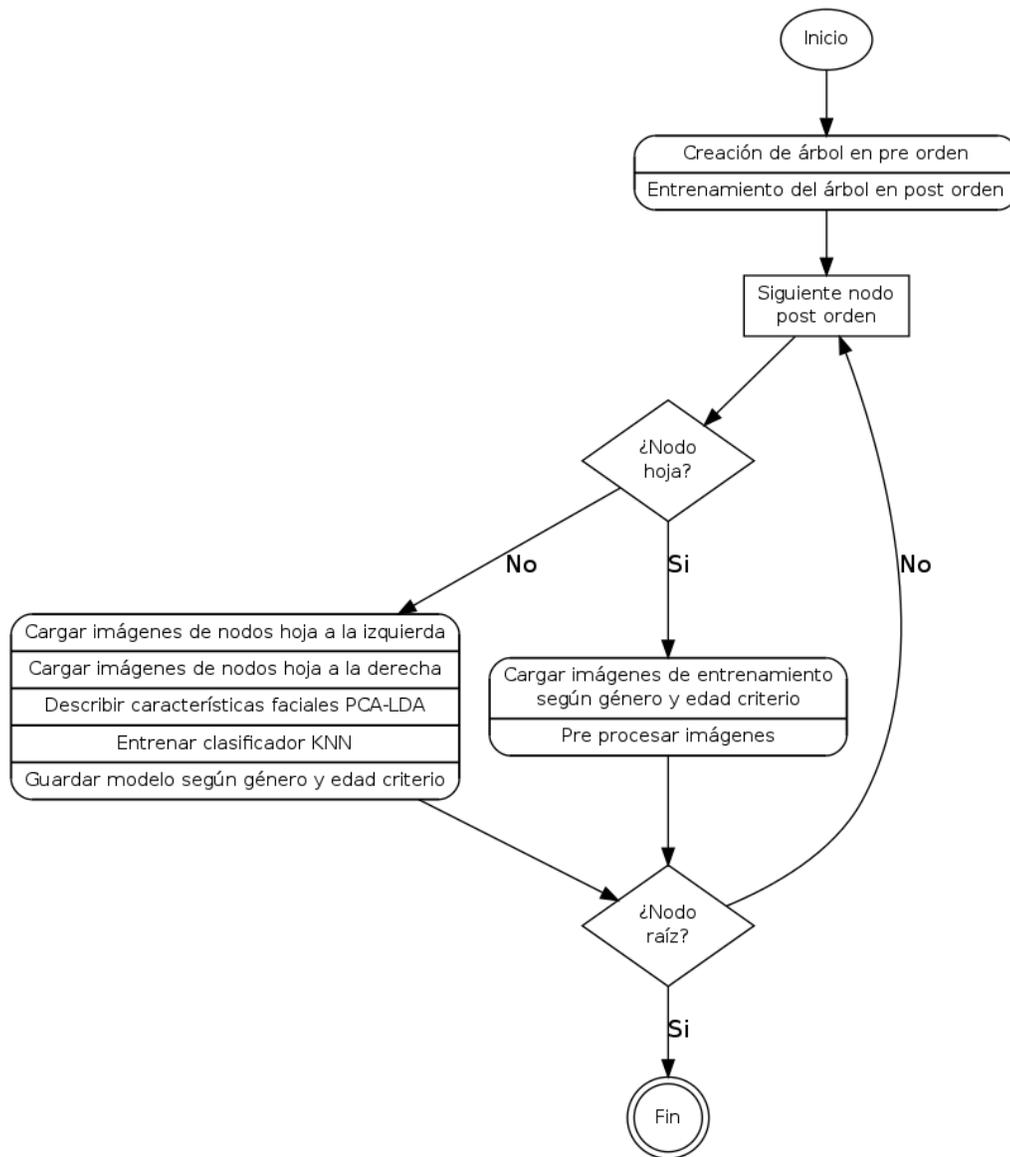


Imagen 12. Modelo de entrenamiento propuesto.

Cada nodo intermedio tiene un modelo de representación de características faciales y un componente de clasificación KNN [35] que debe ser entrenado. Existen para cada nodo intermedio dos conjuntos de imágenes, uno de individuos con el mismo género pero con edad menor a su edad criterio de entrenamiento y otro de individuos con el mismo género pero con edad mayor o igual a su edad criterio de entrenamiento. Todas las imágenes con edad menor a la edad criterio del nodo intermedio actual se encuentran en los nodos hoja a su izquierda. Todas las imágenes con edad mayor o igual a la edad criterio del nodo intermedio actual se encuentran en los nodos hoja a su derecha.

- Conjunto de individuos más jóvenes que edad criterio = Hoja Izquierda 1 + Hoja Izquierda 3 + Hoja Izquierda  $n$ .
- Conjunto de individuos más viejos que el criterio = Hoja derecha 1 + Hoja derecha 3 + Hoja derecha  $m$ .

Donde  $n$  es el número de hojas a la izquierda del nodo intermedio actual y  $m$  es el número de hojas a la derecha del nodo intermedio actual. Debido a que el árbol de decisión es perfecto, entonces  $m = n$ .

Teniendo en cuenta lo anterior, cada nodo intermedio cuenta con estos dos conjuntos de imágenes para realizar los procesos de representación de características y entrenamiento. A menor nivel en el árbol, mayor será el número de imágenes que cada nodo intermedio tendrá en sus dos conjuntos de entrenamiento. En el primer nivel del árbol, el nodo raíz cuyo criterio de entrenamiento es el género, cuenta con dos conjuntos que sumados equivalen al 100% de las imágenes de entrenamiento. Un conjunto con todas las imágenes de individuos de género femenino y otro conjunto con todas las imágenes de individuos de género masculino.

Siendo  $e$  un número entero que representa la edad criterio de un nodo intermedio, entonces:

- Al conjunto de imágenes de individuos más jóvenes se le asigna como etiqueta el entero  $-e$ .
- Al conjunto de imágenes de individuos más viejos se le asigna como etiqueta el entero  $e$ .

Al finalizar el proceso de representación de características, los vectores de características representativos de cada edad por género son guardados en un repositorio que será consultado posteriormente en el modelo de estimación. Al terminar el recorrido en post orden, se asegura que cada uno de los nodos intermedios sea entrenado, generando un modelo estadístico que representa las diferencias en las características de sus dos conjuntos de imágenes.

### 1.3.2 Modelo de estimación de género y edad en dispositivos móviles

El objetivo del modelo de estimación es realizar una predicción aproximada del género y la edad aparente de un individuo a partir de una imagen de su rostro, este modelo fue diseñado para funcionar sobre dispositivos móviles con ecosistema Android.

El modelo de estimación realiza la captura de imágenes a través de la cámara de video del dispositivo móvil, seguido de un proceso para reconocer los rostros de las personas presentes en cada cuadro del video capturado. Si existen rostros en una imagen capturada se estima la edad aparente de cada rostro diferenciando visualmente a través de recuadros de diferente color a los niños de los adultos. Entiéndase niño como un individuo menor a diez y ocho años (18) y adulto como un individuo mayor o igual a diez y ocho años (18). La imagen 13 presenta el modelo de estimación propuesto.

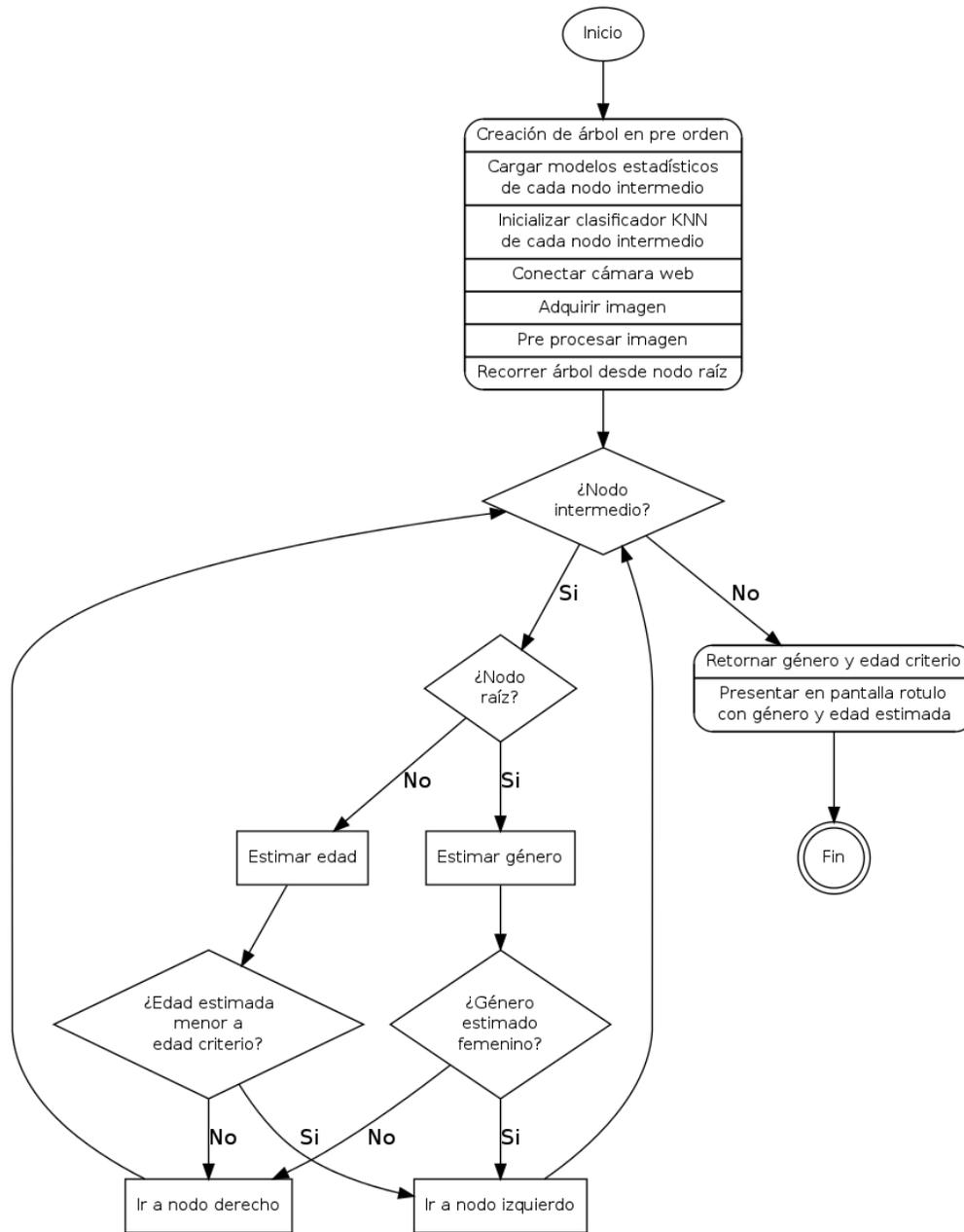


Imagen 13. Modelo de estimación propuesto.

El modelo de estimación inicia con la creación en pre orden el árbol binario de decisión perfecto, cargando en cada nodo intermedio el modelo estadístico que corresponde a sus criterios de clasificación, inicializando con éste el clasificador KNN. Finalizado este paso se inicia la captura de imágenes a través de la cámara de video de un dispositivo móvil. Para cada cuadro de la secuencia de video capturada se realiza un pre procesamiento de la imagen que incluye la detección inicial de todos los rostros presentes en la imagen.

Cada rostro detectado es extraído de la imagen original para formar una lista de imágenes de rostros que serán analizados. Seguidamente, se realiza un pre procesamiento de cada imagen facial extraída de la original, esto con el objetivo de mejorar las imágenes y optimizar el proceso de descripción y comparación de características posterior.

Cada nodo intermedio del árbol debe determinar bajo una clasificación binaria, a cuál de las dos clases descritas en el modelo de representación pertenece la nueva imagen, esto se logra a través del clasificador KNN inicializado con el modelo generado en la etapa de entrenamiento. La nueva imagen facial recorre desde la raíz el árbol hasta un nodo hoja con un género y una edad representativa, de acuerdo a la predicción de cada nodo intermedio.

Por ejemplo, el primer nodo intermedio o nodo raíz del árbol que tiene como criterio de clasificación el género del individuo, determina si la nueva imagen facial pertenece al género masculino o femenino. Para esto el nodo debe cargar el modelo estadístico guardado con anterioridad en la etapa de entrenamiento y por medio del clasificador KNN determina a cuál de las clases se aproxima en mayor porcentaje la nueva imagen. Si se determina que la imagen pertenece al género femenino, la imagen debe ser analizada en el siguiente paso por el clasificador hijo izquierdo que representa el género femenino de treinta y dos (32) años. Este nuevo nodo debe determinar si la nueva imagen femenina es menor, o mayor o igual a su edad criterio. Si se determina que la persona es menor a treinta y dos (32) años, ahora la imagen debe ser analizada por su nodo hijo izquierdo para determinar si la imagen femenina es menor, o mayor o igual a dieciséis (16) años. Este proceso de recorrido continúa hasta llegar a un nodo hoja que representa el género la edad estimada para el individuo en la fotografía.

## **2. Bases de datos de rostros para la investigación científica**

El modelo de aprendizaje supervisado de estimación de edad aparente propuesto requiere de una base de datos de rostros para ser entrenado. Debido a que el proyecto de investigación está orientado a generar un aporte a la problemática local que viven los niños colombianos en redes globales de información, el entrenamiento debe ser realizado con una muestra de imágenes de rostros que representen las principales características faciales de las personas de nuestro país.

En la actualidad existen diferentes bases de datos de rostros que permiten la investigación, el diseño y la experimentación de nuevos modelos de clasificación. Estas bases de datos provenientes de regiones como Asia, Europa, Medio oriente y Norteamérica, son accesibles desde Internet a través de una solicitud de descarga realizada a las instituciones que las custodian, explicando el objeto de investigación.

No obstante, el empleo de estas bases de datos para la generación de modelos estadísticos no representa un aporte real al contexto de investigación, debido a que las fotografías provienen de regiones del mundo que no representan las características propias de la población colombiana ni latinoamericana. A continuación en la Tabla 2 se relacionan las principales bases de datos de rostros con edad que se encuentran a disposición para proyectos de investigación.

Nombre de la base de datos	Número de imágenes	Número de individuos	Rango de edad	Origen
FG-NET Aging Database	1.002	82	0-69	Reino Unido
MORPH Database	1.724	515	0-29	EE.UU.
YGA Database	8.000	1.600	0-93	Asia
WIT-DB Database	26.222	5.500	3-85	Japón
AI&R Asian Face Database	34	17	22-61	Asia
Burt's Caucasian Face Database	147	147	20-62	Europa
LHI Face Database	8.000	8.000	9-89	Asia
HOIP Face Database	306.600	300	15-64	Asia
Iranian Face Database	3600	616	2-85	Iran
Gallagher's Web-Collected Database	5.080	28.231	0-66	Flickr.com
Ni's Web-Collected Database	77.021	219.892	1-80	Flickr.com Google.com

Tabla 2. Bases de datos de rostros con edad [3].

Estas bases de datos son muy completas y muy bien estructuradas, sin embargo, no existen bases de datos de este tipo en nuestra región y las existentes contienen imágenes de personas con características faciales propias de su región, con rasgos muy diferentes a los que se encuentran en nuestro país, por este motivo se creó la primera colección de fotografías de rostros de personas de nacionalidad colombiana para la investigación científica en procesamiento y análisis de imágenes faciales denominada Bogotá Face Database. Esta base de datos es el insumo principal del modelo de representación de características faciales propuesto.

## 2.1 Bogotá Face Database

El principal insumo para la creación de un modelo de representación estadístico orientado a problemas de clasificación son los datos. Por este motivo, es fundamental contar con una serie de fotografías del rostro de individuos que representen la población objeto de estudio. Dado el contexto de aplicación, la población objetivo son las personas de nacionalidad colombiana, cuyas características craneo faciales son muy particulares.

Uno de los aportes fundamentales de esta investigación es la creación de la primera base de datos de rostros colombiana para la investigación científica en procesamiento de imágenes faciales. Esta base de datos fue creada con el aporte de diferentes personas de la ciudad de Bogotá, en edades comprendidas entre los seis (6) y (33) años de edad, en condiciones de iluminación naturales y con gestos y accesorios variables.

La toma de fotografías de los menores de edad se realizó en tres instituciones educativas de la ciudad de Bogotá. Los responsables de cada institución entregaron su consentimiento escrito para realizar diferentes sesiones de toma de fotografías en sus instalaciones. Para garantizar la transparencia ética de la actividad, los padres de familia de los niños involucrados y los donantes mayores de edad firmaron un consentimiento informado donde se solicitó su autorización y se les explicó los alcances del proyecto y el carácter investigativo del mismo.

El banco de imágenes está a disposición del grupo de investigación TAKINA, como aporte a futuros proyectos de investigación en Colombia y el mundo. El objetivo principal es que los nuevos proyectos contribuyan a enriquecer la colección, al aportar más imágenes fruto de sus investigaciones.

A continuación se relaciona el objetivo general y los objetivos específicos del sub proyecto de creación de la base de datos de rostros Bogotá Face Database.

### **Objetivo general**

Crear la primera colección de fotografías de rostros de personas de nacionalidad colombiana, para la investigación científica en procesamiento y análisis de imágenes faciales (Bogotá Face Database).

### **Objetivos específicos**

1. Obtener la aprobación del comité de ética de la Pontificia Universidad Javeriana para iniciar con el proyecto de creación de la base de datos.
2. Adquirir la autorización de diferentes instituciones, incluyendo jardines infantiles, colegios, universidades y compañías del sector público o privado, para realizar la toma de fotografías a los donantes en sus instalaciones.
3. Recolectar los consentimientos informados firmados por los donantes o sus responsables.
4. Realizar la toma de fotografías anónima a los donantes con consentimiento informado firmado.
5. Almacenar de forma segura y confidencial las fotografías recolectadas.

#### **2.1.1 Aspectos legales y éticos**

Para la recolección de información personal con fines científicos en Colombia, la resolución 8430 de 1993, del Ministerio de Salud, en el artículo 6, literal e, nos dice que se debe contar con un “consentimiento informado y por escrito del sujeto de investigación o su representante legal...”, adicionalmente el literal g del mismo artículo, nos dice que la investigación “se

llevará a cabo cuando se obtenga la autorización: del representante legal de la institución investigadora y de la institución donde se realice la investigación; el Consentimiento Informado de los participantes; y la aprobación del proyecto por parte del Comité de Ética en Investigación de la institución”. Además, se deben tomar todas las medidas pertinentes para evitar causar daño a los sujetos de investigación, y se debe evitar todo riesgo en la medida de lo posible.

## **2.1.2 Metodología de adquisición de imágenes**

La creación de la base de datos fue planeada para desarrollarse en cuatro fases consecutivas que permitieron cumplir de forma exitosa todos los requerimientos éticos, legales y técnicos necesarios para la captura y almacenamiento de las imágenes.

Cada una de estas fases cumplió coherentemente con cada uno de los objetivos específicos del proyecto de recolección. Una vez finalizada la ejecución de todas las fases descritas a continuación se logró la creación de la primera base de datos colombiana para la investigación científica en procesamiento y análisis de imágenes faciales.

Fases para la creación de la base de datos:

1. Solicitud de aprobación al comité de ética de la Pontificia Universidad Javeriana.
2. Búsqueda de instituciones interesadas en colaborar con el proyecto.
3. Solicitud de firma de consentimiento informado.
4. Adquisición de fotografías.
5. Almacenamiento de fotografías.

### *2.1.2.1 Solicitud de aprobación al comité de ética PUJ*

Para cumplir con las disposiciones éticas y legales de nuestro país, se solicitó aprobación al comité de ética de la Pontificia Universidad Javeriana. Inicialmente fue sometido a evaluación el protocolo de adquisición de imágenes con todos los detalles éticos y técnicos del proyecto. Adicionalmente, se sometieron a evaluación los formatos iniciales de consentimiento informado y autorización institucional que serían enviados a las instituciones, a los padres de familia y a las personas mayores de edad interesadas en brindar su aporte al proyecto.

Los documentos objeto de evaluación en esta fase fueron los siguientes:

1. Protocolo de adquisición de imágenes.
2. Documento de aclaración de consentimiento informado dirigido a padres de familia.
3. Documento de aclaración de consentimiento informado dirigido a donantes mayores de edad.
4. Formato de autorización de toma de fotografías en las instalaciones de la institución.
5. Formato de consentimiento informado para la toma de fotografías.

De acuerdo a lo anterior, las actividades realizadas en esta fase fueron las siguientes:

- a. Elaboración de documentos requeridos para solicitud de aprobación.
- b. Solicitud de aprobación al comité de ética de la universidad Javeriana.

#### 2.1.2.2 *Búsqueda de instituciones*

Una vez adquirida la autorización del comité de ética de la Universidad, el siguiente paso fue encontrar un gran número de personas interesadas en colaborar con el proyecto. Para lograrlo se acudió a diferentes instituciones educativas para solicitar autorización a sus directivas. Esto permitió tomar una gran cantidad de fotografías a diferentes personas en un ambiente seguro y controlado sin poner en riesgo la seguridad de los niños involucrados. En este proceso se visitaron tres colegios del norte de Bogotá donde se realizó una presentación a sus directivas explicando la naturaleza del proyecto.

Los colegios que finalmente otorgaron su autorización para realizar la toma de fotografías fueron el colegio de la reina y el colegio Aquileo Parra Institución Educativa Distrital. El licenciado Gregorio Suárez Arrieta rector del colegio de la reina y el licenciado Carlos Eduardo Galán Castro rector del colegio Aquileo Parra otorgaron su autorización y facilitaron las instalaciones de la institución para la realización de dos sesiones fotográficas. Adicionalmente se solicitó autorización para realizar una sesión fotográfica en las instalaciones de la Pontificia Universidad Javeriana a los estudiantes mayores de edad interesados en colaborar.

De acuerdo a lo anterior, las actividades realizadas en esta fase fueron las siguientes:

- a. Creación de lista de instituciones candidatas a colaborar con el proyecto.
- b. Programación de reunión con responsables de instituciones interesadas.
- c. Presentación del proyecto a responsables de instituciones interesadas.
- d. Obtención de autorización firmada de las instituciones interesadas para toma de fotografías en sus instalaciones.
- e. Programación de fechas para la firma del consentimiento informado y toma de fotografías.

#### 2.1.2.3 *Solicitud de firma de consentimiento informado*

Al contar con la autorización de las directivas de las instituciones, se realizó una presentación a los profesores de los colegios para darles a conocer el proyecto de investigación. Adicionalmente, se solicitó su colaboración para hacer llegar a los padres de familia de sus estudiantes menores de edad una circular que explicó la naturaleza del proyecto y el respaldo institucional de la Pontificia Universidad Javeriana y la institución educativa. Por otra parte, se solicitó la colaboración de los profesores para hacer llegar a los padres de familia una copia del formato de consentimiento informado aprobado por el comité de ética de la Universidad.

Los padres de familia interesados en colaborar con el proyecto retornaron a los profesores a través de sus hijos los consentimientos informados firmados. Las personas mayores de edad interesadas en colaborar con el proyecto firmaron una copia del consentimiento informado justo antes de realizar la sesión fotográfica. Estos consentimientos informados firmados representan la base ética para la adquisición e imágenes.

De acuerdo con lo anterior las actividades realizadas en esta fase fueron las siguientes:

- a. Envío de circular de aclaración y formato de consentimiento informado a padres de familia.
- b. Recolección de formatos de consentimiento firmados por responsables mayores de edad.

#### 2.1.2.4 Adquisición de fotografías

La adquisición de fotografías se realizó de forma coordinada con las instituciones educativas, al programar dos sesiones fotográficas a los niños que contaban con la copia del formato de consentimiento informado firmado por sus padres. Las sesiones fotográficas estuvieron a cargo de la diseñadora y publicista Paola García, quien coordinó la logística y aspectos técnicos en cada sesión fotográfica. Las fotografías fueron tomadas en el mes de abril del presente año de forma coordinada con los profesores de la institución para no entorpecer las actividades académicas programadas.

Las fotografías fueron tomadas a cada grupo de estudiantes con consentimiento informado de cada salón, acompañados por su respectivo profesor. A cada niño le fue asignado un chaleco de color azul con el objetivo de cubrir el uniforme para no comprometer a la institución educativa. Adicionalmente, para agilizar el proceso, se le asignó a cada niño un botón en la parte frontal de su chaleco, indicando la edad real del niño al momento de tomar la fotografía.

Las fotografías fueron tomadas con la cámara digital Canon EOS 5D Mark III, en condiciones de luz natural en el espacio de trabajo que cada institución destinó para tal fin. En ningún caso se solicitó información adicional a la edad del niño para conservar el carácter anónimo de cada donante. El objetivo de cada sesión fotográfica fue obtener mínimo una fotografía de cada persona, con una expresión natural, en condiciones de iluminación naturales, con gestos, expresiones y accesorios variables entre personas. La imagen 14 muestra una de las fotografías que fueron capturadas.



Imagen 14. Imagen de la base de datos recolectada.

Al finalizar todas las sesiones fotográficas programadas, se agruparon las imágenes en un solo repositorio para iniciar el proceso de etiquetado anónimo. Las imágenes fueron etiquetadas de forma estandarizada de acuerdo a la siguiente estructura: 'XXX\$A##?.JPG', donde 'XXX' es el número anónimo asignado al individuo, '\$' identifica el género del individuo, donde la letra 'M' representa el género masculino y la letra 'F' representa el género femenino, '##' identifica la edad del individuo al momento de tomar la fotografía, y '?' representa una letra consecutiva del alfabeto para identificar diferentes fotos del mismo individuo. Este último símbolo se omite en los casos donde un individuo cuenta con una sola fotografía.

Ejemplos:

<b>001MA02.JPG</b>	Única foto del individuo de género masculino número 1 con 2 años de edad
<b>112FA15A.JPG</b>	Primera foto del individuo de género femenino número 112 de 15 años de edad
<b>112FA15B.JPG</b>	Segunda foto del individuo de género femenino número 112 de 15 años de edad

*Tabla 3. Nomenclatura de imágenes recolectadas.*

De acuerdo con lo anterior las actividades realizadas en esta fase fueron las siguientes:

- a. Toma de fotografías a personas con consentimiento informado firmado por un mayor de edad responsable.
- b. Etiquetado anónimo de fotografías con género y edad del donante de acuerdo a estándar.

#### 2.1.2.5 Almacenamiento de fotografías

La colección completa de imágenes se encuentra almacenada de forma segura en un archivo comprimido .ZIP denominado BogotaFaceDatabase.zip. Este archivo está protegido por una contraseña administrada por el grupo de investigación TAKINA. El grupo de investigación es responsable de administrar y generar copias de respaldo de esta colección para evitar pérdida de datos. La comunidad científica y académica en general podrá solicitar al grupo de investigación TAKINA autorización para descargar, utilizar y complementar la base de datos de imágenes una vez se realice un análisis de las solicitudes.

La estructura interna del archivo es la siguiente:

- BogotaFaceDatabase.ZIP
  - BogotaFaceDatabase
    - 001MA05A.JPG
    - 001MA05B.JPG
    - 002FA06A.JPG
    - .
    - .

De acuerdo con lo anterior las actividades realizadas en esta fase fueron las siguientes:

- a. Compresión de fotografías en archivo con formato .ZIP protegido por contraseña.
- b. Almacenamiento de la base de datos en repositorio seguro administrado por el grupo de investigación TAKINA.

### 2.1.3 Resultados obtenidos

La colección de imágenes Bogotá Face Database es la primera base de datos de rostros para la investigación científica en procesamiento y análisis de imágenes faciales de Latinoamérica, ésta base de datos es un aporte fundamental para el modelo de diferenciación visual propuesto, debido a que a partir de sus imágenes se pueden generar modelos estadísticos por género y edad a partir de las características faciales propias de nuestra región.

Esta base de datos cuenta con un total de 157 imágenes con extensión .JPG de 110 individuos diferentes en edades comprendidas entre los 5 y 33 años. Esta colección cuenta con 58 imágenes de individuos de género masculino y 52 de género femenino. Cada una de las imágenes ha sido etiquetada siguiendo el estándar descrito anteriormente, donde se detalla de forma anónima el género y la edad del donante al momento de tomar la fotografía. Cada imagen tiene un tamaño promedio de 339 KB y unas dimensiones promedio de 878 de ancho por 1343 de alto. La imagen 15 presenta una pequeña muestra de las fotografías recolectadas.



*Imagen 15. Bogotá Face Database.*

## 2.2 FG-Net Face Database

Debido a que el modelo de diferenciación visual propuesto requiere una cantidad considerable de fotografías de personas en edades comprendidas entre los cero (0) y sesenta y cuatro

(64) años de edad, y la base de datos recolectada Bogotá Face Database no cumple con este criterio, fue necesario complementarla con una de las bases de datos investigadas.

Como complemento a la base de datos Bogotá Face Database se decidió utilizar la base de datos de rostros FG-Net Face Database [1] del grupo europeo de reconocimiento de rostros y gestos del programa E.C.IST de la universidad de Manchester en el Reino Unido. Esta base de datos cuenta con un total de 1002 imágenes de personas en edades comprendidas entre los cero (0) y sesenta y cinco (65) años de edad. Las imágenes cuentan con variación de géneros, razas, poses, iluminación, calidad de las fotografías y accesorios.

Se decidió utilizar esta base de datos como complemento al modelo propuesto debido a que las fotografías cumplían en cierta medida con los criterios de variabilidad deseados. Adicionalmente, según el criterio de varias personas que analizaron las imágenes, la mayoría de los individuos de la base de datos cuentan con rasgos faciales muy parecidos a los que se encuentran en nuestra región. La siguiente imagen presenta una muestra aleatoria de las fotografías de la base de datos FG-Net Face Database.

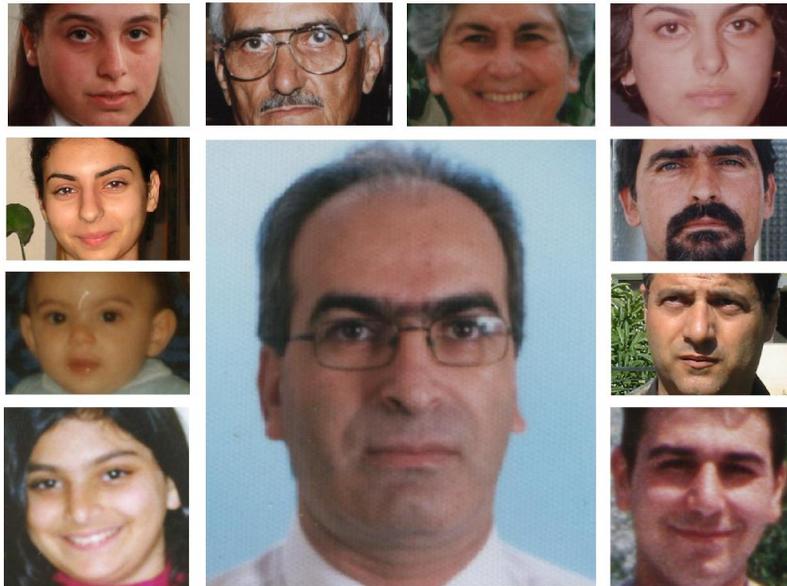


Imagen 16. FG-Net Face Database [1].

### 3. Sistema de estimación de género y edad aparente en dispositivos móviles - GROW

El modelo de diferenciación visual de niños y adultos propuesto se implementó en el sistema de estimación de género y edad aparente en dispositivos móviles denominado GROW. El objetivo del sistema es facilitar la validación del modelo propuesto a través de una serie de pruebas experimentales. El sistema GROW fue desarrollado con patrones de diseño bajo el

paradigma de la programación orientada a objetos OOP siguiendo la metodología PSP [36] (Personal Software Process) presentada a continuación en la imagen 17.

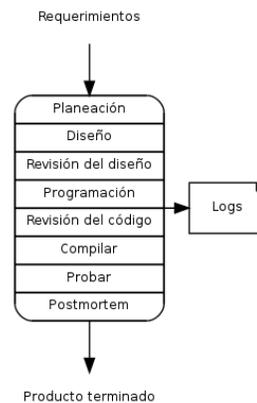


Imagen 17. Metodología de desarrollo PSP [36].

La metodología PSP fue utilizada debido a que el sistema GROW se planteó como un programa pequeño menor a 10.000 líneas de código desarrollado por una sola persona. También se utilizó debido a que se debía administrar muy bien el tiempo y la calidad del producto a través de la eliminación temprana de defectos para cumplir con los tiempos planeados en el proyecto. Los requerimientos del sistema fueron extraídos del modelo propuesto y la trazabilidad del proceso se llevó a cabo a través de archivos de texto plano con el resultado de cada avance.

El sistema finalizado cuenta con un total de 2868 líneas de código fuente en lenguaje de programación C++ y 261 en lenguaje de programación Java para un total de 3129 líneas. El sistema está desarrollado para ecosistemas Android con el núcleo del sistema desarrollado en lenguaje nativo C++ para facilitar su migración a otras plataformas. La arquitectura del sistema es presentada a continuación.

### 3.1 Arquitectura del sistema GROW

El sistema desarrollado cuenta con tres componentes principales que en su conjunto instancian en su totalidad el modelo de diferenciación visual propuesto. El componente principal denominado GrowClassifierTrainer contiene la arquitectura de implementación del modelo de representación de características faciales y el modelo de clasificación por género y edad propuestos. El componente denominado GrowAndroidPredictor abarca la arquitectura de implementación del modelo de estimación de género y edad para dispositivos móviles con sistema operativo Android. Por otra parte, el componente denominado GrowClassifierTester es una interfaz que permite la realización de pruebas experimentales sobre el sistema.

La imagen 18 visualiza la interacción de los componentes a través de la interfaz HierarchicalClassifierTree provista por el componente GrowClassifierTrainer. Esta es la única interfaz de comunicación entre componentes para asegurar un nivel de acoplamiento bajo y facilitar la

rápida migración del sistema a otras plataformas móviles como iOS de Apple y Windows Phone de Microsoft.

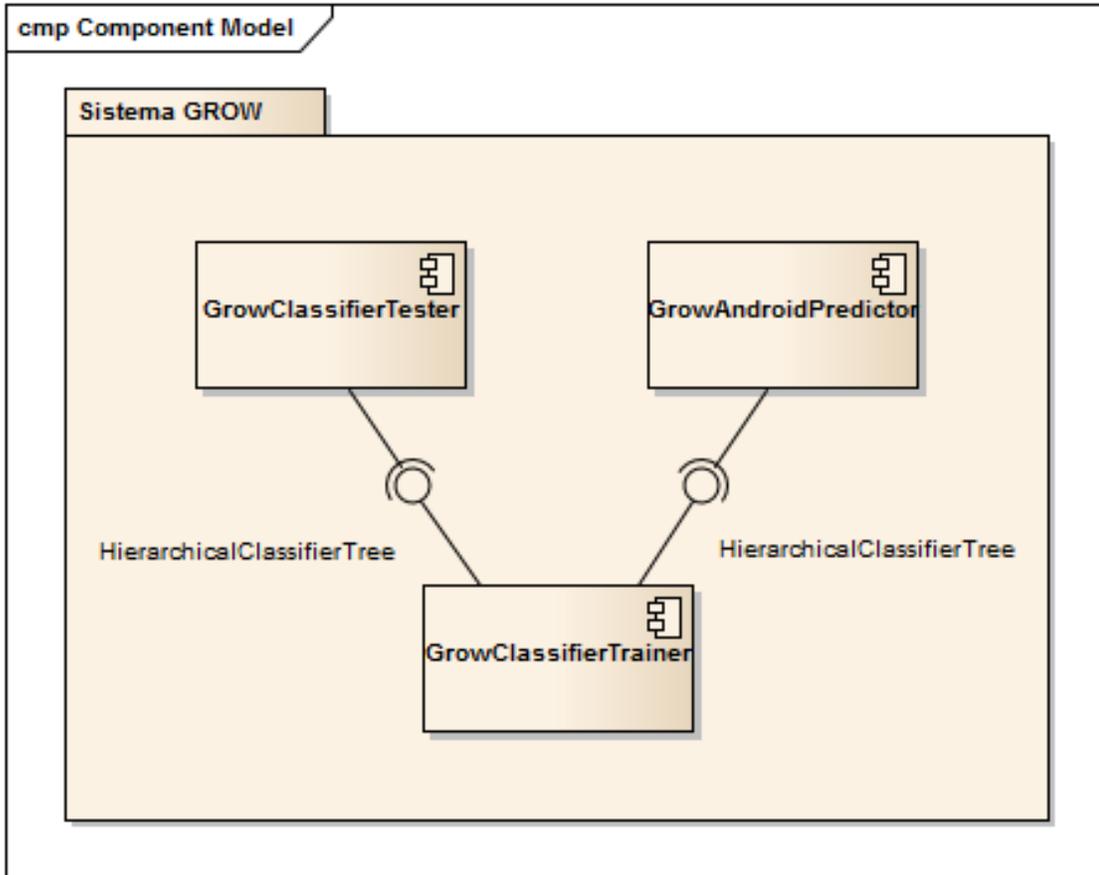


Imagen 18. Diagrama de componentes del sistema.

El componente `GrowClassifierTrainer` se divide en dos paquetes de clases principales denominadas `core` y `util`. En el paquete `core` se encuentran todas las clases que pertenecen al modelo principal del sistema. Las clases principales que permiten la captura de datos, pre procesamiento de imágenes, descripción de características faciales, y jerarquía de clasificadores se encuentran en este paquete. La imagen 19 presenta el diagrama de clases del paquete `core` y sus respectivas asociaciones.

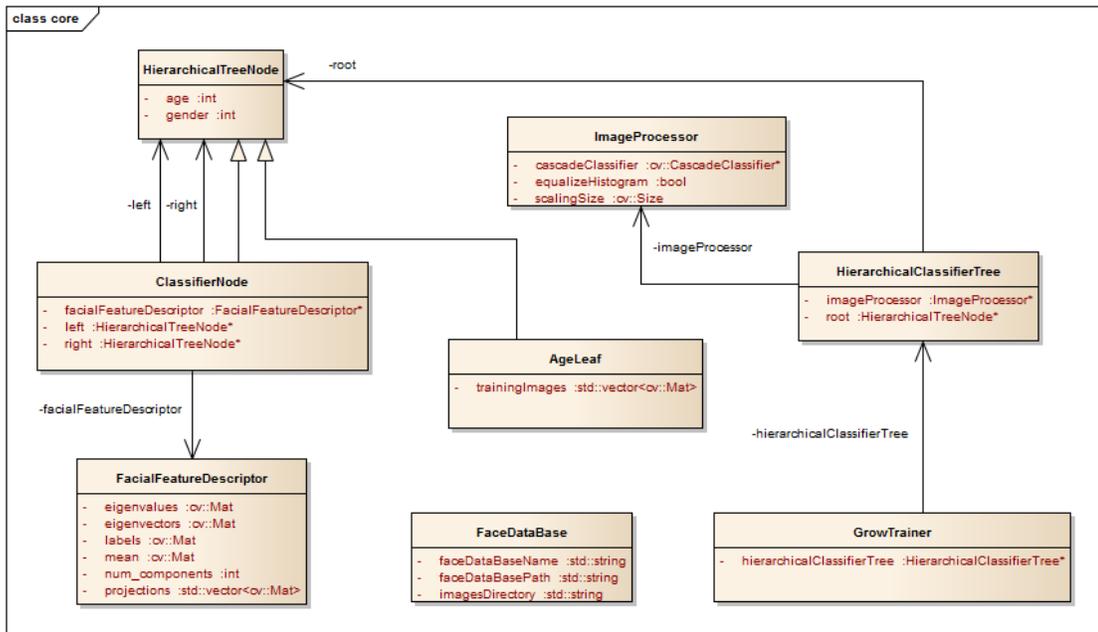


Imagen 19. Diagrama de clases componente GrowClassifierTrainer/core.

La clase principal que representa el árbol binario de decisión perfecto se denomina HierarchicalClassifierTree. Los nodos del árbol se definen a través de la clase abstracta HierarchicalTreeNode, de la cual heredan las clases ClassifierNode y AgeLeaf que representan los nodos intermedios y las hojas del árbol respectivamente. La clase ImageProcessor contiene la definición del modelo de pre procesamiento de imágenes y la clase FacialFeatureDescriptor define el modelo de representación de características faciales. Por último la clase FaceDataBase se encarga de la lectura de las imágenes de la base de datos de rostros de entrenamiento utilizada por el sistema.

En el paquete util se encuentran todas las clases auxiliares del sistema. Las clases Thread, GrowException, Display, Settings y Log, permiten el manejo de hilos de ejecución, el control de excepciones, el manejo de ventanas, el control de la configuración y la definición de trazabilidad del sistema respectivamente. Las clases del paquete util se presentan a continuación en la imagen 20.

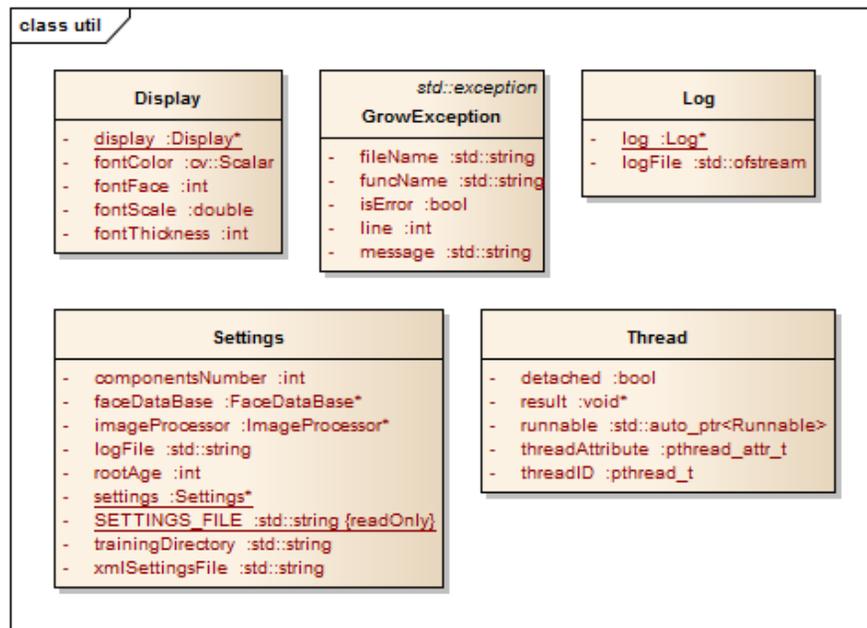


Imagen 20. Diagrama de clases componente GrowClassifierTrainer/útil.

El componente GrowAndroidPredictor abarca las clases GrowActivity, GrowPredictor y GrowPredictor\_jni, las cuales representan una interfaz de comunicación entre los componentes Android y la interfaz HierarchicalClassifierTree provista por el componente GrowClassifierTrainer. Las imágenes 21 y 22 presentan la definición de las clases del componente GrowAndroidPredictor.

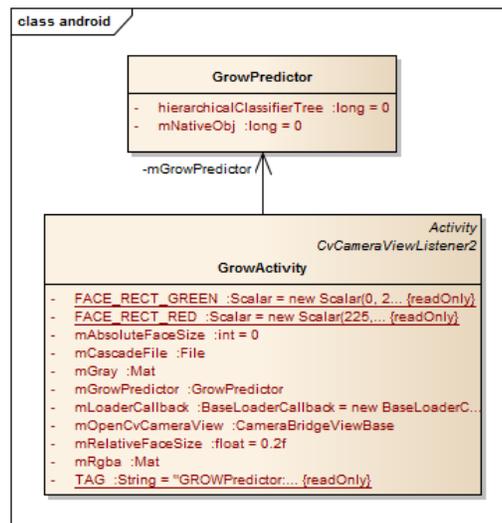


Imagen 21. Diagrama de clases componente GrowAndroidPredictor/java.

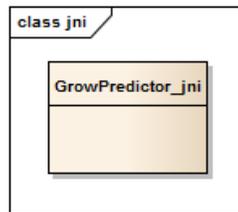


Imagen 22. Diagrama de clases componente GrowAndroidPredictor/c++.

Por último, el componente GrowClassifierTester tiene una única clase cuyo objetivo es facilitar la realización de pruebas experimentales masivas, ésta clase se denomina GrowTester y se comunica con el modelo de diferenciación visual a través de la interfaz HierarchicalClassifierTree provista por el componente GrowClassifierTrainer. La imagen 23 presenta la definición de la clase GrowTester.

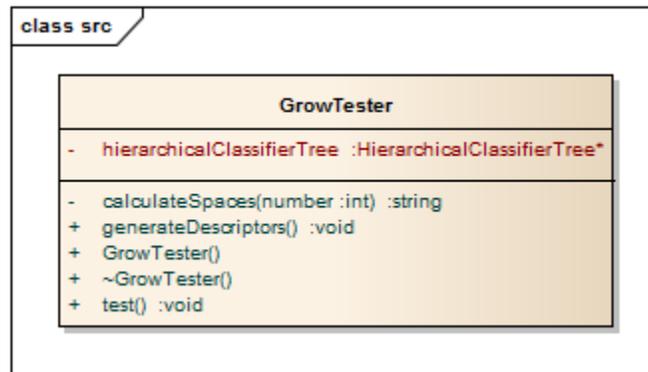


Imagen 23. Diagrama de clases componente GrowClassifierTester.

### 3.2 Implementación del sistema GROW

La implementación del prototipo funcional del sistema de estimación de género y edad aparente en dispositivos móviles GROW se desarrolló bajo el paradigma de programación orientada a objetos OOP en el lenguaje de programación C++ sobre el framework de visión por computador OpenCV de Intel. El entorno de desarrollo utilizado es Eclipse IDE con los plugins CDT (C/C++ Development Tooling) y ADT (Android Developer Tools) de Google para desarrollo Android. El sistema operativo base es Linux Ubuntu 12.10. A continuación se presenta el diagrama de dependencias de las herramientas de desarrollo utilizadas.

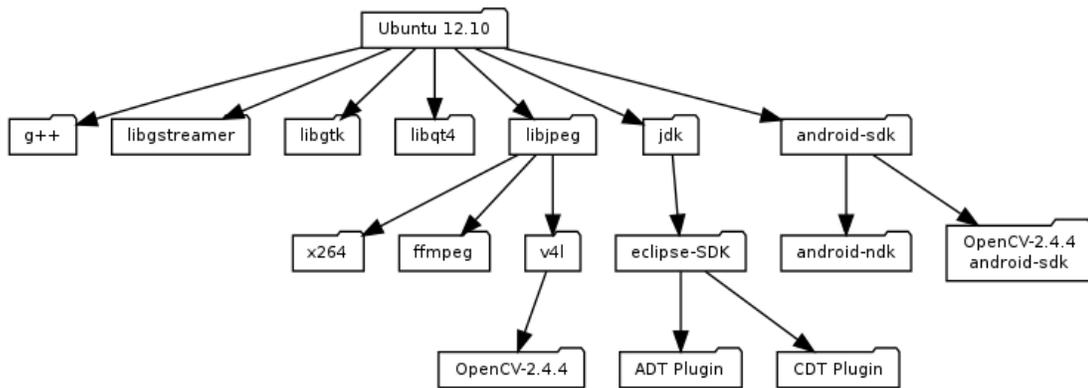


Imagen 24. Diagrama de dependencias herramientas de desarrollo.

La implementación inició con la creación de un espacio de trabajo en el entorno de desarrollo Eclipse IDE donde se crearon los proyectos de desarrollo GrowClassifierTrainer, GrowClassifierTester y GrowAndroidPredictor. GrowClassifierTrainer y GrowClassifierTester son proyectos tipo C/C++. GrowAndroidPredictor es un proyecto tipo Android que implementa componentes en lenguaje de programación Java y C/C++. Estos componentes interactúan a través de la interfaz JNI (Java Native Interface).

### 3.2.1 Proyecto GrowClassifierTrainer

El núcleo del sistema está implementado en el proyecto GrowClassifierTrainer, el cual tiene como base algorítmica el framework OpenCV 2.4.4 de Intel. Este framework se compone de una serie de librerías con algoritmos útiles para el procesamiento de imágenes, aprendizaje de máquina y reconocimiento de patrones de visión artificial. Estas librerías fueron instaladas en el sistema operativo y referenciadas desde el proyecto. A continuación se presenta un listado de las librerías OpenCV referenciadas desde el proyecto GrowClassifierTrainer.

opencv_calib3d	opencv_contrib	opencv_core	opencv_features2d
opencv_flann	opencv_gpu	opencv_highgui	opencv_imgproc
opencv_legacy	opencv_ml	opencv_nonfree	opencv_objdetect
opencv_photo	opencv_stitching	opencv_ts	opencv_video
opencv_videostab			

Tabla 4. Librerías OpenCV referenciadas.

El proyecto GrowClassifierTrainer tiene tres carpetas principales denominadas include, src y resources. En la carpeta include se encuentran todos los archivos de cabecera con extensión .hpp con la definición de las principales clases C++. En la carpeta src se encuentran los archivos fuente con extensión .cpp con la implementación de las principales clases C++. La carpeta resources contiene los recursos de configuración del sistema para el entrenamiento y el seguimiento.

Las clases que conforman la arquitectura del proyecto fueron definidas en diferentes archivos de cabecera con el mismo nombre de la clase. La implementación de los métodos de las clases fue realizada en archivos con extensión .cpp con el mismo nombre de la clase. En la tabla 5 se relacionan las clases definidas en la arquitectura con sus correspondientes archivos de implementación.

Clase	Archivo Cabecera - include\	Archivo Implementación - src\
<b>AgeLeaf</b>	core\AgeLeaf.hpp	core\AgeLeaf.cpp
<b>ClassifierNode</b>	core\ClassifierNode.hpp	core\ClassifierNode.cpp
<b>FaceDataBase</b>	core\FaceDataBase.hpp	core\FaceDataBase.cpp
<b>FacialFeatureDescriptor</b>	co- re\FacialFeatureDescriptor.h p	co- re\FacialFeatureDescriptor.cp p
<b>GrowTrainer</b>	core\GrowTrainer.hpp	core\GrowTrainer.cpp
<b>HierarchicalClassifierTree</b>	co- re\HierarchicalClassifierTree .hpp	co- re\HierarchicalClassifierTree .cpp
<b>HierarchicalTreeNode</b>	core\HierarchicalTreeNode.hpp	core\HierarchicalTreeNode.cpp
<b>ImageProcessor</b>	core\ImageProcessor.hpp	core\ImageProcessor.cpp
<b>Display</b>	util\Display.hpp	util\Display.cpp
<b>GrowException</b>	util\GrowException.hpp	util\GrowException.cpp
<b>Log</b>	util\Log.hpp	util\Log.cpp
<b>Mutex</b>	util\Mutex.hpp	util\Mutex.cpp
<b>Runnable</b>	util\Runnable.hpp	util\Runnable.cpp

<b>Settings</b>	util\Settings.hpp	util\Settings.cpp
<b>Thread</b>	util\Thread.hpp	util\Thread.cpp
<b>Util</b>	util\Util.hpp	util\Util.cpp

*Tabla 5. Archivos de implementación de clases.*

Adicionalmente, el proyecto cuenta con una serie de componentes que aseguran su correcto funcionamiento. La tabla 6 presenta la descripción de los componentes utilizados por el sistema:

Componente	Descripción
<b>resources\database\fgnet-bfd\images\*.PNG</b>	Imágenes de entrenamiento del sistema
<b>resources\settings\default_settings.xml</b>	Parámetros de configuración del sistema
<b>resources\settings\settings.txt</b>	Ruta del archivo de parámetros de configuración
<b>resources\logs\log.txt</b>	Log de entrenamiento del sistema

*Tabla 6. Componentes adicionales.*

La base del modelo de representación de características y el modelo de clasificación de individuos esta implementada en este proyecto. El proyecto cuenta con el componente Main.cpp que da inicio al proceso de entrenamiento del árbol binario de decisión perfecto HierarchicalClassifierTree a través del componente de entrenamiento GrowTrainer. La entrada del sistema de entrenamiento son las imágenes de la base de datos y la salida son los modelos estadísticos de descripción facial por género y edad.

En la siguiente imagen se observa el registro generado por el sistema durante el proceso de entrenamiento.

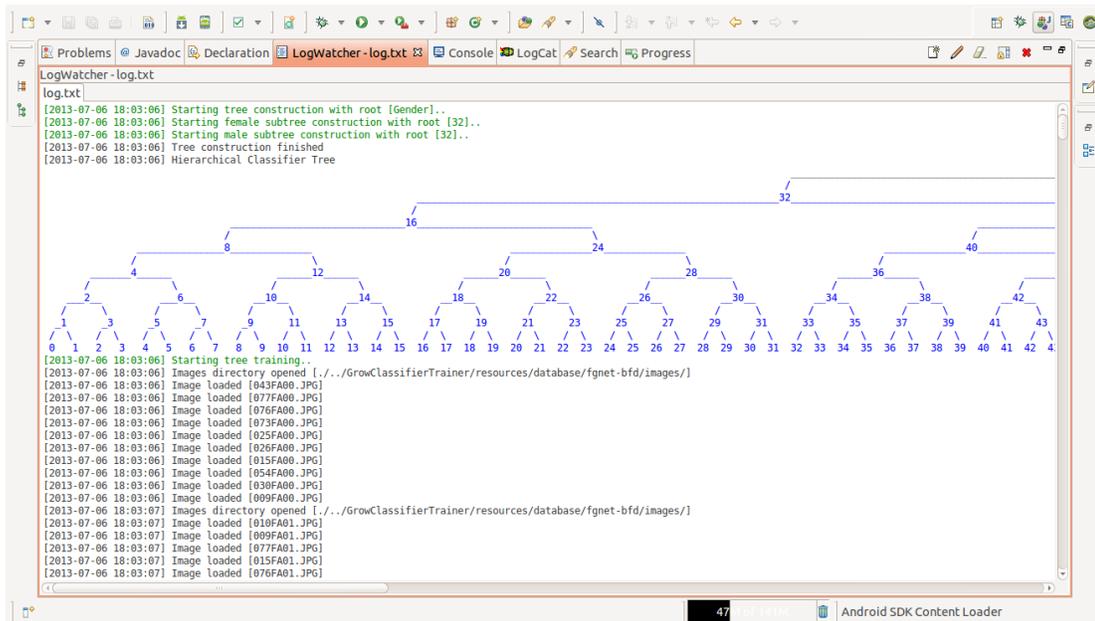


Imagen 25. Registro de entrenamiento del sistema.

Al compilar el proyecto se genera la librería compartida libgrow\_core.so. Esta librería es enlazada dinámicamente desde los proyectos GrowAndroidPredictor y GrowClassifierTester.

### 3.2.2 Proyecto GrowAndroidPredictor

El modelo de estimación de género y edad en dispositivos móviles esta implementado en el proyecto GrowAndroidPredictor, el cual tiene como base la tecnología Android de Google. A través de la interfaz JNI (Java Native Interface) GrowPredictor, se enlaza dinámicamente el código fuente Java del componente principal Android GrowActivity con la librería compartida libgrow\_core.so generada en el proyecto GrowClassifierTrainer.

En la tabla 7 se relacionan las clases definidas en la arquitectura con sus correspondientes archivos de implementación.

Paquete	Clase	Archivo Fuente	Tipo	Lenguaje
co.com.intelligent.grow.android	GrowActivity	GrowActivity.java	Android Activity	Java
co.com.intelligent.grow.android	GrowPredictor	GrowPredictor.java	Interfaz JNI	Java
jni	GrowPredictor	GrowPredictor_jni.h	Cabecera JNI	C++

jni	GrowPredictor	GrowPredictor_jni.cpp	Implementación JNI	C++
-----	---------------	-----------------------	-----------------------	-----

Tabla 7. Archivos de implementación de clases.

La entrada del sistema de predicción son los modelos estadísticos de descripción facial por género y edad generados en el proyecto GrowClassifierTrainer, los cuales se encuentran en la ruta `res\raw\*.XML`. La salida es un rotulo presentado en pantalla con el género y la edad estimada del usuario del dispositivo móvil.

Al compilar el proyecto se genera el componente ejecutable Android `GrowAndroidPredictor.apk`, el cual contiene las librerías nativas compartidas `libgrow_core.so` y `libgrow_predictor.so` y los modelos estadísticos. Con este componente ejecutable se puede dar inicio al proceso de instalación del sistema en dispositivos móviles Android.

### 3.2.3 Proyecto GrowClassifierTester

Para facilitar la ejecución de pruebas experimentales sobre el sistema se implementó el proyecto `GrowClassifierTester`, el cual cuenta con el componente `GrowTester` encargado de esta labor. La clase que conforma la arquitectura del proyecto fue definida en un archivo de cabecera con el mismo nombre de la clase. La implementación de los métodos de la clase fue realizada en un archivo con extensión `.cpp` con el mismo nombre de la clase. En la tabla 8 se relaciona la clase definida en la arquitectura con sus correspondientes archivos de implementación.

Clase	Cabecera - src\	Implementación - src\
<b>GrowTester</b>	<code>GrowTester.hpp</code>	<code>GrowTester.cpp</code>

Tabla 8. Archivos de implementación de clases.

La entrada del sistema de pruebas son las imágenes de prueba y los modelos estadísticos de descripción facial generados previamente. La salida es una serie de archivos con los resultados de estimación sobre las imágenes de prueba modificando diferentes variables experimentales. La tabla 9 presenta la descripción de los componentes adicionales del proyecto:

Componente	Descripción
<code>resources\database\*.JPG</code>	Imágenes de prueba del sistema
<code>resources\models\*.XML</code>	Modelos estadísticos de descripción facial
<code>resources\results\*.txt</code>	Resultados de las pruebas experimentales

Tabla 9. Componentes adicionales.

Los archivos de resultados experimentales son nombrados con la nomenclatura GENERO\_XX\_ECUALIZACION\_YY\_COMPONENTES\_ZZ\_SIZE\_QQQ.txt, donde 'XX' corresponde al valor de la variable experimental 'Identificación inicial del género', 'YY' corresponde al valor de la variable experimental 'Ecuación del histograma de las imágenes', 'ZZ' corresponde al valor de la variable experimental 'Número de componentes para análisis PCA-LDA' y 'QQQ' corresponde al valor de la variable experimental 'Tamaño de ajuste de las imágenes'.

Las variables experimentales y sus valores controlados serán explicados en detalle en la sección de validación experimental.

### 3.3 Prototipo funcional

El prototipo funcional fue concebido como una aplicación para dispositivos móviles con ecosistema Android que interactúa con librerías nativas C++ a través de una interfaz JNI. La aplicación es instalada en el dispositivo móvil a través del archivo GrowAndroidPredictor.apk. La instalación requiere que el dispositivo cuente con el componente OpenCV para Android que se encuentra sin costo en la tienda de aplicaciones Google Play.

Al ingresar a la aplicación el sistema realiza una conexión con la cámara web frontal del dispositivo móvil y se inicia un proceso de detección de rostros y estimación del género y la edad de cada uno de los individuos frente a la cámara cuadro a cuadro. Los rostros detectados son identificados con un rectángulo sobre el cual se escribe un rotulo con el género y la edad estimada del individuo. La diferenciación visual de niños y adultos se realiza a través de rectángulos de dos colores, rojo para menores de edad (edad estimada menor a 18 años) y verde para mayores de edad (edad estimada mayor o igual a 18 años).

El género de los individuos es representado de la siguiente manera:

	Menor de edad	Mayor de edad
Individuo Femenino	Girl	Woman
Individuo Masculino	Boy	Man

Tabla 10. Representación de género por edad.

La siguiente imagen es una captura de pantalla del sistema funcionando en vivo.

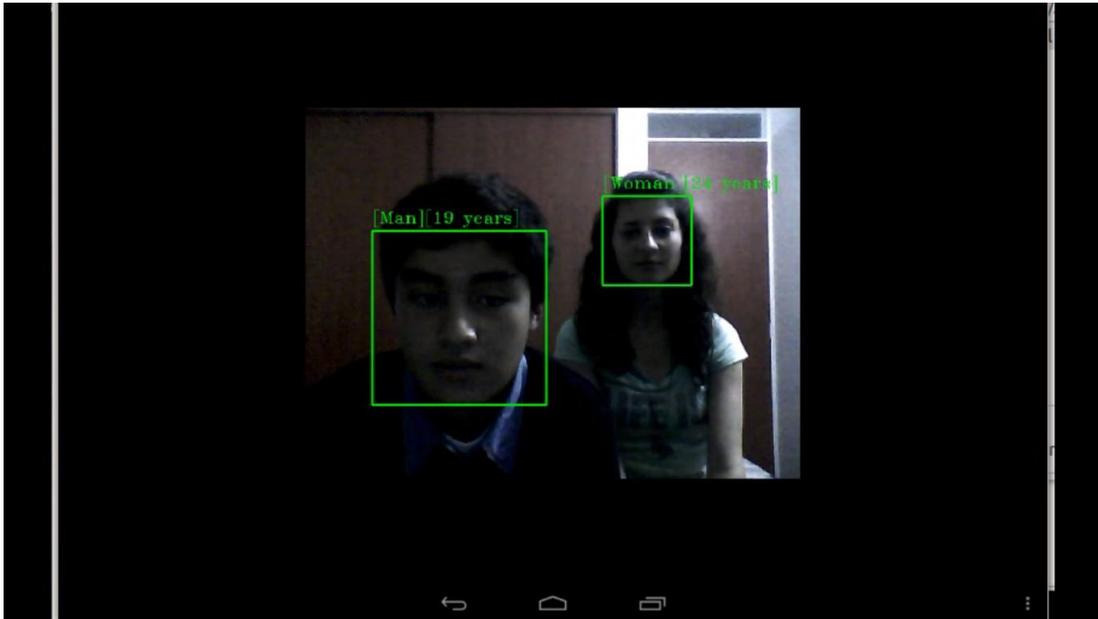


Imagen 26. Estimación con dos personas.

## 4. Validación experimental

Uno de los objetivos principales de este proyecto de investigación es la validación experimental del modelo de diferenciación visual propuesto, a través de la realización de pruebas sobre el prototipo desarrollado. Debido a que el objetivo del sistema es estimar la edad aparente de un individuo, los resultados del sistema no se comparan con su edad real sino con resultados de estimación de un humano. A continuación se relaciona el objetivo general y los objetivos específicos de la validación experimental del modelo propuesto:

### Objetivo general

Validar la efectividad del modelo propuesto con respecto a la estimación de la edad aparente de diferentes individuos sobre un conjunto de imágenes aleatorias.

### Objetivos específicos de la validación experimental del modelo propuesto:

1. Obtener de forma aleatoria los conjuntos de imágenes de entrenamiento, pruebas y validación.
2. Realizar pruebas de estimación con humanos sobre los conjuntos de imágenes de prueba y validación.
3. Identificar el mejor humano estimador de edades al comparar sus mejores resultados con la edad real de los individuos.
4. Validar el modelo propuesto al comparar los resultados con el mejor humano.

## 4.1 Diseño experimental

Para lograr el objetivo de validar el modelo de diferenciación visual propuesto se realizaron una serie de experimentos sobre el prototipo funcional que permitieron definir la exactitud del modelo. Debido a que el modelo propuesto pretende estimar la edad aparente del individuo y no la edad real, se propone la validación del modelo a través de la comparación de los resultados del sistema con los resultados de estimación de un ser humano sobre un mismo conjunto de imágenes aleatorias.

Se dice que el modelo es válido si sus resultados de estimación en cuanto a porcentaje de aciertos de la edad real, igualan o mejoran los resultados de estimación de un ser humano. La selección del humano cuyos resultados son la base de comparación del modelo, se realizó a través de un experimento de comparación de los resultados de tres humanos en diferentes etapas de la vida, seleccionando a aquel que tuvo el porcentaje de aciertos más alto. Adicionalmente, con la validación experimental, se pretende identificar la mejor configuración del modelo al realizar pruebas con las variables: número de componentes a analizar en la representación de características faciales, determinación inicial del género del individuo, tamaño estándar de las imágenes y aplicación de filtros de pre procesamiento para mejora de contraste.

La validación experimental del modelo se desarrolló en cuatro fases cumpliendo coherentemente con los objetivos propuestos:

1. Creación aleatoria de conjuntos de imágenes.
2. Realización de pruebas de estimación con humanos.
3. Identificación del mejor humano estimador.
4. Validación del modelo contra el mejor humano.

### 4.1.1 Creación aleatoria de conjuntos de imágenes

Para esta fase se cuenta con un conjunto de 1159 imágenes totales, combinando las bases de datos Bogotá Face Database y FG-Net Face Database. Para la etapa de validación, las imágenes se han dividido en tres conjuntos principales obtenidos de forma aleatoria.

El primer conjunto de imágenes se empleó para el entrenamiento del sistema, el cual cuenta con el 30% de las imágenes para un total de 348. El segundo conjunto de imágenes se utilizó para la realización de pruebas experimentales, y cuenta con el 60% de las imágenes para un total de 695. El tercer conjunto de imágenes permite la validación de los resultados obtenidos experimentalmente para evitar el sesgo estadístico. Este último conjunto cuenta con el 10% de las imágenes para un total de 116. La tabla 11 presenta la estructura de los conjuntos de imágenes creados.

Conjunto de Imágenes	Porcentaje	Bogotá Face Database	FG-Net Face Database	Total
Entrenamiento	30%	47	301	348

<b>Pruebas</b>	60%	87	608	695
<b>Validación</b>	10%	23	93	116
<b>Total</b>	100%	157	1002	1159

Tabla 11. Conjuntos aleatorios de imágenes.

#### 4.1.2 Realización de pruebas de estimación con humanos

Se solicitó la colaboración de tres personas en diferentes etapas de la vida para que con su experticia estimaran la edad de diferentes individuos a través de imágenes faciales. Las estimaciones de cada persona se realizaron sobre los conjuntos de imágenes de pruebas de experimentación y validación presentando las fotografías de forma aleatoria. Las personas con las cuales se realizó el experimento tienen las siguientes características:

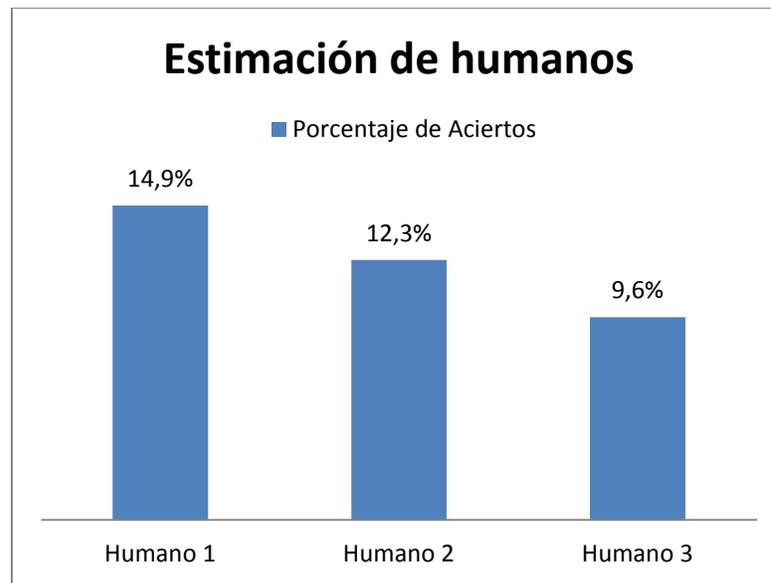
<b>Identificación</b>	<b>Género</b>	<b>Edad</b>
<b>Humano 1</b>	Femenino	65
<b>Humano 2</b>	Femenino	38
<b>Humano 3</b>	Femenino	21

Tabla 12. Descripción de humanos.

#### 4.1.3 Identificación del mejor humano estimador

Con el fin de identificar al mejor humano estimador de edad aparente se realizaron tres sesiones de estimación aleatoria con cada persona, separadas por un intervalo de tiempo de una semana. El objetivo de este ejercicio era identificar la mejor estimación de cada humano. El intervalo de tiempo de una semana entre sesiones y la presentación aleatoria de las imágenes permitió mitigar el efecto memoria que los humanos pudieran tener sobre las imágenes.

Finalmente cada humano realizó tres estimaciones para los conjuntos de imágenes de prueba y validación. La mejor estimación de cada humano con respecto a la edad real se tomó como base de comparación para identificar al mejor humano estimador. Al comparar los mejores resultados de los humanos se identificó que el Humano 1 es el mejor estimador de edades. La siguiente grafica presenta el porcentaje de aciertos de la mejor estimación de cada humano con respecto a la edad real de los individuos en las imágenes.



*Gráfica 1. Estimación de humanos.*

#### 4.1.4 Validación del modelo contra el mejor humano

El sistema fue comparado con los resultados de estimación del mejor humano, modificando diferentes variables de experimentación con el fin de determinar la mejor configuración del modelo de diferenciación.

Para la validación experimental se identificaron cuatro variables independientes que se pueden controlar para validar el funcionamiento del sistema bajo diferentes condiciones. Las variables identificadas y sus posibles valores se presentan en la tabla 13.

Variable experimental	Posibles valores
Identificación inicial del género	SI, NO
Ecuilibración del histograma de las imágenes	SI, NO
Número de componentes para análisis PCA-LDA	1, 10, 20, 30, 40
Tamaño de ajuste de las imágenes en píxeles	100, 200, 300, 400

*Tabla 13. Variables experimentales.*

La variable identificación inicial del género permite determinar si la estimación inicial del género del individuo tiene incidencia sobre el resultado final de la estimación de edad. La variable ecualización del histograma permite saber si la aplicación de este filtro en el modelo de pre procesamiento para mejorar el contraste e iluminación de la imagen mejora los resultados de estimación.

Las variables número de componentes para análisis PCA-LDA y tamaño de ajuste de las imágenes permiten establecer si el número de componentes para análisis y el tamaño de estandarización de las imágenes previo influyen los resultados finales.

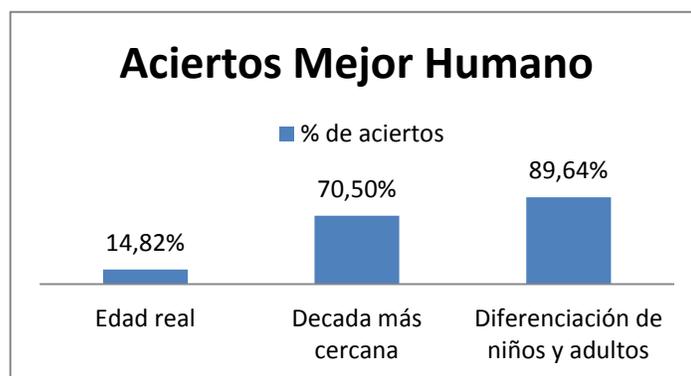
Al realizar una combinación de los posibles valores de cada variable se identifica un total de ochenta (80) experimentos para cada conjunto de imágenes (pruebas y validación), para un gran total de ciento sesenta (160) pruebas. Cada experimento requirió el entrenamiento del modelo de diferenciación y la creación de ochenta (80) paquetes de modelos estadísticos diferentes. En cada iteración se realizó la estimación de la edad sobre los conjuntos de imágenes de prueba y validación.

## 4.2 Resultados

Los resultados obtenidos sobre los conjuntos de imágenes de pruebas y validación para cada una de las ochenta pruebas experimentales, se analizaron bajo tres escenarios: porcentaje de acierto con respecto a edad real, porcentaje de acierto con respecto a la década más cercana y porcentaje de acierto de diferenciación visual de niños y adultos. Para el análisis y comparación de resultados se tomó como referencia el resultado del mejor humano obtenido sobre ese conjunto de imágenes frente a la mejor estimación realizada por el sistema tanto en pruebas experimentales como de validación.

### 4.2.1 Resultado de las pruebas experimentales

Los resultados de las pruebas experimentales del sistema se compararon frente a los resultados obtenidos por el mejor humano sobre el conjunto de imágenes de prueba. La gráfica 2 presenta los porcentajes de acierto del mejor humano sobre el conjunto de imágenes de prueba en los tres escenarios de análisis propuestos.



Gráfica 2. Resultados experimentales del mejor humano.

El mejor humano presentó un resultado de estimación muy pobre con respecto a la edad real, no obstante presentó resultados aceptables de coincidencia de la década más cercana a la edad real y la edad estimada. En términos generales la diferenciación visual de niños y adultos presentó un alto porcentaje de acierto, donde niño se define como una persona menor de dieciocho años (18) y adulto se define como una persona con edad mayor o igual a dieciocho años (18).

La tabla 13 contiene los porcentajes de acierto obtenidos del sistema para cada una de las ochenta (80) pruebas experimentales sobre el conjunto de imágenes de prueba comparando la estimación realizada con la edad real de los individuos. Como se observa, al igual que el mejor humano existen muy pobres resultados de estimación con respecto a la edad real de los individuos. Los mejores resultados son resaltados con color verde. Los resultados cercanos a la mejor estimación son resaltados con color amarillo.

Los mejores resultados sobre el escenario de comparación de edad real se presentan para las imágenes no ecualizadas a las cuales no se les identificó inicialmente el género y que cuentan con un tamaño estándar de cien (100) píxeles con una representación de características de veinte (20) y cuarenta (40) componentes.

PORCENTAJES DE ACIERTO CON RESPECTO A EDAD REAL											
		Identificación inicial del género									
		NO				SI					
		Tamaño de ajuste de las imágenes				Tamaño de ajuste de las imágenes					
		100	200	300	400	100	200	300	400		
Ecuilización del histograma de las imágenes	NO	Número de componentes	1	2,3%	2,3%	2,4%	2,3%	2,3%	2,3%	1,9%	2,2%
			10	3,9%	4,7%	3,5%	3,7%	3,3%	2,7%	3,7%	3,0%
			20	6,6%	5,2%	5,5%	6,0%	4,7%	3,9%	4,6%	3,9%
			30	5,9%	4,5%	2,9%	3,9%	6,6%	4,3%	5,3%	3,9%
			40	6,6%	4,3%	6,0%	5,8%	5,2%	4,0%	4,7%	2,6%
	SI	Número de componentes	1	2,6%	2,6%	2,7%	2,7%	2,6%	2,0%	1,7%	1,9%
			10	3,0%	3,9%	3,7%	3,2%	3,3%	2,6%	2,0%	2,7%
			20	4,9%	5,2%	4,2%	4,3%	4,6%	5,8%	4,7%	4,5%
			30	5,5%	5,0%	4,7%	5,2%	4,3%	4,9%	4,2%	5,2%
			40	5,8%	6,2%	4,9%	4,5%	4,0%	5,5%	4,9%	4,0%

Tabla 13. Porcentajes de acierto por edad real.

La tabla 14 contiene los porcentajes de acierto obtenidos del sistema para cada una de las ochenta (80) pruebas experimentales sobre el conjunto de imágenes de prueba, comparando la década más cercana de la estimación realizada con la década más cercana de la edad real de los individuos. Adicionalmente se puede observar una mejora importante en los porcentajes de acierto con respecto a la estimación de la edad real. Los mejores resultados son resaltados

con color verde. Los resultados cercanos a la mejor estimación son resaltados con color amarillo.

Los mejores resultados presentan un equilibrio con respecto a la estimación de género y ecualización del histograma inicial. No obstante, los mejores resultados presentan una tendencia hacia un mayor número de componentes para análisis. También se observa que el tamaño estándar de doscientos (200) pixeles tiene los mejores resultados obtenidos.

PORCENTAJES DE ACIERTO CON RESPECTO A DÉCADA MÁS CERCANA											
		Identificación inicial del género									
		NO				SI					
		Tamaño de ajuste de las imágenes				Tamaño de ajuste de las imágenes					
		100	200	300	400	100	200	300	400		
Ecuilización del histograma de las imágenes	NO	Número de componentes	1	24,9%	25,8%	26,9%	25,5%	24,9%	25,6%	25,3%	25,2%
			10	30,5%	30,5%	30,2%	28,9%	28,8%	27,8%	28,2%	27,8%
			20	35,4%	34,2%	34,5%	35,3%	32,7%	34,2%	35,0%	33,2%
			30	36,0%	38,1%	33,8%	37,4%	39,1%	35,1%	37,3%	35,4%
			40	36,8%	36,8%	36,5%	36,4%	37,8%	35,4%	36,1%	34,4%
	SI	Número de componentes	1	25,6%	22,6%	24,3%	23,6%	24,9%	25,5%	25,6%	25,2%
			10	29,2%	29,6%	31,1%	28,5%	30,2%	30,5%	30,5%	30,2%
			20	34,7%	34,2%	34,8%	32,5%	35,0%	37,3%	35,7%	34,8%
			30	34,4%	34,8%	35,8%	35,5%	34,8%	35,7%	35,4%	34,0%
			40	38,4%	39,3%	39,1%	37,6%	38,7%	39,3%	36,7%	37,4%

Tabla 14. Porcentajes de acierto por década más cercana.

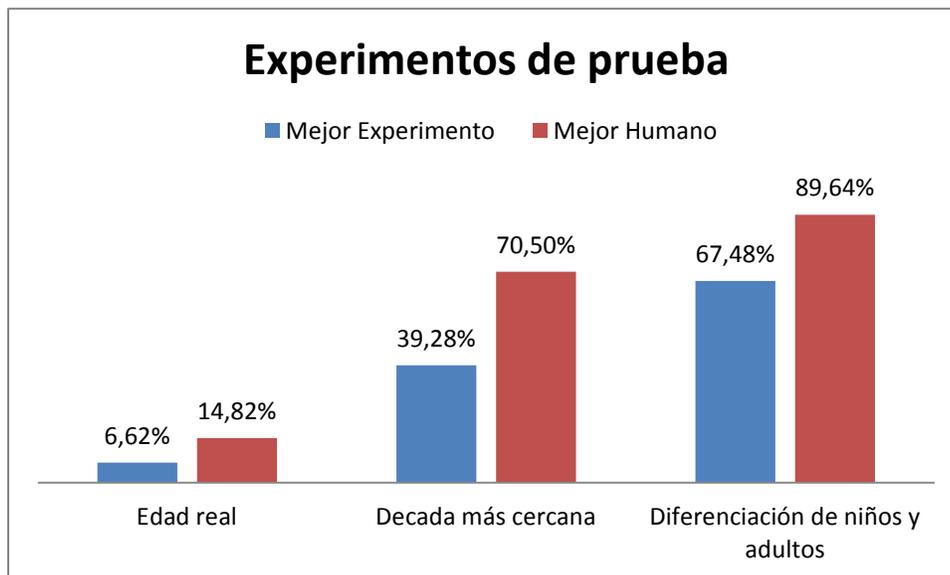
La tabla 15 contiene los porcentajes de acierto obtenidos del sistema para cada una de las ochenta (80) pruebas experimentales sobre el conjunto de imágenes de prueba, comparando los aciertos de diferenciación visual de niños y adultos. En la tabla se puede observar una mejora importante en los porcentajes de acierto con respecto a la estimación de la edad real y la década más cercana. Los mejores resultados son resaltados con color verde. Los resultados cercanos a la mejor estimación son resaltados con color amarillo.

Los mejores resultados presentan un equilibrio con respecto a la ecualización del histograma inicial pero se observa un número mayor de buenos resultados al identificar inicialmente el género. Adicionalmente, al igual que los resultados de la tabla 13, los mejores resultados presentan una tendencia hacia un mayor número de componentes para análisis y el tamaño estándar doscientos (200) presenta nuevamente los mejores resultados.

PORCENTAJES DE ACIERTO CON RESPECTO A NIÑOS Y ADULTOS											
		Identificación inicial del género									
		NO				SI					
		Tamaño de ajuste de las imágenes				Tamaño de ajuste de las imágenes					
		100	200	300	400	100	200	300	400		
Ecuilización del histograma de las imágenes	NO	Número de componentes	1	51,8%	51,5%	52,5%	52,5%	50,8%	51,5%	50,9%	51,2%
			10	58,3%	59,6%	58,0%	58,4%	51,7%	50,8%	52,4%	51,8%
			20	60,0%	60,9%	58,7%	58,6%	57,0%	60,0%	59,1%	58,0%
			30	58,8%	60,6%	57,4%	57,7%	63,9%	62,2%	62,6%	62,7%
			40	62,3%	61,7%	60,6%	61,2%	66,3%	64,2%	63,7%	63,0%
	SI	Número de componentes	1	47,8%	47,3%	48,8%	48,3%	47,3%	49,2%	49,4%	48,3%
			10	54,0%	52,8%	54,0%	53,2%	55,7%	55,4%	55,5%	55,4%
			20	58,0%	59,4%	58,0%	57,0%	60,0%	60,7%	60,0%	59,6%
			30	60,3%	60,3%	59,7%	60,3%	62,6%	59,7%	61,2%	60,9%
			40	66,3%	66,5%	64,9%	65,9%	65,9%	67,5%	64,5%	63,3%

Tabla 15. Porcentajes de acierto de diferenciación visual.

Al comparar el mejor resultado del sistema en cada escenario de análisis experimental frente a los resultados del mejor humano para el conjunto de imágenes de prueba se observan los resultados presentados en la gráfica 3.

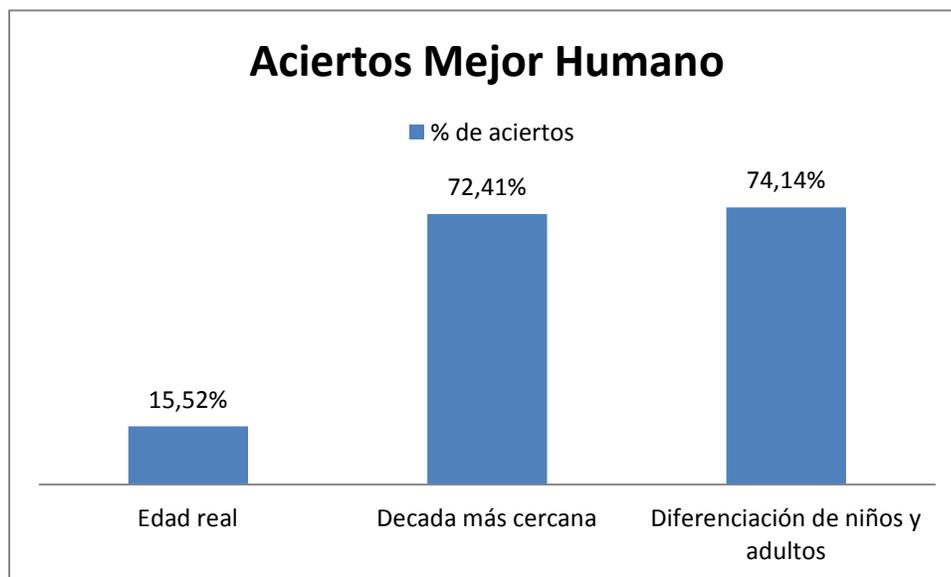


Gráfica 3. Comparación de resultados experimentales

En los resultados se observa un patrón de crecimiento del número de aciertos similar para el sistema y el mejor humano. Sin embargo, aunque el sistema presentó resultados cercanos en términos de diferenciación visual de niños y adultos, la mejor estimación del sistema en el marco experimental propuesto no logró el objetivo de igualar o mejorar la estimación del mejor humano.

#### 4.2.2 Resultado de las pruebas de validación

Los resultados de las pruebas de validación del sistema se compararon frente a los resultados obtenidos por el mejor humano sobre el conjunto de imágenes de validación. La gráfica 4 presenta los porcentajes de acierto del mejor humano sobre el conjunto de imágenes de validación en los tres escenarios de análisis propuestos.



Gráfica 4. Resultados de validación del mejor humano.

Nuevamente el mejor humano presentó un resultado de estimación muy pobre con respecto a la edad real, comprobando la complejidad del proceso de estimación de la edad real, no obstante nuevamente el mejor humano presentó resultados aceptables de coincidencia de la década más cercana a la edad real y la edad estimada. En términos generales la diferenciación visual de niños y adultos presentó un porcentaje aceptable de acierto muy similar a los resultados de acierto de la década más cercana.

La tabla 16 contiene los porcentajes de acierto obtenidos del sistema para cada una de las ochenta (80) pruebas experimentales sobre el conjunto de imágenes de validación, comparando la estimación realizada con la edad real de los individuos. Como se observa, se validan los resultados de las pruebas iniciales, donde los mejores resultados sobre el escenario de comparación de edad real se presentan para las imágenes no ecualizadas a las cuales no se les identificó inicialmente el género y que cuentan con un tamaño estándar de cien (100) píxeles con una representación de características de veinte (20) y cuarenta (40) componentes.

PORCENTAJES DE ACIERTO CON RESPECTO A EDAD REAL											
			Identificación inicial del género								
			NO				SI				
			Tamaño de ajuste de las imágenes				Tamaño de ajuste de las imágenes				
			100	200	300	400	100	200	300	400	
Ecuilización del histograma de las imágenes	NO	Número de componentes	1	0,9%	0,9%	0,9%	1,7%	1,7%	1,7%	1,7%	1,7%
			10	1,7%	3,4%	1,7%	2,6%	3,4%	4,3%	3,4%	2,6%
			20	6,9%	4,3%	1,7%	5,2%	2,6%	1,7%	2,6%	5,2%
			30	5,2%	5,2%	6,0%	4,3%	4,3%	4,3%	4,3%	6,0%
			40	6,0%	2,6%	4,3%	6,9%	3,4%	2,6%	4,3%	4,3%
	SI	Número de componentes	1	2,6%	1,7%	0,9%	1,7%	0,0%	0,0%	0,0%	0,9%
			10	0,0%	1,7%	1,7%	0,9%	2,6%	3,4%	5,2%	4,3%
			20	5,2%	2,6%	3,4%	2,6%	6,9%	5,2%	6,0%	3,4%
			30	2,6%	4,3%	4,3%	5,2%	6,9%	5,2%	6,0%	3,4%
			40	4,3%	4,3%	6,9%	8,6%	4,3%	1,7%	3,4%	4,3%

Tabla 16. Porcentajes de acierto por edad real.

La tabla 17 contiene los porcentajes de acierto obtenidos del sistema para cada una de las ochenta (80) pruebas de validación sobre el conjunto de imágenes de validación, comparando la década más cercana de la estimación realizada con la década más cercana de la edad real de los individuos.

Adicionalmente se puede ver una tendencia de mejora de los resultados provocada por la ecualización inicial del histograma de las imágenes. El equilibrio de los resultados con respecto a la estimación inicial del género se valida junto a la tendencia de los mejores resultados a tener un mayor número de componentes para análisis facial.

PORCENTAJES DE ACIERTO CON RESPECTO A DÉCADA MÁS CERCANA											
			Identificación inicial del género								
			NO				SI				
			Tamaño de ajuste de las imágenes				Tamaño de ajuste de las imágenes				
			100	200	300	400	100	200	300	400	
Ecuilización del histograma de las imágenes	NO	Número de componentes	1	15,5%	14,7%	15,5%	15,5%	25,0%	24,1%	24,1%	23,3%
			10	26,7%	29,3%	25,0%	30,2%	31,9%	26,7%	25,9%	28,4%
			20	43,1%	46,6%	35,3%	37,1%	34,5%	39,7%	38,8%	35,3%
			30	42,2%	43,1%	44,8%	40,5%	44,0%	42,2%	40,5%	41,4%
			40	41,4%	40,5%	39,7%	39,7%	36,2%	37,1%	44,8%	42,2%
	SI	Número de componentes	1	23,3%	23,3%	22,4%	25,0%	19,8%	23,3%	21,6%	25,0%
			10	22,4%	27,6%	26,7%	29,3%	28,4%	31,9%	31,9%	31,9%
			20	42,2%	40,5%	37,1%	39,7%	37,1%	37,1%	32,8%	35,3%
			30	37,1%	41,4%	39,7%	38,8%	43,1%	39,7%	43,1%	41,4%
			40	39,7%	40,5%	47,4%	45,7%	37,9%	46,6%	39,7%	42,2%

Tabla 17. Porcentajes de acierto por década más cercana.

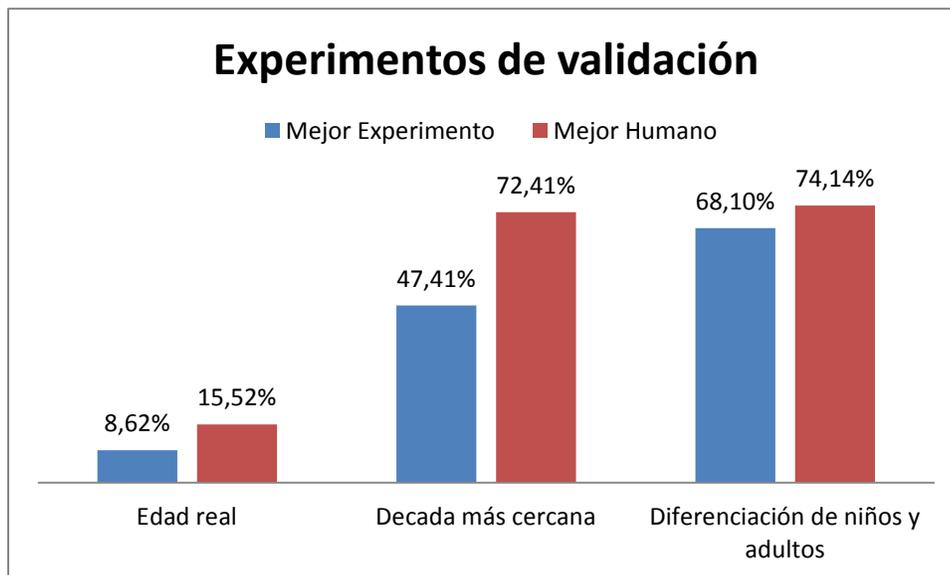
La tabla 18 contiene los porcentajes de acierto obtenidos del sistema para cada una de las ochenta (80) pruebas de validación sobre el conjunto de imágenes de validación, comparando los aciertos de diferenciación visual de niños y adultos. En la tabla se puede observar una mejora significativa en los porcentajes de acierto con respecto a la estimación de la edad real y la década más cercana.

Con los resultados obtenidos se valida la tendencia de obtener mejores resultados a través de la estimación inicial del género y la ecualización del histograma de las imágenes. Adicionalmente se confirma que los mejores resultados integran un mayor número de componentes para análisis estadístico siendo el tamaño estándar doscientos (200) el que mejor resultados ha generado.

PORCENTAJES DE ACIERTO CON RESPECTO A NIÑOS Y ADULTOS											
		Identificación inicial del género									
		NO				SI					
		Tamaño de ajuste de las imágenes				Tamaño de ajuste de las imágenes					
		100	200	300	400	100	200	300	400		
Ecuilización del histograma de las imágenes	NO	Número de componentes	1	50,0%	47,4%	49,1%	48,3%	50,9%	51,7%	50,9%	50,9%
			10	54,3%	59,5%	56,0%	56,0%	54,3%	50,0%	50,9%	51,7%
			20	67,2%	66,4%	62,1%	62,9%	60,3%	65,5%	62,9%	62,1%
			30	60,3%	61,2%	62,1%	61,2%	63,8%	63,8%	62,9%	62,1%
			40	62,1%	63,8%	63,8%	63,8%	61,2%	64,7%	68,1%	68,1%
	SI	Número de componentes	1	56,0%	50,9%	51,7%	53,4%	51,7%	50,0%	49,1%	50,9%
			10	50,0%	52,6%	52,6%	50,9%	48,3%	56,9%	56,0%	55,2%
			20	63,8%	55,2%	52,6%	54,3%	63,8%	58,6%	56,9%	56,0%
			30	64,7%	61,2%	62,1%	64,7%	64,7%	67,2%	66,4%	67,2%
			40	59,5%	66,4%	66,4%	62,9%	63,8%	63,8%	66,4%	62,1%

Tabla 18. Porcentajes de acierto de diferenciación visual.

Al comparar el mejor resultado del sistema en cada escenario de análisis experimental frente a los resultados del mejor humano para el conjunto de imágenes de validación se observan los resultados presentados en la gráfica 5.



Gráfica 5. Comparación de resultados de validación.

Con estos resultados se valida la existencia de un patrón de crecimiento del número de aciertos similar para el sistema y el mejor humano. Sin embargo, aunque el sistema presentó mejores resultados de diferenciación visual de niños y adultos, se validó que la mejor estimación del sistema en el marco experimental propuesto no logró el objetivo de igualar o mejorar la estimación del mejor humano.

## IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

El análisis de resultados experimentales sobre los escenarios de estimación propuestos, junto a la validación realizada al comparar los resultados obtenidos con la estimación del mejor humano generan las siguientes conclusiones

- Los mejores resultados de diferenciación visual de niños y adultos se presentaron al generar una estimación inicial del género del individuo. No obstante, la mejora de resultados no fue significativa.
- Para los resultados de estimación frente a la edad real no se presentaron buenos resultados con estimación previa del género. Este resultado prueba la poca cohesión de la edad real y la edad aparente de los individuos, demostrando que la decisión de comparar los resultados de investigación frente a resultados humanos fue acertada.
- Los resultados de la mejor estimación del sistema presentaron el mismo patrón de crecimiento frente a los escenarios propuestos de análisis experimental.
- En el modelo propuesto el porcentaje de aciertos es proporcional al número de componentes de representación de características utilizados. Entre más componentes mejor resultado de estimación es generado por el sistema. Esto se demuestra al verificar que los mejores resultados se presentan cuando el número de componentes es cuarenta (40).
- El número de componentes de representación de características incide directamente sobre el tamaño de los modelos estadísticos. No se planteó un escenario de pruebas con un número de componentes de representación superior a cuarenta (40) debido a que el tamaño de cada modelo es superior a dos megabytes (2MB). Con modelos superiores a este tamaño se presentaron complicaciones en el desempeño y estabilidad del dispositivo móvil.
- En los resultados se evidencia que al estimar inicialmente la edad de los individuos se puede reducir el número de componentes utilizados para lograr el mismo resultado.
- Para aumentar el tamaño de los componentes del sistema y por ende mejorar los resultados, se propone como trabajo futuro implementar técnicas de compresión de los modelos estadísticos generados, con el fin de no impactar el desempeño ni la estabilidad del dispositivo móvil, obteniendo mejores resultados.
- El incremento en el tamaño de estandarización de las imágenes en el modelo de pre procesamiento previo a la representación estadística de características no mejoró los resultados obtenidos. Se observó que los mejores resultados de diferenciación visual de niños y adultos fueron obtenidos con un tamaño de estandarización de doscientos (200) pixeles.
- La ecualización de las imágenes en el modelo de pre procesamiento previo si mejoró los resultados de diferenciación visual cuando el número de componentes para el análisis estadístico es elevado. De lo contrario la ecualización no ofrece una mejora relevante en los resultados.

- Aunque en el marco de las pruebas experimentales realizadas no se logró el objetivo de igualar o mejorar el mejor porcentaje de aciertos del mejor humano, siguiendo el patrón que demuestra que un aumento en el número de componentes mejora el porcentaje de aciertos, se puede afirmar que al aumentar el número de componentes implementando técnicas de compresión de los modelos para mitigar el impacto negativo en el dispositivo móvil, se puede lograr el objetivo sin realizar modificaciones al modelo de diferenciación original.
- Los resultados obtenidos fueron impactados por el bajo número de imágenes con las que fue entrenado el modelo. Debido a restricciones de adquisición, el modelo no contó con suficientes imágenes de personas de la tercera edad para realizar correctamente el entrenamiento. Adicionalmente, la generación del conjunto de imágenes de entrenamiento de forma aleatoria originó que cierto grupo de nodos hoja permanecieran con cero o una imagen de entrenamiento, afectando los resultados del modelo.
- Las pruebas experimentales comprueban que la mejor configuración del sistema se da al ecualizar el histograma de las imágenes previo análisis, estimando inicialmente el género del individuo, con un tamaño estándar de las imágenes de doscientos (200) píxeles y el mayor número de componentes posible que no impacte el desempeño y la estabilidad del dispositivo móvil.
- Los experimentos evidencian que el modelo propuesto, la arquitectura de desarrollo empleada y las herramientas de desarrollo seleccionadas fueron acertadas. Adicionalmente se demuestra que con una leve mejora en la compresión de los archivos al utilizar un número de componentes elevado se puede lograr el objetivo propuesto.
- El modelo propuesto puede ser mejorado al entrenar los nodos intermedios con las imágenes del nodo hoja más a su izquierda y el nodo hoja más a su derecha, a cambio de entrenarlos con las imágenes de todos los nodos a su izquierda y todos los nodos a su derecha. Para realizar esta mejora se debe asegurar que cada nodo hoja cuente con un gran número de imágenes base para su entrenamiento. Con esta mejora se lograría una reducción significativa de tiempo de entrenamiento y tamaño final de los modelos, permitiendo aumentar el número de componentes a analizar.
- La base de datos de rostros Bogotá Face Database cuenta con un número de imágenes importante, pero es necesario que futuros proyectos de investigación generen un aporte complementario. Con nuevos aportes a mediano plazo la base de datos se convertirá en referente de investigación a nivel latinoamericano.
- La metodología estructurada del proyecto permitió alcanzar de forma satisfactoria, coherente y ordenada cada uno de los objetivos propuestos inicialmente.
- La metodología de desarrollo Personal Software Process permitió implementar un prototipo funcional de calidad de forma rápida y efectiva sin generar impacto en el tiempo planeado para esta actividad.

## V. REFERENCIAS

- [1] Alan R. Hevner, Salvatore T. March, Jinsoo Park, and Sudha Ram. 2004. Design science in information systems research. *MIS Q.* 28, 1 (March 2004), 75-105.
- [2] Alan Hevner and Samir Chatterjee. 2010. *Design Research in Information Systems: Theory and Practice* (1st ed.). Springer Publishing Company, Incorporated.
- [3] F. Yun, G. Guodong, and T. S. Huang, "Age Synthesis and Estimation via Faces: A Survey," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 32, pp. 1955-1976, 2010.
- [4] L. Zyga, *Intelligent Computers See Your Human Traits*, <http://www.physorg.com/news131277135.html>, PhysOrg.com, May 2008.
- [5] N. Ramanathana, R. Chellappa, and S. Biswas, "Computational Methods for Modeling Facial Aging: A Survey," *J. Visual Languages and Computing*, vol. 20, no. 3, pp. 131-144, 2009.
- [6] *Aging of the Face*, <http://www.face-and-emotion.com/dataface/facets/aging.jsp>, 2010.
- [7] *Electronic Customer Relationship Management (ECRM)*, <http://en.wikipedia.org/wiki/ECRM>, 2010.
- [8] J.E. Kloeppel, "Step Right Up, Let the Computer Look at Your Face and Tell You Your Age," <http://news.illinois.edu/news/08/0923age.html>, 2010.
- [9] G. Guo, Y. Fu, C. Dyer, and T.S. Huang, "Image-Based Human Age Estimation by Manifold Learning and Locally Adjusted Robust Regression," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 17, no. 7, pp. 1178-1188, July 2008.
- [10] A. Lanitis, C. Draganova, and C. Christodoulou, "Comparing Different Classifiers for Automatic Age Estimation," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics Part B*, vol. 34, no. 1, pp. 621-628, Feb. 2004.
- [11] A.K. Jain, S.C. Dass, and K. Nandakumar, "Soft Biometric Traits for Personal Recognition Systems," *Proc. Int'l Conf. Biometric Authentication*, pp. 731-738, 2004.
- [12] M. Das and A.C. Loui, "Automatic Face-Based Image Grouping for Albuming," *Proc. IEEE Conf. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 4, pp. 3726-3731, 2003.
- [13] A. Gallagher and T. Chen, "Understanding Images of Groups of People," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009.
- [14] A.M. Alberta, K. Ricanek, and E. Pattersonb, "A Review of the Literature on the Aging Adult Skull and Face: Implications for Forensic Science Research and Applications," *Forensic Science Int'l*, vol. 172, no. 1, pp. 1-9, 2007.
- [15] L.S. Mark, J.B. Pittenger, H. Hines, C. Carello, R.E. Shaw, and J.T. Todd, "Wrinkling and Head Shape as Coordinated Sources of Age-Level Information," *Perception and Psychophysics*, vol. 27, no. 2, pp. 117-124, 1980.
- [16] A. Stone, *The Aging Process of the Face & Techniques of Rejuvenation*, [http://www.aaronstonemd.com/Facial\\_Aging\\_Rejuvenation.shtm](http://www.aaronstonemd.com/Facial_Aging_Rejuvenation.shtm), 2010.

- 
- [17] T. Valentine, "A Unified Account of the Effects of Distinctiveness, Inversion, and Race in Face Recognition," *Quarterly J. Experimental Psychology*, vol. 43, no. 2, pp. 161-204, 1991.
- [18] M. Gonzalez-Ulloa and E. Flores, "Senility of the Face: Basic Study to Understand Its Causes and Effects," *Plastic and Reconstructive Surgery*, vol. 36, pp. 239-246, 1965.
- [19] X. Geng, Z.-H. Zhou, and K. Smith-Miles, "Automatic Age Estimation Based on Facial Aging Patterns," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 12, pp. 2234-2240, Dec. 2007.
- [20] N. Ramanathan and R. Chellappa, "Face Verification across Age Progression," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 15, no. 11, pp. 3349-3361, Nov. 2006.
- [21] Y. Fu and T.S. Huang, "Human Age Estimation with Regression on Discriminative Aging Manifold," *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 10, no. 4, pp. 578-584, June 2008.
- [22] Y. Kwon and N. Lobo, "Age Classification from Facial Images," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 762-767, 1994.
- [23] Y. Kwon and N. Lobo, "Age Classification from Facial Images," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 74, no. 1, pp. 1-21, 1999.
- [24] T.R. Alley, *Social and Applied Aspects of Perceiving Faces*. Lawrence Erlbaum Assoc., 1988.
- [25] N. Ramanathan and R. Chellappa, "Modeling Age Progression in Young Faces," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 387-394, 2006.
- [26] Y. Fu, Y. Xu, and T.S. Huang, "Estimating Human Ages by Manifold Analysis of Face Pictures and Regression on Aging Features," *Proc. IEEE Conf. Multimedia and Expo*, pp. 1383-1386, 2007.
- [27] H.S. Seung and D.D. Lee, "The Manifold Ways of Perception," *Science*, vol. 290, no. 5500, pp. 2268-2269, 2000.
- [28] J. Hayashi, M. Yasumoto, H. Ito, and H. Koshimizu, "Method for Estimating and Modeling Age and Gender Using Facial Image Processing," *Proc. Seventh Int'l Conf. Virtual Systems and Multimedia*, pp. 439-448, 2001.
- [29] J. Hayashi, M. Yasumoto, H. Ito, Y. Niwa, and H. Koshimizu, "Age and Gender Estimation from Facial Image Processing," *Proc. SICE Ann. Conf.*, vol. 1, pp. 13-18, 2002.
- [30] A. Lanitis, C. Taylor, and T. Cootes, "Toward Automatic Simulation of Aging Effects on Face Images," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 4, pp. 442-455, Apr. 2002.
- [31] S. Weisberg, *Applied Linear Regression*, third ed. Wiley Interscience, 2004.
- [32] G. Guo, Y. Fu, T.S. Huang, and C. Dyer, "Locally Adjusted Robust Regression for Human Age Estimation," *Proc. IEEE Workshop Applications of Computer Vision*, 2008.
- [33] Belhumeur, P.N.; Hespanha, J.P.; Kriegman, D., "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, vol.19, no.7, pp.711,720, Jul 1997.

- [34] Martinez, Aleix M.; Kak, A.C., "PCA versus LDA," *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on , vol.23, no.2, pp.228,233, Feb 2001.
- [35] Xiao-gao Yu; Xiao-peng Yu, "The Research on An Adaptive K-Nearest Neighbors Classifier," *Machine Learning and Cybernetics*, 2006 International Conference on , vol., no., pp.1241,1246, 13-16 Aug. 2006.
- [36] Wohlin, C.; Wesslen, A., "Understanding software defect detection in the Personal Software Process," *Software Reliability Engineering*, 1998. Proceedings. The Ninth International Symposium on , vol., no., pp.49,58, 4-7 Nov 1998.

## VI. ANEXOS

A continuación se enumeran los artefactos anexos que dan consistencia al reporte de investigación generado en este documento.

- 1. Propuesta de investigación: *MISyC TG - Propuesta - Ricardo Suarez - 2012-05-30.pdf***  
Propuesta inicial de investigación aprobada por el director de la maestría en ingeniería de Sistemas y Computación.
- 2. Artículos generados y referencias bibliográficas: *Artículos y Referencias.zip***  
Artículos de investigación generados y referencias bibliográficas consultadas.
- 3. Diseño experimental y resultados de investigación: *Experimentacion.zip***  
Documentos con diseño experimental y resultados de investigación generados por el proyecto.
- 4. Modelos del proyecto y arquitectura de la aplicación: *Modelos y Arquitectura.zip***  
Documentos de diseño del modelo, arquitectura de la aplicación y diseño del prototipo funcional.
- 5. Presentaciones de avance del proyecto: *Presentaciones.zip***  
Presentaciones con el avance realizado a través del tiempo de desarrollo del proyecto.
- 6. Protocolo de adquisición de imágenes, formatos y circulares Bogotá Face Database: *Protocolo Adquisición Imágenes.zip***  
Documentos relacionados a la creación de la base de datos de rostros Bogotá Face Database. Este anexo contiene los documentos de soporte ético y metodológico de la adquisición de imágenes realizada.
- 7. Videos de funcionamiento del prototipo funcional: *Videos Prototipo.zip***  
Videos que demuestran el funcionamiento del primer y segundo prototipo funcional.

**Nota:** La base de datos de rostros Bogotá Face Database y el código fuente del prototipo experimental no están disponibles para descarga del público en general. Si estos artefactos son requeridos para evaluación por favor contactar al director del grupo de investigación TAKINA de la Pontificia Universidad Javeriana para solicitar acceso a la base de datos o contactar al autor del proyecto para solicitar descarga del código fuente.

Información de contacto del autor del proyecto:

[suarez.ricardo@javeriana.edu.co](mailto:suarez.ricardo@javeriana.edu.co)

[ingeniero.ricardo@gmail.com](mailto:ingeniero.ricardo@gmail.com)