

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

**Retos actuales en el reconocimiento
de rostros envejecidos**

**Lisbet Meneses Alonso,
Rainer Larin Fonseca y
Heydi Méndez Vázquez**

RT_056

octubre 2013





CENATAV

Centro de Aplicaciones de
Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

RNPS No. 2142
ISSN 2072-6287
Versión Digital

SERIE AZUL

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

**Retos actuales en el reconocimiento
de rostros envejecidos**

Lisbet Meneses Alonso,
Rainer Larin Fonseca y
Heydi Méndez Vázquez

RT_056

octubre 2013



Retos actuales en el reconocimiento de rostros envejecidos

Lisbet Meneses Alonso¹, Rainer Larin Fonseca² y Heydi Méndez Vázquez¹

¹Dpto. Biometría, Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada (CENATAV),
La Habana, Cuba
{lalonso,hmendez}@cenatav.co.cu

²Dpto. Reconocimiento de Patrones, Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada (CENATAV),
La Habana, Cuba
rlarin@cenatav.co.cu

RT_056 Serie Azul, CENATAV
Aceptado: 18 de septiembre de 2013

Resumen. El reconocimiento de rostros es uno de los tópicos que más importancia ha ganado en los últimos tiempos dentro del campo de *Reconocimiento de Patrones*. Existen diversos factores que pueden condicionar el cumplimiento de esta tarea: iluminación, pose, calidad de la imagen, etc. En los últimos años el envejecimiento ha venido incidiendo como un nuevo factor, que convierte la tarea de reconocer rostros automáticamente en un reto mayor. Los métodos de reconocimiento de rostros robustos al envejecimiento humano tienen gran impacto en aplicaciones de la vida real como sistemas de seguridad, control de accesos y la búsqueda de individuos perdidos entre otros. En este trabajo se realiza una revisión y análisis de los métodos y tendencias más importantes que existen en la literatura con el objetivo de obtener un sistema de reconocimiento de rostro robusto al envejecimiento.

Palabras clave: envejecimiento, reconocimiento de rostro, rasgos robustos al envejecimiento.

Abstract. Face recognition is one of the topics in the field of Pattern Recognition that has gained great importance in recent years. There are several factors that determine the performance of this task; lighting, pose, image quality, etc. In recent years, aging has become a new factor which causes the task of automatically recognizing faces even more challenging. Methods for face recognition robust to human aging have great impact on real life applications such as security systems, access control, children trafficking and missing people, among others. In this work we have reviewed and compared the most important and key trends methods reported in the literature in order to get a face recognition system robust to aging.

Keywords: aging, face recognition, features robust to aging.

1 Introducción

Los rostros humanos están inherentemente ligados a la identidad de las personas, su género, edad, grupo étnico, etc. Por este motivo durante varias décadas el análisis de las imágenes faciales ha sido un área de intensa investigación en el campo de Visión por Computadoras, y específicamente el estudio de los diversos factores a partir de los cuales ocurren variaciones en la apariencia de los rostros humanos [1][2].

El desarrollo de un modelo de apariencia facial implica caracterizar ciertos atributos característicos de cada rostro, como: *la forma de la cara, la textura de la piel, rasgos faciales singulares de la*

persona, sin dejar de tener en cuenta atributos propios de la escena como la iluminación y la posición desde la cual se captura la imagen.

Una de las tareas más importante que requiere el análisis de las imágenes faciales es el reconocimiento automático de rostros. Esta es una de las técnicas biométricas de mayor aceptación, principalmente porque es la más natural a los seres humanos y puede ser utilizada tanto en sistemas encubiertos como en aquellos en los que el individuo conoce que está siendo capturada su imagen [3]. En aplicaciones reales de reconocimiento de rostros, la apariencia facial de las imágenes normalmente está afectada por múltiples factores como la iluminación, la pose, la expresión y la oclusión.

En los últimos años, el envejecimiento humano, particularmente del rostro, ha sido añadido al problema del reconocimiento de rostros como una nueva dimensión. El paso del tiempo, como un atributo que afecta a los rostros y su reconocimiento, ha despertado un creciente interés, lo cual ha implicado el avance en temas como el *reconocimiento de rostros envejecidos*, la *estimación automática de la edad* a partir de imágenes de rostros, y la *predicción de apariencia* en el proceso de envejecimiento[4]. En la **Fig.1.**, se muestra el proceso de reconocimiento de rostros de manera genérica, y donde se incluyen las variaciones para ganar en robustez en cuanto a envejecimiento.

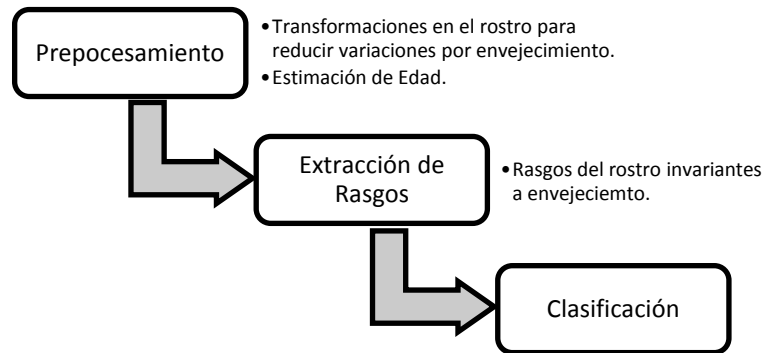


Fig. 1. Esquema genérico para sistemas de reconocimiento de rostros.

Poder caracterizar las progresivas, pero sutiles variaciones que ocurren en el proceso de envejecimiento humano, puede conllevar a avances significativos en campos tan diversos como la identificación de las personas, la seguridad del hogar o en la ciencia forense. A continuación se describen algunas de las posibles aplicaciones [5]:

- *Sistemas de seguridad:* Los sistemas de autenticación basados en rostros que típicamente comparan individuos con alguna diferencia de edad, se beneficiarían de modelos de envejecimiento facial y de métodos que extraigan características invariantes a la edad. La ausencia de tales prestaciones, hace que los sistemas de autenticación enfrenten la colosal tarea de actualizar periódicamente largas bases de datos de rostros, con imágenes más recientes.
- *Multimedia:* Con la necesidad creciente de regular el contenido visto por menores en el internet, los sistemas de interacción hombre-máquina con especificación de edad han encontrado una mayor relevancia en los últimos años. Por lo que, métodos capaces de estimar la edad de manera automática son vitales para dichos sistemas.
- *Individuos perdidos:* Aplicaciones que son capaces de predecir la apariencia de un ser humano en el tiempo, influyen directamente en la búsqueda de individuos perdidos.

Específicamente el reconocimiento de rostros a través del tiempo puede llegar a ser una tarea muy compleja, que obliga a salvar obstáculos bastante particulares, por ejemplo [6]:

- *Diversidad de variaciones en el envejecimiento:* Todos los individuos envejecen de manera similar, la forma en la que aparecen las arrugas, el modo en el que se modifican los distintos componentes faciales y el color del pelo. Sin embargo, cada individuo tiene sus propios patrones determinados por una variedad de factores que influyen en el proceso de envejecimiento, incluyendo el factor interno (la genética) y los factores externos, los cuales involucran la salud, el estilo de vida, el estatus social, entre otros. Además la exposición a condiciones climáticas extremas, el tabaquismo y el estrés psicológico también sirven de catalizadores. Por otro lado, el maquillaje y la cirugía estética pueden hacer lucir a un individuo más joven. Todos estos factores llevan al hecho de que la diversidad de variaciones en el envejecimiento es amplia y que la investigación en este tema es de gran complejidad.
- *Conjunto de entrenamiento:* Las imágenes de un mismo individuo obtenidas durante un periodo de tiempo, digamos 30 a 50 años, son difíciles de obtener. Lo cual sin dudas dificulta la obtención de una base de datos de entrenamiento apropiada para dar solución al problema.

En este trabajo se hace una revisión y análisis de los métodos y tendencias más importantes de los últimos años, que abordan el problema del envejecimiento para el reconocimiento de rostros, con el objetivo de determinar los temas de investigación abiertos en esta temática. Para ello en la sección 2 se realiza un acercamiento al proceso de envejecimiento y la forma en que este afecta al rostro humano. Luego en la sección 3, se describen y analizan en detalle los algoritmos más importantes reportados en la literatura. En la sección 4 se muestran las principales bases de datos utilizadas para la experimentación y pruebas de los métodos que atacan los diferentes problemas existentes en esta temática, así como una comparación de los métodos a partir de los resultados obtenidos en experimentos sobre estas bases de datos. Finalmente, en sección 5 se exponen las principales conclusiones a las que se arribaron a partir de lo analizado en el estado actual de la literatura.

2 Cambios en el rostro durante el proceso de envejecimiento humano

El envejecimiento del rostro es un proceso lento e irreversible. Cada persona envejece de manera diferente, y este se manifiesta de disímiles formas en cada etapa de la vida, pero aun así existen algunos cambios que siempre podemos describir. Desde el punto de vista biológico o antropométrico existen dos etapas bastante diferentes en la vida humana, en cuanto a crecimiento, desarrollo y rasgos de envejecimiento: la primera es la que comprende edades tempranas donde ocurren cambios en la forma debido al crecimiento cráneo-facial, la segunda es la adultez, donde fundamentalmente se observan cambios en la apariencia de la piel y su textura debido al envejecimiento [7].

Durante el crecimiento y desarrollo, desde el nacimiento hasta la adultez el mayor cambio ocurre en el crecimiento cráneo-facial (cambios de forma), tal y como puede apreciarse en la **Fig. 2.** En el crecimiento cráneo-facial se puede apreciar cómo va ocurriendo el alargamiento de la cara, la frente se inclina hacia atrás, se contraen y liberan espacios de la superficie del cráneo mientras que rasgos faciales como los ojos, orejas, nariz y boca se expanden y tienden a cubrir el espacio dejado. Las mejillas se extienden a mayores áreas, la barbilla se vuelve más protuberante. La piel facial, no sufre cambios considerables, pero el vello facial como el bigote comienza a tornarse más denso. El color de la piel puede cambiar un poco. Los poros pueden abrirse y alargarse [8].

El envejecimiento en la edad adulta es influenciado por numerosas perturbaciones ambientales como la radiación solar, el uso de drogas, el estrés psicológico y el tabaquismo. Por ejemplo, la radiación

solar puede acentuar el proceso de envejecimiento que ocurre naturalmente con el paso del tiempo. Los efectos de la radiación solar son considerados como un factor extrínseco en el proceso de envejecimiento mientras que los factores innatos, intrínsecos o cambios cronológicos, son las transformaciones que ocurren naturalmente en el tiempo.

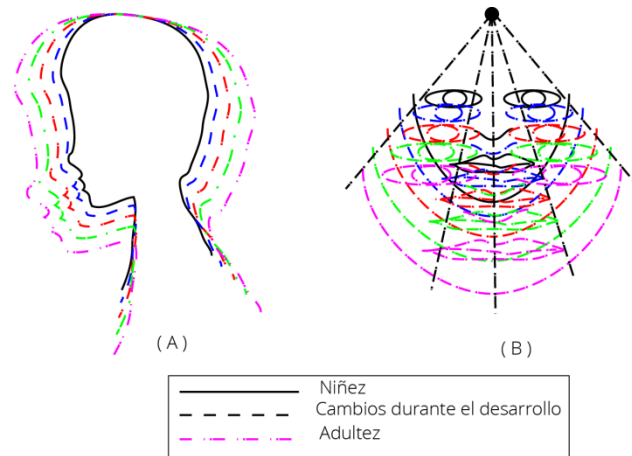


Fig. 2. Representación gráfica parcialmente tomada de los trabajos [34,14] la cual muestra el comportamiento del crecimiento craneal en edades tempranas.

Durante el envejecimiento adulto, a partir de la adultez y hasta la vejez, son más evidentes los cambios en la piel (cambios de textura). Los cambios de forma continúan pero ya menos evidentes. Biológicamente mientras el rostro madura y envejece con la pérdida de colágenos debajo de la piel, así como los efectos de la gravedad, la piel se torna más delgada, oscura, menos elástica y más rugosa. Arrugas adinámicas aparecen en conjunto con el envejecimiento gradual biológico. Las arrugas dinámicas aparecen a partir de que el movimiento muscular se convierte en más distintivo. En áreas como las mejillas, el borde de los ojos, barbilla y nariz, la elasticidad y los tejidos blandos se debilitan y la grasa continúa depositándose. En otras regiones la grasa puede ser eliminada o absorbida. Todos estos cambios llevan a la caída de la piel, como la doble barbilla, las mejillas caídas, o las bolsas bajo los ojos. Aunque el crecimiento cráneo-facial no es significativo durante esta etapa, si ocurren otros cambios desde el punto de vista geométrico en el rostro desde los 30 a los 80 años, especialmente en los rostros femeninos como puede observarse en **Fig.3**. La cara cambia de una forma de triángulo hacia abajo (*upside-down*) a una forma trapezoidal o rectangular [10]. La estructura ósea debajo de la piel también se deteriora lo cual acelera el envejecimiento de la piel.

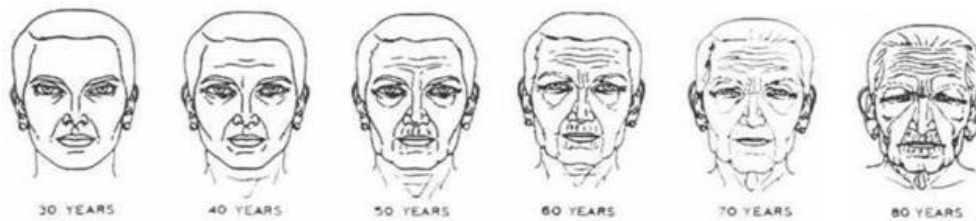


Fig. 3. Envejecimiento un rostro femenino de 30 a 80 años, con un lapsus de 10 años, tomada de [10].

Durante la edad adulta, como ya se ha visto, son más evidentes los cambios en la apariencia, en los tejidos blandos, sin embargo también ocurren cambios en la estructura ósea de los individuos. En la **Tabla 1**, mostrada en [11], se resumen algunas de las principales transformaciones en ambos tipos de tejidos según el rango de edad.

Tabla 1. Comportamiento de los tejidos blandos y duros por edades en adultos.

Rango aproximado de edad(años)	Cambio probable en la estructura ósea	Efecto esperado en el tejido facial.
20 - 30	• Crecimiento leve cráneo-facial. • Leve incremento de la altura del rostro • Incremento de la longitud mandibular	• La caída del párpado superior comienza • Los ojos se muestran más pequeños • Las líneas naso labiales se comienzan a formar
30 - 40	• Movimiento eruptivo de los dientes. • Movimientos maxilares provocan que el naso labial se pliegue. • Incremento de la longitud mandibular	• Líneas comienzan a formarse en los bordes laterales de nariz y boca • El grosor del labio superior disminuye.
40 - 50	• La remodelación del esqueleto cráneo-facial progresa • El movimiento eruptivo dental, continua progresando • Las longitudes de los arcos maxilar y mandibular disminuyen	• Las líneas de expresión y arrugas continúan incrementando su profundidad • La posición de nariz y barbilla se afecta a raíz de la disminución del arco dental
50 - 60	• El remodelado cráneo-facial continua • Probablemente el grosor del cráneo se mantenga sin cambios. • El posible desgaste dental puede afectar la altura del rostro	• Las líneas de expresión y arrugas continúan incrementando su profundidad • Protuberancia de la nariz y las orejas debido a la mayor convexidad cráneo-facial
> 60	• Decrece el tamaño cráneo-facial • Continúa el remodelado de la estructura ósea alveolar.	• Protuberancia de la nariz y las orejas continúa incrementándose • Apariencia cóncava en las mejillas debido al remodelado de la estructura ósea alveolar • Mandíbulas disminuidas.

3 Algoritmos existentes para efectuar el reconocimiento de rostros envejecidos

En los últimos tiempos se ha visto un creciente interés en el campo de la Visión por Computadoras en abordar los muchos problemas relacionados con el envejecimiento facial como: estimación de edad, modelado de apariencia y reconocimiento de rostros. Desde una perspectiva computacional, el problema del envejecimiento puede enfrentarse teniendo en cuenta básicamente los siguientes aspectos:

- *Forma y textura:* Tener en cuenta que el envejecimiento se manifiesta de manera diferente en cada etapa, afectando fundamentalmente los parámetros de la forma en los primeros años y luego en la adultez, los principales cambios se ven en la textura.

- *Selección de los rasgos*: Identificar la forma de datos o rasgos apropiados, que brinden una descripción justa del fenómeno y permitan caracterizar el envejecimiento.
- *Factores*: Considerar, además de los factores biológicos como el crecimiento óseo o la pérdida de elasticidad en músculos, la existencia de otros como condiciones climáticas, hábitos alimenticios, grupo étnico, género, etc. que también influyen en el envejecimiento.

De modo general, los diferentes métodos que han sido propuestos para obtener un reconocimiento de rostro robusto al envejecimiento, pueden ser clasificados de dos maneras: generativos y no generativos [5] (Fig.4).

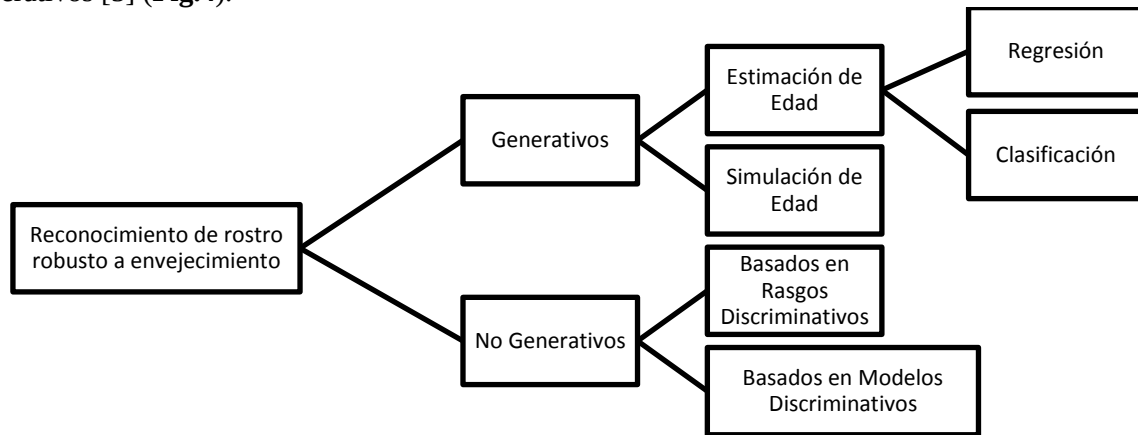


Fig. 4. Taxonomía de los métodos para reconocimiento de rostros robusto al envejecimiento.

Los métodos generativos persiguen estimar y proyectar la edad de una persona en una (o varias) fotografía para compararla en un mismo período de tiempo estimado. Estos constan de dos etapas fundamentales: *la estimación de la edad y la progresión*. Diversas investigaciones se han centrado en uno o ambos temas, al igual que en la representación y los métodos utilizados para la estimación. Por otro lado, los métodos no generativos tratan los rasgos de envejecimiento como un factor que afecta la tarea del reconocimiento, por lo que estos se enfocan en la obtención de rasgos discriminativos y robustos a los procesos de envejecimiento humano, o sea, rasgos discriminativos que persistan en el tiempo a partir de los cuales sea todavía posible efectuar satisfactoriamente el reconocimiento. De manera general la elección de uno u otro enfoque está dada fundamentalmente por la naturaleza del problema a resolver. A continuación en las secciones 3.1 y 3.2 se tratan estos enfoques con mayor nivel de detalle.

3.1 Métodos generativos

Los métodos de comparación de imágenes de rostros de naturaleza generativa, típicamente realizan transformaciones de apariencia en una de las imágenes de prueba introducidas, para disminuir la diferencia entre ellas inherente a la separación de edad. Las propuestas generativas usualmente implican la obtención de un modelo computacional que simule el envejecimiento facial, que luego es empleado en el proceso de verificación.

Como se ha planteado anteriormente la utilización de este enfoque va a depender de la tarea específica que se desea resolver. En el caso del reconocimiento de rostros, un elemento importante a tener en cuenta, es que los métodos basados en este enfoque realizan transformaciones con el objetivo de disminuir las diferencias en el grado de envejecimiento entre las imágenes. Tomando en cuenta que

los factores que propician el envejecimiento en las personas y la forma en que estas lo hacen son muy diversos, resulta difícil determinar un modelo de envejecimiento para cada persona. Debido a esto, las transformaciones que se realizan podrían introducir ruido y dificultar aún más el logro de un reconocimiento efectivo.

Los métodos propuestos por Lanitis en [12], y por Ramanathan y Chellappa [14] y [15], son de naturaleza generativa. A continuación mostraremos un resumen de algunos de los principales algoritmos creados bajo este paradigma.

3.1.1 Rasgos antropométricos

Uno de los primeros trabajos en el campo de la clasificación de imágenes faciales, fue el de Kwon y Lobo [16]. La idea básica de esta propuesta es consultar los estudios de la teoría del desarrollo craneo-facial. Esta utiliza modelos matemáticos para describir el crecimiento de la cabeza de una persona desde la infancia hasta la adultez, véase (1):

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

donde θ es el ángulo formado con el eje vertical, R es el radio del círculo, k es el parámetro que crece en el tiempo, (R', θ') , representan el crecimiento del círculo en el tiempo, ver Fig.5.

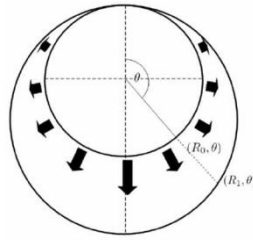


Fig. 5. Vista superior del rostro.

La antropometría del rostro, es la ciencia que mide tamaños y proporciones del rostro humano. Farkas en [8] define la antropometría en términos de medidas obtenidas de 57 puntos en el rostro humano, en el transcurso de diferentes edades desde la infancia hasta la adultez. Para analizar el crecimiento craneal generalmente se utilizan las distancias entre los rasgos faciales, en vez de utilizar modelos matemáticos. Hay dos razones por las cuales no se utiliza la formulación matemática en la estimación de edad [36]:

- El modelo matemático no puede caracterizar el perfil de la cabeza de manera natural especialmente cuando las edades son cercanas a la adultez.
- El perfil de la cabeza es difícil de medir con imágenes 2D de rostro.

Por otro lado, Ramanathan y Chellappa [14] utilizan ocho intervalos de distancias para modelar la progresión de la edad en rostro jóvenes de 0 a 18 años. La propuesta busca predecir la edad de un individuo para realizar el reconocimiento de rostro robusto a los cambios de edad. Además se enfoca principalmente en caracterizar las variaciones de las formas faciales que son comúnmente observadas en estas edades. A partir de los estudios relacionados con el crecimiento encéfalo-craneano, que se proponen en [8], se construye un modelo de crecimiento facial que adopta el modelo de tensión cardioidal y fusiona las medidas antropométricas basadas en esta edad extraídas de diferentes rasgos faciales prediciendo las apariencias en las edades.

Los estudios antropométricos faciales presentados en [8] proveen evidencias cuantitativas en las diferentes tasas de crecimientos observados en los diferentes rasgos faciales a través de los años. Tomando en cuenta lo anteriormente señalado, Ramanathan y Chellappa [14] identifican que adaptar

exitosamente el modelo para caracterizar el crecimiento facial es equivalente a identificar los parámetros de crecimiento facial k para los diferentes rasgos faciales a través de las transformaciones de la edad. Estudiaron estas transformaciones en 52 proporciones faciales a través de diferentes edades y formularon el cálculo de los parámetros del crecimiento facial como un problema de optimización no-lineal. Como los parámetros de crecimiento fueron calculados usando datos antropométricos derivados de individuos de la misma raza y sexo, el modelo propuesto de crecimiento tiene en cuenta tales factores para predecir el crecimiento facial.

La **Fig.6** ilustra algunos resultados en la predicción de la apariencia vistos en [14]. Este experimento fue ejecutado sobre una base de datos de 233 imágenes de 109 individuos, parcialmente recolectada de FG-Net y completada con imágenes de su propia colección. Reportaron una mejora en el reconocimiento usando la transformación en la progresión de edad, por ejemplo, mejoraron de un 8 por ciento (sin predicción de edad), a un 15 por ciento (con predicción de edad).

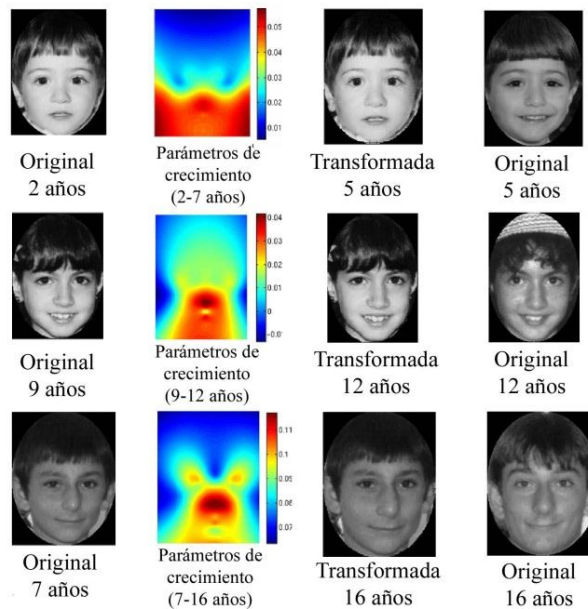


Fig. 6. Resultados en predicción de apariencia derivados del modelo de crecimiento cráneo-facial [2].

Posteriormente, Ramanathan y Chellappa propusieron en [15] dos pasos para aproximarnos al modelo facial de envejecimiento en adultos. El modelo comprende una variación en la forma y en la textura. Atribuyendo formas faciales variadas durante la adultez a las cambiantes propiedades elásticas de los músculos faciales, el modelo de la variación fue formulado mediante modelos físicos de presión que caracterizan las funcionalidades de los diferentes músculos faciales. Identificando los músculos faciales en uno de tres tipos: *músculos lineales*, *músculos planos* y *músculos esfínter*. Proponen además la transformación de modelos para cada uno de los rasgos faciales como combinaciones lineales observadas en los músculos faciales del individuo. La variación en la textura fue diseñada específicamente para caracterizar arrugas y regiones faciales prediseñadas como frente, labios, etc.

La **Fig.7** ilustra la configuración del músculo facial, así como los modelos de presión adoptados para cada tipo de músculo.

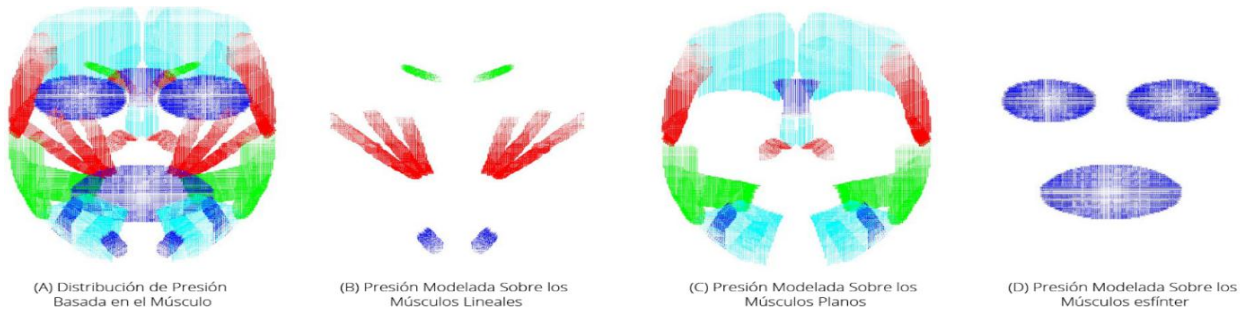


Fig. 7. Ilustración que muestra la configuración de los rasgos faciales y los modelos de presión propuestos.

En ausencia de las medidas de edad antropométrica extraída de los adultos, escogieron un crecimiento facial extrayendo rasgos faciales en una base de datos de pasaporte. Dicha información de crecimiento fue escogida de 5 grupos de edad diferentes: 21-30, 31-40, 41-50, 51-60 y de 61-70 años. El crecimiento facial escogido fue efectivo en cuanto a la caracterización del crecimiento facial basado en la edad, sexo, raza, etc. y más adelante en ejemplos de cambio de peso. **Fig.8** ilustra el proceso de transformación facial a medida que se envejece.

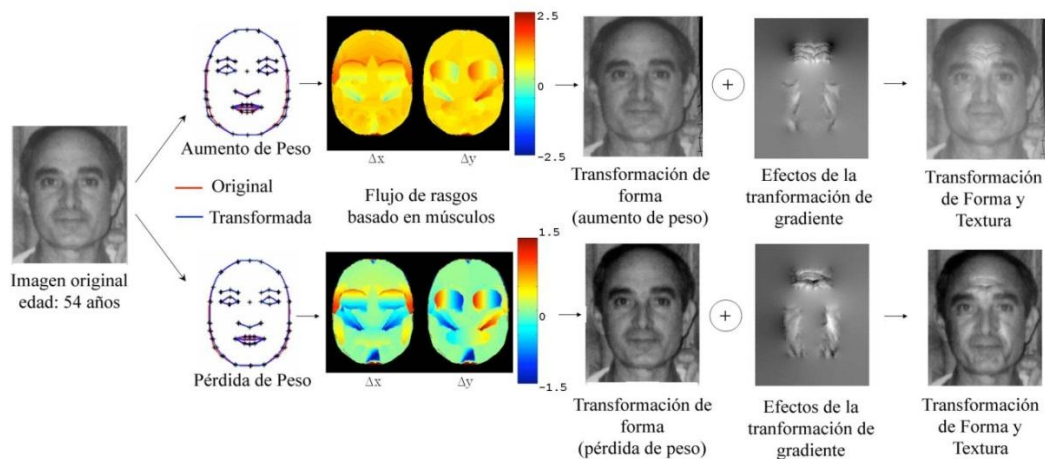


Fig. 8. Imagen que representa el modelo propuesto por Ramanathan y Chellappa [15]

La estimación de edad utilizando modelos antropométricos solo puede tratar con rostros jóvenes, puesto que la forma de los rasgos cráneo-faciales no presenta cambios significativos durante la adultez. Utilizar otros métodos para determinar la edad lo más exactamente posible en la adultez se hace necesario.

En la práctica solo rostros frontales pueden ser modelados de manera geométrica, puesto que los intervalos de distancias son calculados en imágenes 2D, que son sensibles a cambios en la pose. Hasta ahora no se tienen resultados de modelos antropométricos sobre grandes bases de datos. Finalmente las representaciones basadas en modelos antropométricos, no poseen información sobre la textura y las medidas de Farkas [8] son sobre todo para descendientes de europeos, más que para personas de otros orígenes.

3.1.2 Modelos de apariencia activos

El Modelo de Apariencia Activo (AAM por sus siglas en inglés), es un modelo estadístico del rostro, propuesto inicialmente por Cootes en [17]. Dado un conjunto de imágenes de entrenamiento, un modelo

estadístico de la forma y modelo de intensidad son entrenados por separado, usando Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés). De esta forma, cada imagen se interpreta como una variación de los modelos generales. Los AAMs fueron usados exitosamente en la representación de imágenes de rostros, Lanitis en [12], los extendió para tratar con el envejecimiento de rostro, agregando una función $age=f(b)$, que explique la variación de la edad, donde age es la edad real del individuo, b es el vector de los rasgos extraídos con el AAM, mientras que f es la función de envejecimiento. La función f describe la relación entre la edad de los individuos y la descripción paramétrica de las imágenes de los rostros.

Lanitis en [13] trabajó además con diferentes clasificadores para la estimación de edad, basados en su propia representación de las imágenes. Los AAM, como hemos visto pueden trabajar con cualquier rango de edades, al contrario de las propuestas basadas en modelos antropométricos. Evaluó el rendimiento de diferentes clasificadores para la estimación de edad, incluyendo el clasificador del vecino más cercano, redes neuronales artificiales (ANN), y un clasificador de función cuadrática.

En este último caso, las imágenes fueron representadas con AAM y la función cuadrática es en realidad una función de regresión para relacionar la representación de un rostro con etiquetas de edad, sin embargo los autores se refieren a ella como un clasificador. De los experimentos en una pequeña base de datos de 400 imágenes con variación de edad de 0 a 35 años, reportaron que la función cuadrática puede alcanzar 5.04 de MAE (*Mean Absolute Error*), lo cual es ligeramente menor que el vecino más cercano pero mayor que ANN y que la propuesta no supervisada de mapas auto-organizados (SOM). Los autores además sugirieron algunas extensiones, por ejemplo hacer clustering primero y luego refinar la estimación de edad de manera jerárquica.

Además las propuestas con AAM, utilizan la información de la forma y la textura del rostro lo cual brinda una mejor descripción que solo los datos geométricos que definen un rostro, que en ocasiones pueden ser insuficientes.

Acorde con la literatura el sistema que mejor estima la edad a partir de características AAM [18] [19], realiza una reducción de dimensionalidad tal que cada imagen con su correspondiente edad se representa mediante un vector de una sola dimensión gracias a una técnica denominada regresión espectral. Tras ello se procede en dos bloques, uno en el que se clasifican las imágenes entre jóvenes y adultos y otro en el que se realiza la regresión partiendo de la información que se recibe del primero.



Fig. 9. Puntos de referencia y vector que forma la unión de dichos puntos mediante triangulación de Delaunay para AAM.

Las características extraídas mediante los modelos activos de apariencia **Fig.9**, por lo general funcionan bien para estimar edad. Sin embargo, dichos sistemas necesitan contar con un etiquetamiento de una serie de puntos de la cara, algo que debe realizar un sistema capaz de localizar esa serie de puntos y que de esta manera liga el correcto funcionamiento del sistema a la correcta localización de estos puntos. Existen bases de datos con una serie de puntos de referencia etiquetados de manera manual que pueden utilizarse para entrenar modelos activos de apariencia.

3.1.3 Subespacios de patrones de envejecimiento

En el método de subespacios de patrones de envejecimiento (AGES, por sus siglas en inglés) [20] la idea básica consiste en modelar el patrón de envejecimiento a partir de una secuencia de imágenes de un mismo sujeto ordenadas en el tiempo con la intención de construir un subespacio representativo para cada edad. La información que maneja este método es la proporcionada por el método AAM. Sin embargo, se diferencia de éste en que trabaja con secuencias de imágenes de una misma persona.

Mediante el algoritmo iterativo EM (*Expectation-Maximization*), pueden sintetizarse las edades ausentes dentro de una secuencia de un mismo sujeto. El valor de las edades ausentes dentro del conjunto de imágenes de entrenamiento para un sujeto se obtiene a partir de la media del resto de imágenes que tienen esa misma edad de otros sujetos.

La técnica cuenta con dos etapas: *aprendizaje de los patrones de envejecimiento* y *estimación de la edad*. En la primera etapa, la técnica adoptada para construir un subespacio que capture la variación principal en el conjunto de datos de entrenamiento es PCA. Para realizar la proyección a dicho subespacio se procede del siguiente modo, véase (2).

$$y = W^t(x - \mu), \quad (2)$$

donde μ es el valor medio de x , que es el vector que contiene las características de cada sujeto, es decir, el vector de envejecimiento, W^t es la transpuesta de la matriz de los vectores propios de la matriz de varianzas de x .

El vector de envejecimiento está mayormente incompleto, véase **Fig.10**, por lo que a partir de las características de envejecimiento, se utiliza el algoritmo EM para aprender un subespacio representativo.

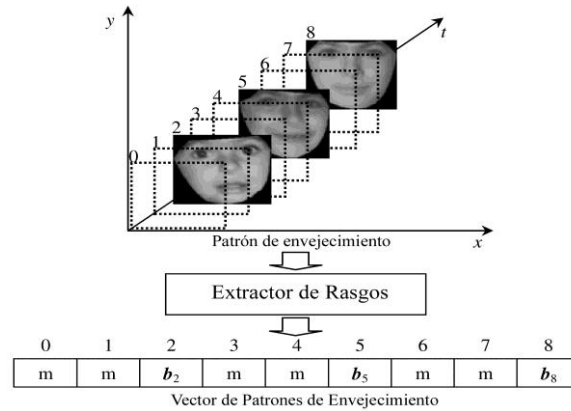


Fig. 10. Formación del vector de envejecimiento para el método AGES.

Respecto a utilizar este método en situaciones realistas, cuenta con el inconveniente de tener que localizar los puntos de referencia para realizar el cálculo de AAM, vinculándose nuevamente el funcionamiento de la técnica a la eficacia en la localización de puntos. Además esta técnica supone que todas las personas tienen las mismas características faciales para una determinada edad, lo cual resulta poco realista, ya que el proceso de envejecimiento es algo individual y dependiente de varios factores externos.

3.1.4 Modelado en tres dimensiones

El fenómeno de la edad afecta, como se ha visto, a la forma y la textura. Park en [21], propone un modelo de tres dimensiones (3D) y muestra como puede ser utilizado para contrarrestar las variaciones de la edad en el reconocimiento de rostro. Teniendo en cuenta la disponibilidad de las bases de datos en de imágenes en dos dimensiones (2D) fue necesario primero convertir las imágenes en modelos 3D.

Para esto, extrajeron los rasgos de las imágenes 2D usando AAM. Luego, se procede al ajuste del modelo 3D, a través de un modelo simplificado deformable basado en el modelo de Blanz y Vetter [35]. Reducen radicalmente el número de vértices de 75000 a 81, mientras que 68 es el número de rasgos anotados en las imágenes 2D, los otros 13 puntos son los que delinear la frente, como puede observarse en la **Fig.11**. Luego aplican PCA al simplificado ejemplo de la forma, obtienen la forma media, los valores propios y los vectores propios unitarios de la matriz de covarianza. Finalmente se utilizan solo los primeros 30 vectores propios [21].

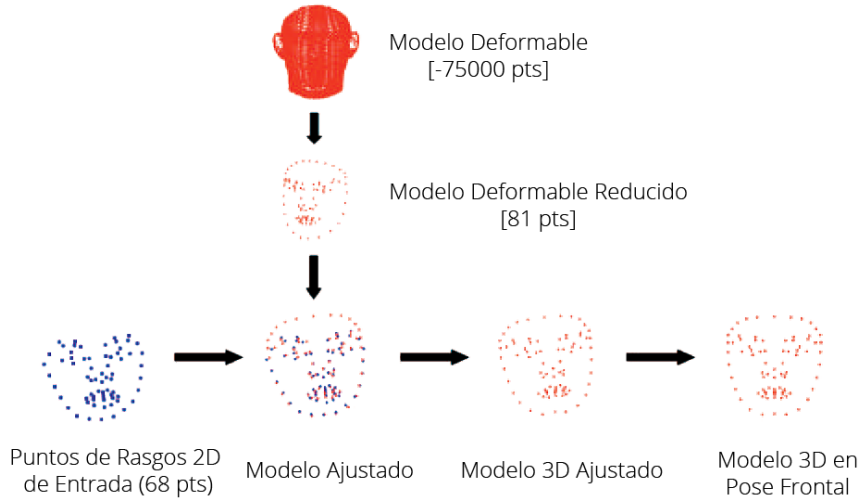


Fig.11. Proceso de ajuste del modelo 3D usando un modelo deformable simplificado.

Posteriormente reajustan el modelo 3D a partir del error obtenido al hacer corresponder el modelo 3D con su correspondiente rostro en 2D. Minimizando este error, llegan entonces al modelo que más apropiadamente describe el rostro. En la práctica los rasgos extraídos de las imágenes ya sea manualmente como usando AAM introducen ruido, lo cual implica sobreajuste, y esto puede significar la obtención de formas 3D no deseadas. Para evitar esto se utiliza el término de regularización de Tikhonov, para controlar la distancia de Mahalanobis de la forma a la forma media [21].

Una vez que se tienen los rostros en 3D, para construir el modelo de envejecimiento proponen analizar por separado la textura de la forma, pues aseguran que en las imágenes 3D la forma y la textura están menos correlacionadas que en las 2D. La **Fig.12** muestra como se ha construido el modelo de envejecimiento.

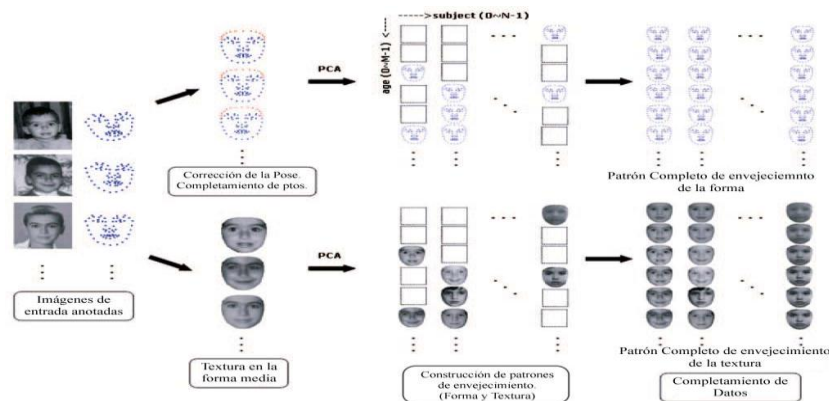


Fig. 12 Construcción del modelo de edad tomado de [21].

Obtenidos los patrones de envejecimiento de la forma y la textura, con PCA se rellenan los espacios en blanco interpolando linealmente utilizando los valores de la misma columna, o sea del mismo individuo, véase (3):

$$s_x = s_1 * l_1 + s_2 * l_2, \quad (3)$$

donde, s_1 y s_2 son las formas correspondientes a a_1 y a_2 , las edades más cercanas a a_x , que es la edad correspondiente a s_x , la forma que se desea obtener l_1 y l_2 son los pesos inversamente proporcionales a las distancias $a_x - a_1$ y $a_x - a_2$ respectivamente.

Con estos modelos se realiza la simulación de la edad, en ambas direcciones, los resultados de esta propuesta para el reconocimiento reportaron mejoras sobre la base de datos FG-NET Fig.13.

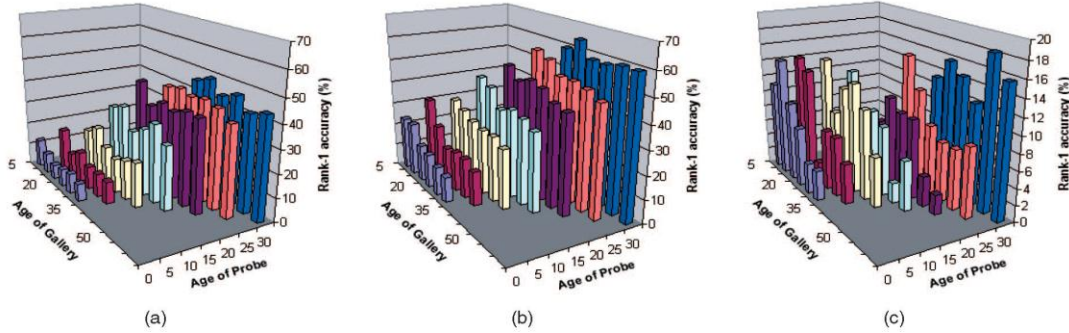


Fig. 13. Precisión de la identificación para cada conjunto de edad de prueba y galería: a) antes de la simulación b) después de la simulación c) cuantificación de la mejora luego de la simulación.

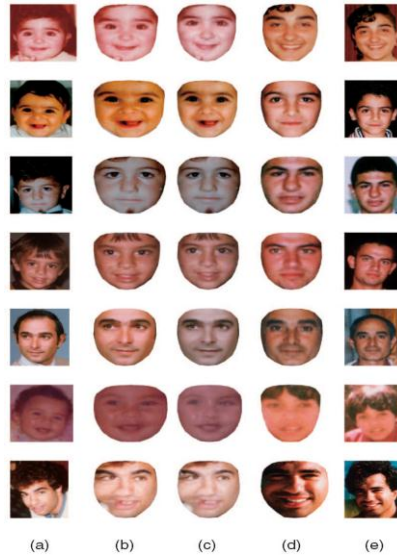


Fig. 14. Ejemplo de los resultados de cotejo antes y después de la simulación para 7 sujetos diferentes: a) prueba b) prueba con la pose corregida c) prueba con edad ajustada d) pose corregida en galería e) galería. Todas las imágenes en b) fallaron en el cotejo con d), pero las imágenes en c) fueron exitosamente cotejadas con las d) para los 5 primeros sujetos. El cotejo para los dos últimos sujetos falló antes y después de la simulación. Las pares de edades (prueba, galería), son (0, 18), (0, 9), (4, 14), (3, 20), (30, 49), (0, 7) y (23, 31), respectivamente, de arriba a abajo.

El proceso de envejecimiento puede ser separado en (< 18 años) crecimiento y desarrollo, y (> 18 años) envejecimiento adulto. De alguna manera la precisión durante el crecimiento es menor, pues es

cuando ocurre la mayor cantidad de cambios. Esta propuesta sin embargo ofrece mejoras en ambas etapas, para el primer grupo, de 17.3% a 24.8%, y el segundo mejora de 38.5% a 54.2%.

Los resultados del cotejo de 7 imágenes tomadas de la FG-NET, se muestran en la **Fig.14**. El reconocimiento falla sin simulación de edad pero es exitoso con ella, para 5 de los 7 sujetos. Falla en los dos últimos probablemente por la pobre calidad de la textura en uno, y por los problemas de pose e iluminación en otro.

3.2 Métodos no generativos

Los métodos no generativos proponen la obtención de modelo de características del rostro invariante a los cambios de edad, y con ello proceder a la realización de las tareas de verificación- reconocimiento.

3.2.1 Basados en rasgos discriminativos

La idea expuesta por *G. Mahalingam, C. Kambhamettu*, en [24], propone enfrentar el problema de la eficiencia en sistemas de verificación de rostros en imágenes con diferentes edades bajo la influencia de factores internos y externos. En la **Fig. 15**, se muestra la estructura general de la propuesta.

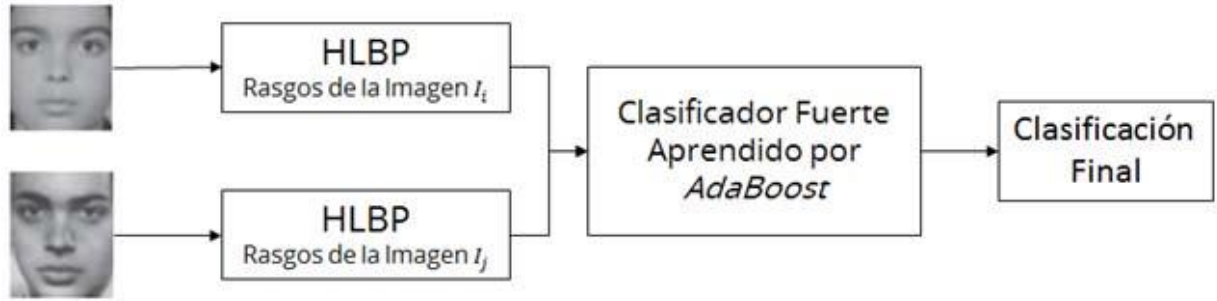


Fig. 15. Estructura general de la propuesta de *G. Mahalingam, C. Kambhamettu*, en [24].

Se aplica patrones binarios locales (LBP) uniformes de manera jerárquica para extraer los rasgos de la imagen. Cada rostro es descrito construyendo una pirámide de la imagen del rostro y calculando descriptores LBP, para cada nivel de la pirámide. El descriptor final se obtiene concatenando los LBP de cada nivel. La **Fig. 16**, muestra la construcción de la pirámide para una imagen.

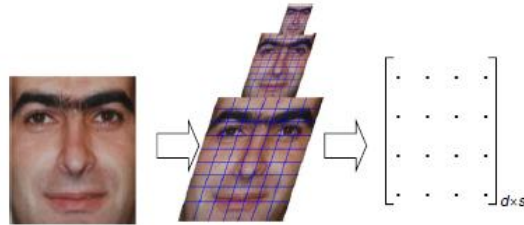


Fig. 16. Construcción de la pirámide de rasgos LBP para una imagen.

Luego se obtienen unos llamados clasificadores débiles a partir del mapeo de los rasgos extraídos con el espacio de los rasgos LBP. Se tiene que la verificación es un problema de clasificación multiclase, el cual puede ser reducido a un problema de dos clases, clasificando las imágenes en intra-clase (si son de la misma persona) o extra-clase (si son de personas diferentes). Dadas el par de imágenes I_j y I_i , la tarea se reduce entonces a clasificarlas en intra-clase o extra-clase.

El clasificador AdaBoost [37] aprende un clasificador fuerte, seleccionando un conjunto de clasificadores débiles, por cada iteración del conjunto de entrenamiento. Con el algoritmo de aprendizaje AdaBoost, se obtienen los rasgos más discriminativos, conformándose un clasificador fuerte, para representar el par de imágenes. Este clasificador es utilizado para clasificar los vectores de rasgos como pertenecientes a pares intra-clases o extra-clases. El clasificador fuerte final representa la frontera en el espacio de rasgos que separa a los pares intra-clases de los extra-clases, dado por (4):

$$H(x) = \text{sign}(\sum \alpha_t h_t(x)) , \quad (4)$$

donde, $H(x)$, es el clasificador fuerte, $\alpha_t \in \mathcal{R}$, $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln((1 - \varepsilon_t) / \varepsilon_t)$, donde ε_t es el error del clasificador débil h_t .

El uso de los rasgos LBP, provee al método de robustez en cuanto a iluminación, pequeños cambios de edad y de pose [24], sin embargo a medida que se incrementa la diferencia de edad, incrementa también el error de verificación. En la sección 3.3, se muestra esta idea de manera cuantificada.

Por otro lado Biswas en [23], propone una medida que denomina coherencia, que tiene en cuenta la tendencia de la variación de los rasgos entre dos imágenes. Esta propuesta está basada en la idea de que los rasgos faciales observados en diferentes edades, pero del mismo individuo sigue un patrón de tendencias “coherente”, mientras que no ocurre así para dos individuos diferentes **Fig. 17**. Como los rasgos extraídos en el contorno externo, tienden a ser muy sensibles a variaciones de la pose, limitaron su estudio a los rasgos derivados de interior del rostro.



Fig. 17. La tendencia de los rasgos faciales para algunas imágenes con diferencia de edad tomadas de la FG-Net. La tendencia en las imágenes del mismo individuo parece coherente (dos primeras filas), mientras que se muestran desde cierto punto de vista incoherente cuando se trata de imágenes de individuos diferentes (tercera fila).

La medida de “coherencia” inspirada en la teoría electroestática, propone que el mapa de tendencias de rasgos sea tratado como una distribución de cargas esparcidas. La energía potencial del sistema de cargas es equivalente a la incoherencia del mapa de tendencias de los rasgos. La intuición detrás de esta analogía es básicamente que una mayor incoherencia en los rasgos implica que la configuración de las tendencias de los rasgos no es estable por lo que es más probable que las dos imágenes no pertenezcan al mismo individuo. Al igual que la energía potencial electroestática, la incoherencia de las tendencias es inversamente proporcional a la distancia entre los dos rasgos en cuestión. Luego a partir de esta medida de coherencia establecen un umbral, con el cual se decidirá cuando son imágenes del mismo individuo y cuando no.

3.2.2 Basados en modelos discriminativos

Jain en [25], propone un modelo discriminativo, que cuenta fundamentalmente con dos componentes: descripción con rasgos locales densamente muestreados, y un análisis discriminante multi-rasgo (MFDA, por sus siglas en inglés), que es una variante del análisis discriminante lineal (LDA).

Comparado con los rasgos globales de apariencia, los rasgos locales, han mostrado ser más efectivos para representar imágenes de rostros, con diversas escalas y orientación, además de que muestra cierta robustez a distorsiones geométricas y variaciones de iluminación. Teniendo en cuenta esto, en el trabajo de Jain [25] se escogió trabajar con descriptores locales, para ello la imagen fue dividida en un conjunto de parches solapados, obteniendo los descriptores de cada uno de estos. Los rasgos extraídos de estos parches son concatenados para formar un vector de rasgos de mayor dimensionalidad. Dada una imagen de rostro de tamaño $H \times W$, esta es dividida en un conjunto de $s \times s$ parches solapados, con un solapamiento de r píxeles.

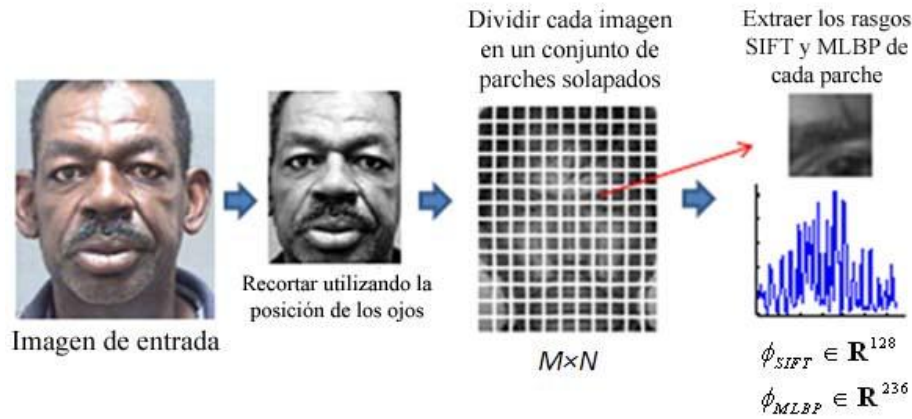


Fig. 18. Rasgos locales extraídos de la imagen.

Teniendo en cuenta que tanto SIFT como LBP han reportado resultados satisfactorios en el reconocimiento de rostros, los autores utilizaron ambos, como descriptores de rasgos (**Fig.18**). El descriptor SIFT cuantifica ambos: localización espacial y orientación del gradiente de la imagen. Posteriormente calcula un histograma en el cual cada bin corresponde a una combinación específica de localización espacial y orientación del gradiente. Luego usan una extensión de LBP, MLBP, para describir el rostro en diferentes escalas, calculando el descriptor LBP con cuatro radio diferentes (1, 3, 5, 7).

LDA es uno de los métodos más populares en el reconocimiento de rostros. Sin embargo para este problemas en concreto, la utilización de LDA directamente, supone algunos problemas, primeramente la alta dimensionalidad de los vectores de rasgos, comparado con la cardinalidad del conjunto de entrenamiento, supondría un bajo rendimiento en cuanto a las correspondencias intra-clase, además falla en definir apropiadamente los límites de la estructura de matriz de dispersión inter-clase. Por lo cual Jain [25] propone una variación denominada MFDA. Con el fin de superar las limitaciones que LDA supone, deciden utilizar técnicas de muestreo aleatorio (**Fig.19**).

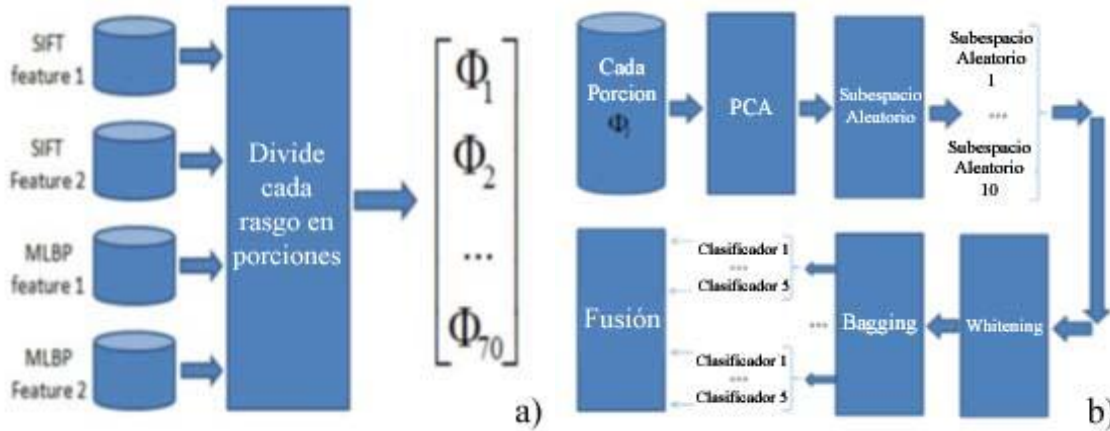


Fig. 19. Diagrama representativo del MFDA .a) Dividir en bloques los rasgos locales. b) Entrenar los diferentes clasificadores para cada bloque para luego fusionarlos.

Ling en [22] por su parte, propone un operador de rostro basado fundamentalmente en las orientaciones de los gradientes de la imagen, tomadas de múltiples resoluciones **Fig.20**, usando luego máquinas de vectores de soporte (SVM, por sus siglas en inglés) para realizar la verificación con las variaciones de edad.

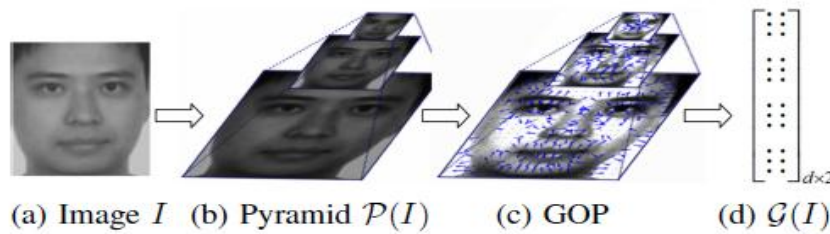


Fig. 20. Cálculo de la pirámide para una imagen I dada.

SVM es utilizado entonces para realizar la división del espacio en dos clases, una que contenga los pares intra-clases y otro los extra-clases. En [22] ofrecen una panorámica a grandes rasgos de por qué el trabajo con los gradientes de la imagen supone mayor robustez a los cambios de apariencia causados por el envejecimiento. La pirámide orientada al gradiente (GOP, por sus siglas en inglés) es insensible a cambios de iluminación, como resultado no es necesario normalizar fotométricamente las imágenes; la técnica de la pirámide provee una manera natural de realizar una comparación de rostros a diferentes escalas.

Uno de los trabajos que más relación guarda con [22], es el propuesto por Ramanathan y Chellappa [26], en el que el marco de trabajo de los sub-espacios propios probabilísticos [27] es adaptado para la identificación de rostros con diferencia de edad. En vez de usar todo el rostro, solo utilizan la mitad (llamado rostro *PointFive*) lo cual es usado para aliviar el problema de las variaciones de iluminación. El rostro *PointFive*, es la mitad mejor iluminada de un rostro frontal (asumiendo simetría). Luego técnicas sobre sub-espacios propios y un modelo Bayesiano son combinadas para capturar las diferencias intra-clases y extra-clases de las imágenes.

Otra propuesta con algún punto de contacto con [22], es la encontrada en [33], en esta se plantea un SVM+diff, en la que utilizan las diferencias entre las imágenes normalizadas. Para esta implementación, las imágenes primero son alineadas con la ayuda de la localización de los ojos, luego se recortan en una región de forma elíptica, y son luego redimensionadas a 80×70 para una eficiente computación y subsiguiente entrenamiento del clasificador SVM. El clasificador SVM es usado con una *kernel* RBF. La eficacia de esta propuesta no es significativa, lo cual es sencillo de inferir si tenemos en

cuenta el pobre, casi nulo, trabajo con rasgos faciales y puntos de interés en el rostro. Es muy sensible a cambios de iluminación.

En [9], presentan una propuesta basada en el uso de grafos a partir de la representación del rostro; en esta está contenida la información de la apariencia y la geometría de los rasgos de los rostros. Un modelo de envejecimiento es construido mediante aprendizaje para cada individuo, y un espacio de grafos se construye utilizando el conjunto de rasgos extraídos por los descriptores de cada imagen. Un método de dos etapas fue desarrollado, donde la primera etapa involucra una solución Máximo a Posteriori y GMM, (*Gaussian Mixture Model*) modelo de mezclas gaussianas, basada en la factorización PCA para reducir el espacio de búsqueda de manera eficiente seleccionando pocos conjuntos de modelos candidatos. Un algoritmo simple determinista es utilizado luego, para explorar la topología de los grafos y realizar el cotejo.

Los resultados experimentales en [9] indican, que la combinación de un modelo de envejecimiento y una representación de rasgos, posee un buen rendimiento en el reconocimiento de rostros invariantes a la edad. De esta manera sería apropiado plantearse la idea de que una representación efectiva de la relación espacial entre los puntos de rasgos de una imagen puede mejorar el rendimiento de sistemas de reconocimiento de rostros a través de la progresión de la edad.

4 Resultados y comparación de algoritmos

En esta sección se hace un análisis de los resultados más importantes de los algoritmos reportados en la literatura, con la finalidad de identificar líneas potenciales para trabajos futuros. Así como un resumen de las bases de datos más utilizadas en estos experimentos, cómo se encuentran distribuidas y algunas de sus características más importantes.

4.1 Bases de datos

A lo largo de los años numerosas bases de datos de rostros, han sido recolectadas para ayudar en la solución de problemas relacionados con el reconocimiento de rostros. Dada la dificultad en compilar juego de datos de rostros que incluyan imágenes de rostros con diferencia de edad, existen muy pocos juegos de datos disponibles públicamente dirigidos específicamente al envejecimiento, en comparación con los juegos de datos existentes para otros problemas dentro del reconocimiento de rostros. Entre las bases de datos públicas disponibles que incluyen imágenes de rostros con diferencias de edad se encuentran, *MORPH*, *FG-NET Aging Database*, y *FERET*. En la **Fig.21** se muestran ejemplos de imágenes de *MORPH* y *FG-NET*.

4.1.1 FERET

FERET es una base de datos que brinda prestaciones para diversos problemas en el reconocimiento de rostros, como variaciones de la iluminación, variaciones en la pose, expresión facial, etc. Además incluye unos cientos de imágenes de rostros, la diferencia de edad es de 18 meses o más. Esta base en lo que a envejecimiento se refiere puede ser descrita como sigue:

- Gallery-Set: Incluye 1196 imágenes.
- Duplicate I Probe-Set: Incluye 722 imágenes de sujetos cuyos cotejos en la galería fueron tomados de 0 - 1031 días antes.
- Duplicate II Probe-Set: Incluye 234 imágenes de sujetos cuyos cotejos en la galería fueron tomados de 540-1031 días antes.

4.1.2 FG-Net Aging Database

FG-Net (Face and Gesture Recognition Research Network) *aging database*, incluye 1002 imágenes de 82 individuos diferentes, de 6 a 18 imágenes por sujeto, en el rango de 0 – 69 años y ofrece 68 rasgos identificados manualmente, en todas las imágenes. También incluye la siguiente meta-información disponible para todas las imágenes: tamaño de la imagen, edad, género, sombrero, bigote, pose horizontal, pose vertical. Como las imágenes fueron tomadas de la vida real, aspectos como la iluminación, pose, expresiones faciales, se escapan del control. Sin embargo, esta es una de las pocas bases de datos disponibles públicamente que brinda unas pocas imágenes de rostros con diferencias de edad dentro del intervalo de 0-18 años.

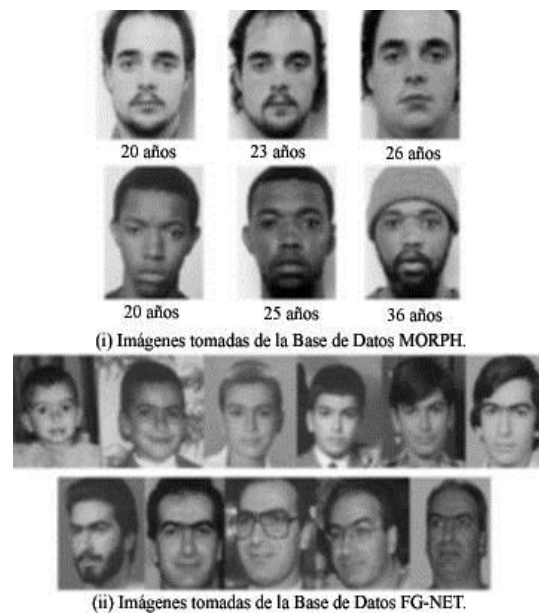


Fig. 21. Ejemplo de imágenes tomadas de las bases de datos MORPH y de FG-NET.

4.1.3 MORPH

MORPH, incluye imágenes de rostros adultos tomadas en diferentes edades. La base de datos ha sido organizada en dos álbumes: “MORPH Álbum 1” y “MORPH Álbum 2”. El primero comprende 1690 imágenes digitalizadas de 515 individuos, dentro del rango de edad de 15-68 años. Mientras que el segundo incluye 15 204 imágenes de cerca de 4000 individuos. Además de las imágenes la base de datos ofrece meta-información, que es crítica para la tarea de estudiar el fenómeno de la progresión de la edad como: la edad, sexo, origen étnico, altura y peso.

4.2 Comparación entre los métodos existentes

En este epígrafe se hace una comparación entre los resultados reportados en la literatura de los métodos de reconocimiento rostros con cambios de edad, haciendo énfasis en los enfoques no generativos anteriormente expuestos, así como en el rendimiento de los mismos expuestos a las variaciones de factores como el origen étnico.

Los métodos generativos, suponen, como ya se ha visto, algunos inconvenientes para realizar las tareas de reconocimiento, la **Tabla 2** muestra cómo se manifiestan estos de manera cuantitativa, en comparación con uno de los métodos no generativos reportado en la bibliografía [25].

Los métodos generativos tienen un amplio espectro de utilidades, podemos desde estimar la edad de una persona, hasta simular el proceso de envejecimiento, todo como parte del propio método, esto puede ser ocasionalmente útil para algunos sistemas. Sin embargo, usualmente necesitan información adicional sobre las imágenes a ser comparadas, como por ejemplo la edad real. Además, tanto la estimación de la edad como la simulación del envejecimiento, son aún problemas abiertos, lo que puede significar inestabilidad en estos métodos. Desde un punto de vista cuantitativo se puede decir también, que la eficacia de estos métodos es a menudo superada por métodos no generativos, como se ha visto en la tabla anterior. Para evitar estos problemas algunos autores proponen trabajar con métodos no generativos, un enfoque más directo para atacar el problema de la verificación de rostros con cambios de edad [22].

Tabla 2. Comparación de métodos de reconocimientos de rostro invariantes a la edad.

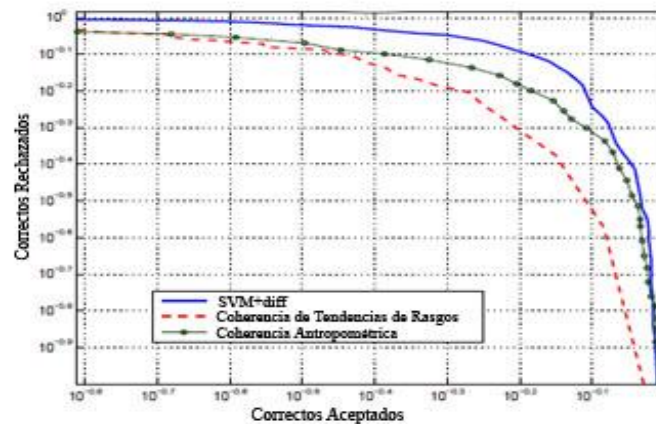
Autor	Método	Base de Datos	Número de sujetos	Número de imágenes	Rank-1 precisión de reconocimiento reportada
Lanitis (2002) [13]	Construye una función de edad en términos de coeficientes PCA de forma y textura	Base de Datos Privada	12	85	68.5%
Ramanathan (2006) [14]	Modela el crecimiento de la forma hasta la edad de 18 años	Base de Datos Privada	109	109	15.0%
Geng (2007) [20]	Aprende patrones de envejecimiento en la concatenación de coeficientes PCA de forma y textura a través de una serie de edades	FG-NET	10	10	38.1%
Park (2010) [21]	Aprende patrones de envejecimiento en coeficientes PCA en espacios 3D de forma y textura a partir de una base de datos 2D.	FG-NET	82	82	37.4%
		MORPH Álbum 1	612	612	66.4%
		MORPH Álbum 2	10 000	20 000	79.8%
Li (2011) [25] (No Generativo)	Usa un método de análisis discriminativo con un muestreo denso de descriptores locales	FG-NET	82	82	47.5%
		MORPH Álbum 2	10 000	20 000	83.9%

A continuación se muestra en **Tabla 3**, algunos de los resultados reportados en la literatura, para algunos de los métodos no generativos vistos en la sección anterior. Los resultados mostrados en la aquí, pertenecen a algoritmos no generativos como ya se ha dicho, algunos de ellos trabajan directamente con rasgos discriminativos, otros con modelos que reflejan estas diferencias, pero las mejoras en cuanto eficacia no son claras entre unos y otros. La principal ventaja radica en la eficiencia, al trabajar directamente con los rasgos los métodos basados en la extracción de rasgos discriminativos ahorran el tiempo del entrenamiento de un modelo, esto puede llegar a ser significativo, en algunos casos.

Tabla 3. Resumen de los resultados experimentales reportados por diferentes algoritmos.

Autor	Método	Base de Datos	Número de imágenes	Número de sujetos	EER reportado
Ramanathan & Chellappa [26]	Rostros <i>PointFive</i> utilizando espacios Bayesianos	Base de Datos Privada	-	200	8.5%
Ling [22]	Orientación de Gradiente en Pirámide (GOP) con SVM	Passport I (privada)	-	200	8.9%
		Passport II (privada)	-	-	11.2%
		FG-NET	272	62	24.1%
		MORPH	20 140	5060	29.4%
Mahalingam, Kambhamettu [24]	LBP jerárquico con Ada-Boost	FG-NET	1002	82	24.1%
		MORPH	20 140	5060	16.5%
Mahalingam, Kambhamettu[9]	Modelo de Mezclas Gaussianas (GMM)	FG-NET	-	-	31.3%
	GMM + Graph	FG-NET	-	-	29.2%

Un aspecto importante en la tarea de reconocimiento invariante a la edad, lo constituye la verificación de imágenes de rostros de niños, debido a los diversos cambios de forma que se manifiestan en esta etapa. Uno de los métodos no generativos vistos, basado, además en la extracción de rasgos discriminativos fue “coherencia de tendencias de rasgos”, la **Fig.22** tomada de [23], muestra una comparación que incluye además a SVM+diff. La gráfica muestra el rendimiento de cada uno y evidencia la superioridad de “coherencia de tendencias de rasgos”, debido fundamentalmente a que el análisis del flujo de rasgos es capaz de tener en cuenta mayores variaciones de la forma presentes en las imágenes de entrada.

**Fig. 22.** Rendimiento en la tarea de verificación obtenido usando el modelo propuesto en [23] y coherencia antropométrica en una base de datos de imágenes con diferencias de edad de niños.

El envejecimiento es un proceso muy complejo en el cual influyen diversos factores. La precisión de cualquier método que se proponga interactuar con este fenómeno, debe tener en cuenta cuales son estos factores y como pueden influir en el rendimiento del mismo.

Es lógico pensar que la edad real en que se encuentren las fotos a analizar, si es adulto o está aún en crecimiento influirá en el resultado ya que para el primero son más evidentes los cambios en la textura y para el segundo en la forma (epígrafe 2). Es determinante, del mismo modo, la diferencia de edad entre

las fotos, pues los cambios de apariencia pueden ser menores o mayores dependiendo de cuán grande sea esta. La **Tabla 4**, muestra resultados que pueden ayudar a cuantificar la influencia de estos factores, en métodos reportados en la bibliografía [24].

Tabla 4. Efecto de los factores internos. En la tabla se muestra EER, obtenido de una validación cruzada de 5 bloques experimentado en FG-NET y MORPH.

Factor interno	Método	Autor	FG-NET	MORPH
Envejecimiento	Orientación de Gradiente en Pirámide (GOP) con SVM	Ling [22]	26.8%	29.4%
	LBP con Ada-Boost	Mahalingam, Kambhamettu [24]	25.9%	24.5%
	LBP jerárquico con Ada-Boost	Mahalingam, Kambhamettu [24]	24.1%	16.5%
Envejecimiento en niños	Orientación de Gradiente en Pirámide (GOP) con SVM	Ling [22]	34.3%	-
	LBP con Ada-Boost	Mahalingam, Kambhamettu [24]	25.7%	-
	LBP jerárquico con Ada-Boost	Mahalingam, Kambhamettu [24]	23.2%	-
Envejecimiento en adultos	Orientación de Gradiente en Pirámide (GOP) con SVM	Ling [22]	24.2%	29.3%
	LBP con Ada-Boost	Mahalingam, Kambhamettu [24]	23.9%	24.5%
	LBP jerárquico con Ada-Boost	Mahalingam, Kambhamettu [24]	20.7%	16.5%
Efectos de las diferencias de edad	LBP con Ada-Boost	Mahalingam, Kambhamettu [24]	37.5%	20.5%
			40.7%	27.9%
			41.6%	44.7%
			42.5%	39.7%
	LBP jerárquico con Ada-Boost	Mahalingam, Kambhamettu [24]	30.8%	17.5%
			34.8%	18.4%
			35.1%	26.4%
			37.5%	30.3%

Las edades tempranas representan un mayor reto, debido a los cambios en la forma del rostro que ocurren en estas etapas, lo que se ve claramente reflejado en los resultados de la tabla anterior. Esto y el hecho de que el error es directamente proporcional a la diferencia de edad entre las imágenes, han sido afirmaciones ampliamente demostradas en la bibliografía, con resultados concluyentes.

El grupo étnico constituye también uno de los factores que atentarán contra el rendimiento de estos métodos, para estudiar tal incidencia se usan bases de datos de diferentes grupos étnicos 1. Caucásico (FG-NET [29]), 2. Afro Americano (MORPH [30]), 3. Hispánico (MORPH), 4. Hindú (Indianface DB [31]), y 5. Japonés (JAFPE [32]). Los experimentos que se realizan en [24], están destinados a determinar los efectos de realizar el reconocimiento en bases multiétnicas **Tabla.5**, el primero (*Exp1*) realiza un entrenamiento con un grupo étnico y luego se prueba en etnias desconocidas, el segundo

(*Exp2*) realiza un entrenamiento con una mezcla multiétnica y luego se prueba conociendo la etnia y sin conocerla.

Tabla 5. Efecto del grupo étnico. En la tabla se muestra EER, de los experimentos de verificación de rostros.

Autor	Método	<i>Exp1</i>	<i>Exp2</i>	
			Etnia Conocida	Etnia Desconocida
Mahalingam, Kambhamettu [24]	LBP con Ada-Boost	29.7%	30.8%	34.8%
Mahalingam, Kambhamettu [24]	LBP jerárquico con Ada-Boost	23.1%	24.8%	27.6%

El error de *Exp2*, cuando es comparado con *Exp1* indica un descenso en el rendimiento cuando el clasificador es entrenado con pares de imágenes de diferentes grupos étnicos. Esto se debe a la falta de una generalización exacta de rasgos faciales entre diferentes etnias. Además el resultado sugiere que es importante enfocarse en modelos individuales en vez de en modelos generales para la verificación facial.

5 Conclusiones

En este reporte de investigación se ha hecho un estudio de los métodos de reconocimiento de rostros robusto a cambios en la edad reportados en la literatura. Una vez hecho esto, se puede comprobar que existen diversos acercamientos al tratamiento del envejecimiento en el reconocimiento de rostros, de los cuales aquellos llamados no-generativos se presentan como los más adecuados para enfrentar el problema. Sin embargo, las soluciones existentes son aún incapaces de lidiar eficazmente con el envejecimiento en el reconocimiento de rostros, debido a las diferencias en el proceso de envejecimiento existentes entre personas de diferentes etnias, fracasan entonces en la obtención de un modelo que generalice tales diferencias.

Por otro lado en estas propuestas se utilizan variedad de enfoques. Aquel orientado a la extracción directa de los rasgos que se muestran invariantes a la edad, se presenta como una solución muy natural y con muy buenos resultados según lo visto en la literatura.

En los métodos vistos durante la revisión de la bibliografía, se utilizan diversas distribuciones de rasgos con diferentes cantidades de puntos. Por esto, se hace necesario decidir que rasgos escoger teniendo en cuenta la información antropométrica de los rostros.

A modo de conclusión general se puede decir, que para enfrentar el problema del envejecimiento en el reconocimiento de rostros utilizando métodos no-generativos, es imprescindible el surgimiento de nuevas técnicas que logren hacer una extracción de rasgos discriminativos adecuados para resolver el problema en cuestión, así como también de una medida de similaridad que permita realizar una comparación entre los rostros de los individuos.

Referencias bibliográficas

1. W. Zhao and R. Chellappa, Face Processing: Advanced Modeling and Methods. U.S.A.: Academic Press Inc., 2006.
2. S. Z. Li and A. K. Jain, Handbook of Face Recognition. New York: Springer, March 2005.
3. Handbook of Biometrics
4. Rama Chellappa and Soma Biswas: Age progression in Human Faces: A Survey, 2009.
5. N. Ramanathan, R. Chellappa, and Soma Biswas, "Computational Methods for Modeling Facial Aging: A Survey," Journal of Visual Languages and Computing, 20(3):131-144, 2009.

6. Yunhong Wang, Zhaoxiang Zhang, Weixin Li, and Fangyuan Jiang: Combining Tensor Space Analysis and Active Appearance Models for Aging Effect Simulation on Face Images. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics—part b: cybernetics*, vol. 42, no. 4, august 2012
7. 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.
8. L. Farkas, “Anthropometry of the Head and Face”. Raven Press, 1994.
9. Gayathri Mahalingam, Chandra Kambhamettu, “Age Invariant Face Recognition Using Graph Matching”, 2010 IEEE
10. 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.
11. Midori Albert, Karl Ricanek Jr., Eric Patterson, “A review of the literature on the aging adult skull and face: Implications for forensic science research and applications”, *Forensic Science International* 172 (2007).
12. 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.
13. 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
14. N. Ramanathan and R. Chellappa, “Modeling Age Progression in Young Faces,” *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Pp. 387-394, 2006.
15. N. Ramanathan, R. Chellappa, “Modeling Shape and Textural Variations in Aging Adult Faces”, In: *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture*, Amsterdam, Netherlands, 2008.
16. Y. Kwon and N. Lobo, “Age Classification from Facial Images,” *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Pp. 762- 767, 1994.
17. T. Cootes, G. Edwards, And C. Taylor, “Active Appearance Models,” *IEEE Trans. Pattern Analysis And Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 6, Pp. 681-685, June 2001.
18. Luu, K., Bui, T.D., Ricanek Jr., K. Y Suen, C.Y. “Age Estimation Using Active Appearance Models And Support Vector Machine Regression”, *Proceedings Of The IEEE Conference On Biometrics: Theory, Applications, And Systems (Btas)*, Septiembre 2009.
19. Luu, K., Bui, T. D., Ricanek Jr., K. Y Suen, C. Y. “Spectral Regression Based Age Determination”, 2010.
20. Geng, X., Zhou, Z. H. And Smith-Miles, K. “Automatic Age Estimation Based On Facial Aging Patterns”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 29, Pp. 2234-2240, 12, December 2007.
21. Unsang Park, Yiying Tong, Member, Anil K. Jain: Age-Invariant Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, no. 5, may 2010.
22. H. Ling, S. Soatto, N. Ramanathan, D. Jacobs, “Face Verification across Age Progression using Discriminative Methods”, In: *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION FORENSICS AND SECURITY*, 2010.
23. S. Biswas, G. Aggarwal, R. Chellappa, and “A Non-Generative Approach for Face Recognition across Aging”, In: *IEEE Second International Conference On Biometrics: Theory, Application And Systems*, 2008.
24. Gayathri Mahalingam, Chandra Kambhamettu: Face verification of age separated images under the influence of internal and external factors. *Elsevier, Image and Vision Computing* 30 (2012) 1052–1061.
25. Zhifeng Li, Unsang Park and Anil K. Jain: A Discriminative Model for Age Invariant Face Recognition, *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION FORENSICS AND SECURITY*, 2011.
26. N. Ramanathan and R. Chellappa, “Face verification across age progression,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 11, pp. 3349–3361, 2006.
27. B. Moghaddam and A. Pentland, “Probabilistic visual learning for object representation,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 19, no. 7, pp. 696–710, 1997.
28. 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.
29. Face, gesture recognition working group, FG-NET aging database, (2002).
30. K. Ricanek, T. Tesafaye, MORPH: a longitudinal image database of normal adult age-progression, in: *IEEE Intl. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2006, pp. 341–345.
31. Indian face database, vis-www.cs.umass.edu/vidit/AI/dbase.html.
32. Japanese female facial expression database, www.kasrl.org/jaffe.html.

33. P. J. Phillips. "Support vector machines applied to face recognition". In *Proceedings of the Conference on Advances in Neural Information Processing Systems II*, pages 803–809, 1999
34. J.T. Todd, S.M. Leonard, R.E. Shaw, and J.B. Pittenger, "The Perception of Human Growth," Scientific Am., vol. 242, no. 2, pp. 106-114, 1980.
35. V. Blanz and T. Vetter, "A Morphable Model for the Synthesis of 3D Faces," Proc. ACM SIGGRAPH Conf. Computer Graphics and Interactive Techniques.
36. Fu, Y., G. Guo, and T.S. Huang, *Age synthesis and estimation via faces: A survey*. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2010. **32**(11): p. 1955-1976
37. Freund, Y., Schapire, R.E.: A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. Journal of Computer and System Sciences 55(1), 119–139 (1997)

RT_056, octubre 2013

Aprobado por el Consejo Científico CENATAV

Derechos Reservados © CENATAV 2013

Editor: Lic. Lucía González Bayona

Diseño de Portada: Di. Alejandro Pérez Abraham

RNPS No. 2142

ISSN 2072-6287

Indicaciones para los Autores:

Seguir la plantilla que aparece en www.cenatav.co.cu

C E N A T A V

7ma. A No. 21406 e/214 y 216, Rpto. Siboney, Playa;

La Habana. Cuba. C.P. 12200

Impreso en Cuba

