

# Control de edad en redes sociales mediante biometría facial

Alberto de Santos Sierra

Carmen Sánchez Ávila

Grupo de Biometría, Bioseñales y Seguridad (GB2S)

Centro de Domótica Integral (CeDInt)

Universidad Politécnica de Madrid (UPM)

Email: {alberto,csa}@cedint.upm.es

Marta Carmonet Bravo

Javier Guerra Casanova

Daniel de Santos Sierra

Grupo de Biometría, Bioseñales y Seguridad (GB2S)

Centro de Domótica Integral (CeDInt)

Universidad Politécnica de Madrid (UPM)

Email: {mcarmonet,jguerra,dsantos}@cedint.upm.es

**Resumen**—Actualmente, las redes sociales se han instaurado como un mecanismo muy potente de comunicación y contacto entre individuos. Sin embargo, las políticas de privacidad que normalmente han acompañado a estas redes sociales no han sido capaces de evitar el mal uso de las mismas en temas relacionados con protección a menores. El caso más significativo es el de adultos, haciéndose pasar por menores.

Este trabajo investiga la viabilidad del uso de técnicas biométricas basadas en rasgos faciales para la detección de rangos de edad, con el propósito de evitar que adultos se hagan pasar por menores, o incluso que ciertos menores puedan acceder a redes sociales, cuyo acceso debe estar restringido por su edad.

Los resultados muestran que es posible hacer esta distinción entre adultos y menores, seleccionando edades umbrales cercanas a los 18 años, con tasas de acierto cercanas al 80 %, y empleando clasificadores basados en máquinas de vector soporte (SVMs) lineales.

## I. INTRODUCCIÓN

La necesidad de identificar la edad de las personas que acceden a distintas páginas y servicios disponibles en la Red es cada día más importante. El acceso a Internet a todo tipo de personas ofrece una gran cantidad de oportunidades, pero a su vez esconde muchos peligros, en especial para los niños.

En el camino de ofrecer una Red segura para los menores de edad, habría que añadir mecanismos automáticos para proteger a los niños de personas potencialmente peligrosas, como pedófilos, grupos sectarios, grupos de ideologías radicales o grupos violentos.

En la actualidad, desde distintas páginas webs de asociaciones, redes sociales o programas de mensajería instantánea, puede realizarse una comunicación directa de manera sencilla y anónima entre menores y personas adultas peligrosas, que hoy en día no se pueden detectar de manera automática. Como fin último de esta necesidad, nace este trabajo, que tratará de desarrollar los pilares básicos para crear estas aplicaciones que protejan a los menores de edad en su acceso a la red. La parte fundamental de estas aplicaciones se ha de basar en la identificación de los distintos grupos de edad de los usuarios, para así poder reconocer tanto a las personas menores de edad como a los adultos que tratan de ponerse en contacto con ellos. En particular, el escenario principal de uso de los sistemas de verificación de edad es la alerta a las redes sociales sobre la existencia de menores en ellas, ya que de acuerdo con la

normativa existente<sup>1</sup>, los menores de 14 años no pueden estar suscritos a las mismas sin consentimiento expreso del tutor legal.

En el estado del arte, existen numerosos trabajos sobre detección de edad, considerando diferentes aspectos físicos y de comportamiento como puede ser rasgos faciales [1], [7], [11], huesos [5], [20], oído [4], huella [24], cerebro [21], voz [16], forma de caminar [15], lenguaje en chats [12], señales fisiológicas [19], percepción del color [6] o movimientos de partes del cuerpo [13].

Concretamente, la estimación de edad a partir de rasgos faciales es un tema abierto de investigación, en el que se está poniendo un gran esfuerzo por sus aplicaciones directas en publicidad dirigida y control de menores. Esta técnica además, presenta la ventaja de la transparencia al usuario, ya que sólo se necesita una cámara (fotográfica o de video) para extraer la cara y estimar la edad de la persona observada. De acuerdo a estas consideraciones, a continuación se describirán los aspectos más importantes de cada una de las referencias bibliográficas encontradas al respecto, para así obtener una visión general y completa del estado de la técnica actual. Debido a que la utilización de bases de datos públicas es de gran interés para nuestra investigación, en todos aquellos trabajos que se hayan desarrollado con una base de datos pública, ésta se citará explícitamente. En caso de no comentarse, implicará que la base de datos utilizada en dicho trabajo es privada. Así pues, en [1] se presenta un trabajo del que se deriva que partir de la cara se puede estimar la edad de las personas. De hecho, este artículo estudia mediante encuestas a usuarios si son capaces de averiguar la edad de personas en fotografías, simplemente observando sus caras. Este estudio considera además distintas razas, obteniendo distintos resultados para cada una de ellas.

Basados en clasificadores cuadráticos considerando regresión múltiple, se encuentran los trabajos en [8], [7] donde se derivan patrones de edad que pueden ser obtenidos de un algoritmo de aprendizaje y visualizados como variedades (“manifold”). A través del método de variedades, la redundan-

<sup>1</sup>Reglamento de Desarrollo de la Ley Orgánica 15/1999, de 13 de diciembre, de Protección de Datos de Carácter Personal, artículo 13.

cia en los patrones de edad se puede disminuir, reduciendo a su vez la dimensionalidad del espacio de características de edad. A partir de este subespacio, un procedimiento de regresión lineal múltiple, especialmente con funciones cuadráticas puede facilitar la representación del subespacio utilizado para la estimación de edad. Este trabajo presenta resultados de error en torno a 5-6 años analizando la base de datos UIUC-IFP. En [11] se propone un sistema de regresión localmente ajustada (LARR) para el aprendizaje y la predicción de las edades, basadas en Máquinas de Vector Soporte (SVM) y Vector Regresión (SVR). Este algoritmo se ha probado con las bases de datos UIUC-IFP con un error de 5.25 y 5.30 años para mujeres y hombres, respectivamente y con la base de datos FG-NET con un error de 5.07 años.

En base a este estado del arte, este trabajo pretende evaluar la posibilidad de detectar el rango de edad al que una persona pertenece, considerando sus rasgos faciales extraídos a partir de una imagen. Primeramente, se evaluará la capacidad del clasificador propuesto (basado en SVMs lineales) para distinguir entre diferentes rangos de edad, y posteriormente se orientará a la detección de aquellos rangos más útiles en redes sociales: mayoría de edad (18 años) y edad para acceder a las redes sociales sin necesidad del consentimiento paterno (14-15 años). Será la capacidad del clasificador en asociar la edad de individuos dentro de estos dos intervalos lo que indicará su viabilidad para aplicaciones en redes sociales para control de edad.

El trabajo se desarrolla en las siguientes secciones: En la Sección II, se define el concepto de rango de edad. La Sección III presenta las bases de datos y el preprocesamiento realizado en este trabajo para cada imagen. Después, en la Sección IV se presenta la metodología y la evaluación. Por último, en la Sección V, se proporcionan los resultados, terminando con las conclusiones y el trabajo futuro (Sección VI).

## II. DEFINICIÓN Y SELECCIÓN DE RANGOS DE EDAD

Dentro de los parámetros a tener en cuenta, se encuentra la división de los rangos de edad, y la definición de los conjuntos que aglutina cada rango. Primeramente, se define un rango de edad como un intervalo de edad con usuarios con características similares entre ellos. Es decir, el rango de edad (en adelante, RE) entre los 20 y los 30 años, posee características diferentes que el rango de edad entre los 10-14 años, por ejemplo. La elección del número de rangos de edad en los que se divide todas las edades posibles, y el número de años que aglutina cada RE es clave en el éxito de la detección de edad. Según trabajos previos en el estado del arte [8], [7], [11], la asociación de edad exacta en base a rasgos faciales es difícil, complicada, imprecisa y puede no ser útil desde el punto de vista de la protección de menores en redes sociales. Lo importante es detectar a qué rango de edad pertenece una persona, para saber si es mayor de edad, adolescente o adulto. Los rangos propuestos que mejor resultado ofrecen (tal y como se verá posteriormente) son aquellos donde:

- El número de intervalos/rangos de edad es pequeño, normalmente 2 ó 3 como mucho.

- Cada rango de edad se corresponde con las etapas naturales de crecimiento de los individuos, es decir, crecimiento, adolescencia, mayoría de edad, y madurez.

Cualquier variación de estos intervalos se justifica para proporcionar más validez al estudio estadístico (muchas veces hay rangos de edad que poseen pocas muestras, y por lo tanto se requiere una reordenación de los criterios de elección de los intervalos). Además, se pondrá en el estudio especial énfasis a los rangos de edad para protección de menores.

## III. BASE DE DATOS Y PREPROCESAMIENTO

En el estado del arte existen numerosas bases de datos con imágenes de caras e información de edad asociada, como por ejemplo: Productive Aging Lab Face (PAL) [17], [3], Images of Groups Dataset [9], [3], FERET [18], [2], MORPH [10], [23] o FG-NET Aging database [10]. Es precisamente esta base de datos FG-NET la que se empleará en la evaluación del método propuesto: contiene un total de 1002 imágenes de un total de 82 sujetos diferentes de origen caucásico. Estas imágenes corresponden a caras frontales, y cada un mismo sujeto posee fotos con diferentes edades.

Las imágenes de esta base de datos son preprocesadas: reescaladas hasta un tamaño de 25x23 píxeles, filtradas mediante una ecualización de histograma para ganar cierta independencia con respecto a los cambios de iluminación [2]. Sin embargo, en este caso, no se utilizará ninguna máscara para filtrar el fondo, sino que las caras serán manualmente recortadas quedando únicamente aislada la zona de la cara. Finalmente, todas las imágenes son convertidas a escala de grises, pues algunas de las imágenes son en color.



Figura 1. Ejemplos de la base de datos FG-NET, mostrando únicamente el resultado del recorte manual realizado en este trabajo. Se puede apreciar fácilmente cómo la base de datos recoge diferentes grados de iluminación, diferentes condiciones de adquisición, diferentes edades así como el uso de gafas o bigotes.

## IV. METODOLOGÍA Y EVALUACIÓN

El propósito de esta sección es describir el método utilizado para asociar un determinado rango de edad a un individuo en base a sus rasgos faciales.

Para ello, se definen los pares  $\{(\mathbf{x}_i, l_i)\}_{i=1}^M$  donde el vector  $\mathbf{x}_i$  se corresponde con un vector columna de dimensiones  $(p \times q) \times 1$  correspondiente a las imágenes de tamaño  $p \times q$  píxeles, y donde  $l_i$  se corresponde con la etiqueta de edad asociada a dicha imagen, existiendo un total de  $M$  imágenes.

El trabajo realizado propone el uso de dos posibles enfoques y un único clasificador:

- Un primer enfoque donde la imagen (de tamaño  $p \times q$ ) es convertida a un vector de una única dimensión y utilizado para entrenamiento o testeo sin realización de ninguna operación de reducción de componentes sobre él.
- El segundo enfoque hace uso del Análisis de Componentes Principales (PCA) para reducir el tamaño del vector  $\mathbf{x}_i$ . Este enfoque ha sido utilizado en la literatura con anterioridad con bastante éxito (no sólo en la detección de edad en cara [3], [2], sino también en la literatura de reconocimiento facial [25], justificando su uso en este trabajo propuesto.

El clasificador utilizado estará basado en SVMs (Support Vector Machines) con núcleo lineal, cuyos resultados son los que experimentalmente mejores tasas han ofrecido en comparación con otras consideradas como polinomiales o RBF [22], [14], y proporcionan un equilibrio adecuado entre complejidad y precisión en clasificación. Por intentar ser concisos, en este trabajo únicamente se presentan los resultados obtenidos con SVMs lineales.

Dentro del método presentado existen varios parámetros que serán de interés para la posterior evaluación. Este trabajo únicamente se centrará en el estudio de dos parámetros: rangos y número de imágenes de entrenamiento por rango. La variación del rango reside en la variación de las edades umbrales para agrupar todas las posibles edades en diferentes segmentos. Por ejemplo, las edades podrían dividirse en tres grupos con edades umbrales de 15 y 30 años, lo que significa que habrá tres grupos: Uno con edades comprendidas entre 0 y 15 años, otra entre 15 y 30 años, y la otra entre 30 y el máximo valor de edad contenido en la base de datos. La selección de estas edades umbrales, y por lo tanto de los grupos de edad propuestos serán clave para el éxito del clasificador, como se verá posteriormente.

El número de imágenes de entrenamiento por rango hace referencia al número de fotografías asociadas a un mismo rango de edad para entrenar el clasificador. Se buscará siempre que este número de imágenes esté equilibrado para todos los rangos de edad considerados en cada evaluación.

## V. RESULTADOS

La precisión que tiene un clasificador se mide en función del número de aciertos que realiza, en función del número de muestras de testeo que se llevan a cabo. Sin embargo, un sistema que acierte siempre, puede por el contrario, asignar gran cantidad de falsos positivos, y viceversa, un clasificador estricto que minimice esos falsos positivos puede llegar a aumentar el número de falsos negativos. Es por ello que la evaluación de un clasificador deberá de considerar todos los aspectos anteriores, y proporcionar una medida que evalúe simultáneamente la capacidad de discernir a qué clase pertenece cada dato. Para eso utilizamos tres criterios:

- **Factor  $F$  ( $F$ -measure)**, que es la media armónica entre Precision ( $P$ ) y Recall ( $R$ ). Las relaciones quedan

Rangos	F	Spe.	Sen.
$x \leq 15$	.58	.76	.48
$15 \leq x \leq 30$	.17	.86	.12
$30 \leq x \leq 40$	.14	.92	.17
$x \geq 40$	.09	.73	.26

Tabla I

RESULTADOS OBTENIDOS UTILIZANDO LA IMAGEN ORIGINAL DE TAMAÑO 25x23, CON 10 IMÁGENES POR ENTRENAMIENTO, Y CUATRO INTERVALOS DE RANGOS: MENORES DE 15, ENTRE 15 Y 30, ENTRE 30 Y 40 Y MAYORES DE 40. ESTA TABLA REPRESENTA LOS UMBRALES DE LOS RANGOS UTILIZADOS (RANGOS), EL FACTOR F (F), LOS VALORES DE SPECIFICITY (SPEC.) Y SENSITIVITY (SEN.).

expresadas con las siguientes ecuaciones:

$$F = \frac{2PR}{P + R} \quad (1)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

donde  $TP$  significa True Positive (asociar correctamente el rango de edad a una persona);  $FP$ , False Positive (asociar una persona con un rango de edad determinado a otro rango de edad); y  $FN$ , False Negative (asociar un rango de edad a una persona inadecuada).

- **Sensitivity**, que es la capacidad de un clasificador para dar como casos positivos los casos realmente positivos.

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

- **Specificity**, que es la capacidad de nuestro clasificador para indicar que una persona con una edad fuera de un rango determinado está fuera de dicho rango.

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3)$$

Se buscará aquél clasificador y conjunto de rango de edades que mejor tasa de error ofrezca en los tres aspectos: Factor F, Sensitivity y Specificity. Hay que tener en cuenta que una mejor tasa de error implica que los tres factores anteriores están cercanos a uno.

En base a estos criterios, se presentan las Tablas I, II y III. De ellas se puede concluir que la división en números de rangos amplios conduce a un degradado de la capacidad de clasificación. De hecho, la capacidad para distinguir entre rangos de edades donde las diferencias a priori son pequeñas, producen errores en clasificación, como son los intervalos entre 30 y 40 años, o entre 20 y 30. Sin embargo, cuando se seleccionan intervalos que distingan claros cambios fisiológicos, como pueden ser edades hasta los 15 años, los resultados obtenidos son buenos. Todas estas tablas se han obtenido con 10 imágenes por intervalo.

La notación  $x \leq th$ , donde  $th$  es un umbral, trata de indicar con qué edades se ha entrenado el clasificador.

Rangos	F	Spe.	Sen.
$x \leq 10$	.44	.83	.35
$10 \leq x \leq 20$	.21	.82	.21
$20 \leq x \leq 30$	.23	.82	.23
$30 \leq x \leq 40$	.19	.85	.19
$x \geq 40$	.13	.94	.13

Tabla II

RESULTADOS OBTENIDOS UTILIZANDO LA IMAGEN ORIGINAL DE TAMAÑO 25x23, CON 10 IMÁGENES POR ENTRENAMIENTO, Y CINCO INTERVALOS DE RANGOS: MENORES DE 10, ENTRE 10 Y 20, ENTRE 20 Y 30, ENTRE 30 Y 40 Y MAYORES DE 40. ESTA TABLA REPRESENTA LOS UMBRALES DE LOS RANGOS UTILIZADOS (RANGOS), EL FACTOR F (F), LOS VALORES DE SPECIFICITY (SPEC.) Y SENSITIVITY (SEN.).

Rangos	F	Spe.	Sen.
$x \leq 5$	.26	.83	.23
$5 \leq x \leq 10$	.19	.87	.16
$10 \leq x \leq 15$	.20	.77	.24
$x \geq 15$	.57	.80	.50

Tabla III

RESULTADOS OBTENIDOS UTILIZANDO LA IMAGEN ORIGINAL DE TAMAÑO 25x23, CON 10 IMÁGENES POR ENTRENAMIENTO, Y CUATRO INTERVALOS DE RANGOS: MENORES DE 5, ENTRE 5 Y 10, ENTRE 10 Y 15 Y MAYORES DE 15. ESTA TABLA REPRESENTA LOS UMBRALES DE LOS RANGOS UTILIZADOS (RANGOS), EL FACTOR F (F), LOS VALORES DE SPECIFICITY (SPEC.) Y SENSITIVITY (SEN.).

Es por ello que parece sensato, tanto a nivel de aplicación como a nivel de clasificación, buscar únicamente dos intervalos, o lo que es lo mismo, un único umbral. Este umbral se deberá escoger de tal manera que agrupe a ambos lados, grupos de usuarios con claros rasgos distinguidos en base a la edad. En este trabajo, se presentan dos posibles umbrales: 15 y 18 años, por hacer distinción entre la mayoría de edad legal (18 años) y la mayoría de edad fisiológica, asumiendo que a partir de los 15 años un individuo ha sufrido los cambios faciales más importantes.

Además, estos rangos son importantes para el objetivo de la protección de menores, pues coinciden con los umbrales de mayoría de edad y la edad permitida para acceder a las redes sociales sin necesidad de consentimiento paterno.

Por lo tanto, en la Tabla IV se presentan los resultados para ambos umbrales, en función del número de imágenes para entrenar cada rango. Es importante destacar, que a medida que el número de muestras de entrenamiento por intervalo aumenta (hasta 100 imágenes), la capacidad de clasificación se incrementa hasta alcanzar valores con  $F = 80\%$ . Un incremento del número de imágenes por encima de 100 no contribuye con un aumento de la capacidad de clasificación. También hay que tener en cuenta, que el número de imágenes para entrenar no sería un factor limitante, pues el número de fotos en las redes sociales es prácticamente ilimitado, siempre que se asuma que están correctamente etiquetadas.

Por otro lado, la Tabla IV presenta además los resultados obtenidos al aplicar PCA, antes de la clasificación. Como se puede apreciar, los resultados obtenidos con PCA no mejoran los obtenidos al utilizar las imágenes originales, al contrario de lo que otros autores sugieren [3], [2]. Esto puede ser debido

nImág.	Rangos	Natural			PCA		
		F	Spe.	Sen.	F	Spe.	Sen.
10	$x \leq 15$	.75	.60	.78	.63	.66	.57
	$x \leq 18$	.76	.54	.83	.57	.64	.47
50	$x \leq 15$	.77	.57	.82	.70	.65	.67
	$x \leq 18$	.79	.53	.78	.77	.68	.71
100	$x \leq 15$	.76	.54	.82	.73	.67	.71
	$x \leq 18$	.80	.64	.76	.76	.68	.69
150	$x \leq 15$	.74	.65	.72	.64	.53	.78
	$x \leq 18$	.80	.69	.73	.71	.58	.60

Tabla IV

COMPARACIÓN DE LAS DOS ESTRATEGIAS PROPUESTAS UTILIZANDO DOS RANGOS POSIBLES: MAYORES Y MENORES DE 15; MAYORES Y MENORES DE 18. SE PUEDE OBSERVAR CÓMO LA PRECISIÓN DEL CLASIFICADOR AUMENTA A MEDIDA QUE EL NÚMERO DE IMÁGENES DE ENTRENAMIENTO TAMBIÉN AUMENTA. ESTA TABLA REPRESENTA EL NÚMERO DE IMÁGENES POR INTERVALO (NÍMÁG), LOS UMBRALES DE LOS RANGOS UTILIZADOS (RANGOS), EL FACTOR F (F), LOS VALORES DE SPECIFICITY (SPEC.) Y SENSITIVITY (SEN.).

a que el clasificador utilizado es diferente (SVM lineales en este caso), o bien que la filosofía empleada con los rangos (completamente diferente a la de los artículos [3], [2] donde buscan la edad exacta) pudiera hacer que el uso de PCA disminuyera la precisión del clasificador.

## VI. CONCLUSIONES

La detección de edad mediante rasgos faciales es un tema de gran aplicación en redes sociales, donde la protección de menores, y el asegurar que no existen suplantaciones de identidad de adultos por menores están recibiendo gran atención actualmente.

En este trabajo se ha presentado un método para detectar un rango de edad en función de rasgos faciales, considerando una fotografía de un determinado individuo. Este método ha contemplado el uso de SVMs lineales para la clasificación de características faciales. Además, para estas características, se han propuesto dos filosofías: utilizar la imagen preprocesada manualmente, seleccionando la región de interés, y compararlo con el empleo de PCA sobre esta misma imagen.

Además, se han considerado dos parámetros a variar: el número de imágenes para entrenar cada intervalo, y el número de rangos de edad.

Los resultados sugieren que en este aspecto, un menor número de intervalos conduce a mejores resultados. Si estos intervalos coinciden con edades umbrales como 15 y 18 años, los resultados mejoran sustancialmente, así como con el incremento del número de imágenes para entrenar los clasificadores. Por lo tanto, se puede decir que tanto los rangos de edad utilizados como los resultados obtenidos, podrían permitir una distinción entre adultos y menores, evitando problemas de suplantación de identidad. Esto sería de gran utilidad para la protección de menores en redes sociales.

Como trabajo futuro se considerará el uso de wavelets para extraer características faciales, y el empleo de otros clasificadores, y su aplicación a otras bases de datos.

## AGRADECIMIENTOS

Esta investigación ha sido financiada parcialmente por Op-tenet S.A. y por el Ministerio de Economía y Competitividad y el Centro para el Desarrollo Tecnológico Industrial (CDTI), en el marco del proyecto de investigación industrial "WENDY: Web-access confidence for children and Young"(TSI-020100-2010-452).

## REFERENCIAS

- [1] Y. Azuma, M. Nishimoto, N. Miyamoto, T.X. Fujisawa, N. Nagata, and A. Kosaka. A comparative assessment of one's own age from facial images of others: Two case studies for the americans and the japanese. In *Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009. IEEE International Conference on*, pages 639–644, oct. 2009.
- [2] J. Bekios-Calfa, J.M. Buenaposada, and L. Baumela. Revisiting linear discriminant techniques in gender recognition. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 33(4):858–864, april 2011.
- [3] Juan Bekios-Calfa, José Buenaposada, and Luis Baumela. Age regression from soft aligned face images using low computational resources. In *Pattern Recognition and Image Analysis*, volume 6669 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 281–288. Springer Berlin / Heidelberg, 2011.
- [4] D K Brown, D M Bowman, and B P Kimberley. The effects of maturation and stimulus parameters on the optimal  $f(2)/f(1)$  ratio of the  $2f(1)-f(2)$  distortion product otoacoustic emission in neonates(1). *Hearing Research*, 145(1-2):17–24, 2000.
- [5] Roberto Cameriere, Danilo De Angelis, Luigi Ferrante, Francesco Scarpino, and Mariano Cingolani. Age estimation in children by measurement of open apices in teeth: a european formula. *International Journal of Legal Medicine*, 121:449–453, 2007. 10.1007/s00414-007-0179-1.
- [6] Viviana Correa, Lina Estupiñán, Zioneth García, Oscar Jiménez, Luisa Fernanda Prada, Andrea Rojas, Sandra Rojas, and Edgar Cristancho. Percepción visual del rango de color: Diferencias entre género y edad. *Revista Med*, 15:7 – 14, 01 2007.
- [7] Yun Fu and T.S. Huang. Human age estimation with regression on discriminative aging manifold. *Multimedia, IEEE Transactions on*, 10(4):578–584, june 2008.
- [8] Yun Fu, Ye Xu, and T.S. Huang. Estimating human age by manifold analysis of face pictures and regression on aging features. In *Multimedia and Expo, 2007 IEEE International Conference on*, pages 1383–1386, july 2007.
- [9] A.C. Gallagher and Tsuhan Chen. Understanding images of groups of people. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, 0:256–263, 2009.
- [10] Xin Geng, Zhi-Hua Zhou, and K. Smith-Miles. Automatic age estimation based on facial aging patterns. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 29(12):2234–2240, dec. 2007.
- [11] Guodong Guo, Yun Fu, C.R. Dyer, and T.S. Huang. Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 17(7):1178–1188, july 2008.
- [12] April Kontostathis. ChatCoder: Toward the Tracking and Categorization of Internet Predators. In *Proc. Text Mining Workshop 2009 held in conjunction with the Ninth Siam International Conference on Data Mining (SDM 2009), Sparks, NV, May 2009.*, 2009.
- [13] A. Lanitis. Age estimation based on head movements: A feasibility study. In *Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP), 2010 4th International Symposium on*, pages 1–6, march 2010.
- [14] A. Lanitis, C. Draganova, and C. Christodoulou. Comparing different classifiers for automatic age estimation. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, 34(1):621–628, feb. 2004.
- [15] Jiwen Lu and Yap-Peng Tan. Gait-based human age estimation. *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, 5(4):761–770, dec. 2010.
- [16] L.A.F. Mendoza, E. Cataldo, M. Vellasco, M.A. Silva, A.D.O. Cañan don, and J.M. de Seixas. Classification of voice aging using ann and glottal signal parameters. In *ANDESCON, 2010 IEEE*, pages 1–5, sept. 2010.
- [17] Meredith Minear and Denise Park. A lifespan database of adult facial stimuli. *Behavior Research Methods*, 36:630–633, 2004. 10.3758/BF03206543.
- [18] P.J. Phillips, Hyeonjoon Moon, P. Rauss, and S.A. Rizvi. The feret evaluation methodology for face-recognition algorithms. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society Conference on*, pages 137–143, jun 1997.
- [19] B. Reimer, B. Mehler, J.F. Coughlin, Ying Wang, L.A. D'Ambrosio, N. Roy, J. Long, A. Bell, D. Wood, and J.A. Dusek. A comparison of the effect of a low to moderately demanding cognitive task on simulated driving performance and heart rate in middle aged and young adult drivers. In *Cyberworlds, 2008 International Conference on*, pages 493–500, sept. 2008.
- [20] A. Schmeling, C. Grundmann, A. Fuhrmann, H.-J. Kaatsch, B. Knell, F. Ramsthaler, W. Reisinger, T. Riepert, S. Ritz-Timme, F. Rasing, K. Ratzscher, and G. Geserick. Criteria for age estimation in living individuals. *International Journal of Legal Medicine*, 122:457–460, 2008. 10.1007/s00414-008-0254-2.
- [21] L.A. Teverovskiy, J.T. Becker, O.L. Lopez, and Y. Liu. Quantified brain asymmetry for age estimation of normal and ad/mci subjects. In *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on*, pages 1509–1512, may 2008.
- [22] V. N. Vapnik. *The nature of statistical learning theory*. Springer, New York, 1995.
- [23] Jian-Gang Wang, E. Sung, and Wei-Yun Yau. Active learning for solving the incomplete data problem in facial age classification by the furthest nearest-neighbor criterion. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 20(7):2049–2062, july 2011.
- [24] Diane Keith Williams, Corrie J. Brown, and Justine Bruker. Characterization of children's latent fingerprint residues by infrared microspectroscopy: Forensic implications. *Forensic Science International*, 206(1):161–165, 2011.
- [25] Wen-Yi Zhao, Rama Chellappa, P. Jonathon Phillips, and Azriel Rosenfeld. Face recognition: A literature survey. *ACM Comput. Surv.*, 35(4):399–458, 2003.