

Detección de puntos salientes para medición de la simetría facial

Ricardo Irving Barrón Martínez

Universidad Autónoma de San Luis Potosí,
Av. Salvador Nava Martínez s/n, C.P.78290, San Luis Potosí, Teléfono: (444) 826-2316
ricardo_9216@live.com.mx

Ruth Mariela Aguilar Ponce

Universidad Autónoma de San Luis Potosí,
Av. Salvador Nava Martínez s/n, C.P.78290, San Luis Potosí, Teléfono: (444) 826-2316

José Luis TecpanecatI Xihuitl

Universidad Autónoma de San Luis Potosí,
Av. Salvador Nava Martínez s/n, C.P.78290, San Luis Potosí, Teléfono: (444) 826-2316

Resumen

El análisis y estudio del rostro se ha convertido recientemente en un gran foco de interés debido a sus múltiples aplicaciones entre las que se encuentra identificación de expresiones faciales, identificación de personas de interés, y el cálculo de la simetría facial entre otras. Este trabajo presenta la detección de 14 puntos característicos faciales. Estos puntos característicos nos ayudan a obtener la simetría facial siguiendo el método de Mondragón. Para su detección se utilizaron múltiples algoritmos. Los detectores de esquinas se utilizaron para localizar las comisuras de los ojos, por lo que se hizo una comparación de los tres algoritmos más populares en la literatura correspondientes a SUSAN, Harris y Shi-Tomasi. Se determinó que el detector Shi-Tomasi obtiene mejores resultados para esta aplicación en particular. Las comisuras de los labios se localizaron por medio de la segmentación utilizando el algoritmo K-medias

y la detección de bordes. Mientras que el detector de bordes de Canny fue utilizado para localizar los puntos que delimitan el ancho facial.

Palabras Clave: detección de esquinas, procesamiento digital de imágenes, puntos característicos faciales, segmentación.

1. Introducción

El estudio del rostro como método de identificación ha sido ampliamente utilizado involucrando la detección de puntos característicos o salientes. Un punto saliente en el rostro es aquel que permanece estable ante cambios globales o locales debido a cambios en la expresión facial. Adicionalmente, la posición de estos puntos está claramente definida y puede ser establecida por un experto en antropometría. [1].

Entre los puntos salientes más importantes en el rostro se encuentran las comisuras de los ojos, las fosas nasales y la punta de la nariz entre otros. Estos puntos característicos nos ayudan a determinar la expresión facial que presenta un rostro, así como a establecer la simetría facial.

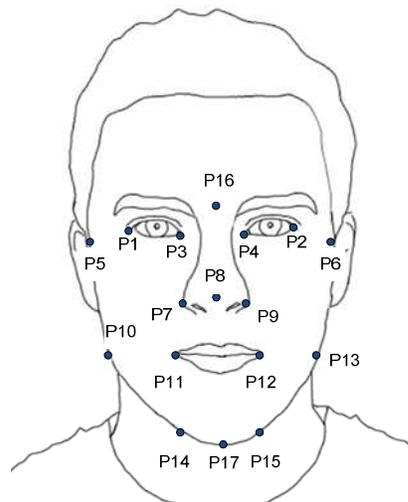


Fig. 1. Puntos característicos faciales para el método de Simmons.

En particular, la simetría facial basada en la antropometría ha sido propuesta como un método de seguimiento en la evolución de pacientes de parálisis facial periférica [2]. Existen diferentes métodos para obtener la simetría facial. Usando los puntos característicos faciales se toman medidas del rostro y se comparan para calcular la simetría. Las medidas y los puntos usados varían de acuerdo al método utilizado. Algunos de los métodos analizados incluyen los métodos propuestos por Mondragón, et. al. [2] y Simmons et. al. [3].

El método de Simmons mide la simetría encontrando una línea media facial compuesta por el punto medio de la boca y los puntos medios entre (P1, P2), (P3, P4), (P5, P6), (P7, P9), (P10, P13), (P11, P12) y (P14, P15) los cuales se muestran en la Fig. 1. Si la cara es simétrica, entonces cada punto medio debe estar ubicado en la línea media determinada.

El método propuesto por Mondragón et. al., determina la línea media facial que divide al rostro en dos. A continuación se miden las distancias desde diferentes puntos característicos faciales a la línea media sagital para ambos lados de la cara. La distancia bipupilar se determina del punto medio de cada ojo hacia la línea sagital y se denomina AP. La distancia de las comisuras de la boca a la línea media es denominada AN. La distancia de las ventanas alares a la línea sagital es AC. El ancho facial vertical o Afv, se mide desde la glabella hasta el subnasal y del subnasal al gnation. Finalmente el ancho horizontal del rostro o Afh, se mide de los puntos P5 a P6. Estas distancias están representadas en la Fig. 2. Posteriormente se encuentra el máximo y mínimo de las distancias AP, AN, AC, Afh y Afv. La Simetría Proporcional Radial (AsPrR) es entonces calculada con la siguiente ecuación:

$$\frac{AP_{min}}{AP_{max}} + \frac{Afh_{min}}{Afh_{max}} + \frac{AN_{min}}{AN_{max}} + \frac{AC_{min}}{AC_{max}} + \frac{Afv_{min}}{Afv_{max}} = AsPrR \quad (1)$$

Un rostro perfectamente simétrico alcanza un valor de 5. Entre menor sea el resultado, mayor será la asimetría. Este trabajo localiza los puntos característicos faciales

correspondientes a P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8, P9, P11, P12, P16 y P17 de la Fig. 1. Usando estos puntos es posible determinar la simetría proporcional radial propuesta por Mondragón.

En seguida se describen los métodos utilizados para el desarrollo de la detección de estos puntos y la línea media sagital del rostro. Posteriormente, se introducen los resultados alcanzados en esta implementación y finalmente se presentan las conclusiones del trabajo.

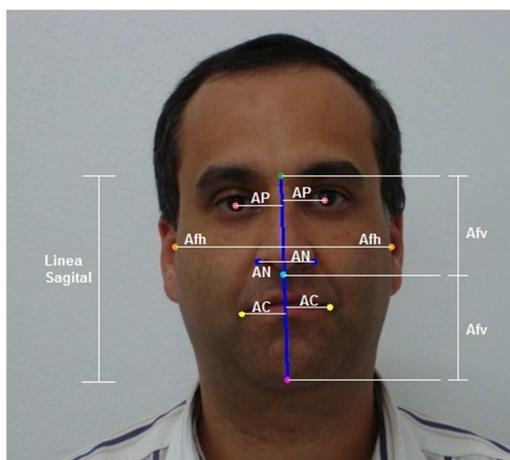


Fig. 2. Puntos característicos faciales para el método de Mondragón.

2. Desarrollo

Los puntos salientes del rostro tienen diferentes características por lo que no es posible utilizar un único algoritmo para todos ellos. Las características antropométricas del rostro nos ayudan a la localización de cada punto. Por lo que es necesario localizar la región del rostro y posteriormente localizar las áreas correspondientes a los ojos, nariz, cejas y boca para su análisis.

Para la localización del rostro se utilizó el algoritmo de Viola-Jones. Este algoritmo es usado por su alto porcentaje de éxito y velocidad de procesamiento [4]. Además no

solamente se utiliza para la detección del rostro, sino también para localizar el área de los ojos, nariz, cejas y boca. El algoritmo se divide en las siguientes etapas: Obtención de la imagen integral, aplicación de las ventanas de Haar y finalmente la cascada de clasificadores.

La imagen integral nos ayuda a calcular las ventanas de Haar con un menor número de operaciones. La imagen integral $I'(x,y)$ de la imagen original $I(x,y)$ se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$I'(x,y) = \sum_{x_0 \leq x, y_0 \leq y} I(x_0, y_0) \quad (2)$$

En base a esta imagen se utilizan un conjunto de características rectangulares simples como las mostradas en la Fig. 3.

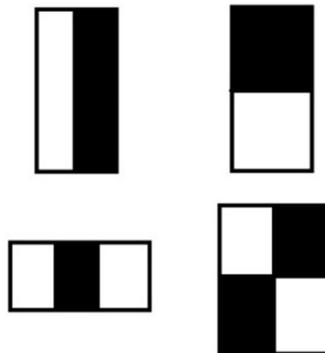


Fig. 3. Características rectangulares simples.

Para evaluar una característica rectangular simple, se colocan los rectángulos descritos en la imagen como se ilustra en la Fig. 4. Todos los valores ubicados en los rectángulos blancos son sumados mientras que los valores localizados en los rectángulos negros son restados.



Fig. 4. Aplicación de características rectangulares.

La evaluación de la característica rectangular simple nos indica si existe un objeto de interés. Este valor es alimentado a una cascada de clasificadores simples usando el algoritmo de Adaboost. La imagen es recorrida iterativamente moviendo en cada ciclo una sub-ventana. Cada sub-ventana es alimentada a la cascada de clasificadores como se muestra en la Fig. 5.

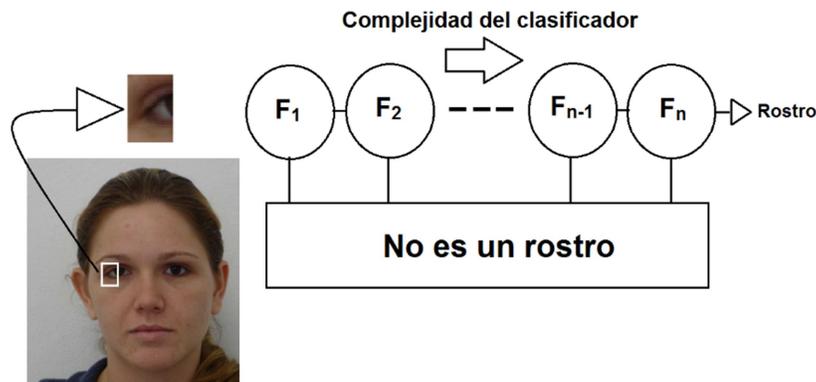


Fig. 5. Ejemplo de cascada de clasificadores.

El algoritmo localiza el objeto de interés si la sub-ventana aprobó toda la cascada de clasificadores. La cascada de clasificadores cambia para cada región que se desea localizar. Por lo que se usan cuatro cascadas de clasificadores correspondientes al rostro, el área de los ojos, la nariz y la boca. Con las áreas de interés delimitadas, se puede proceder a localizar los puntos de interés faciales.

2.1 Comisuras de los ojos

Las comisuras de los ojos pueden ser descritas como esquinas. Por lo tanto su búsqueda se realizó mediante un detector de esquinas. Para seleccionar el más adecuado, se compararon los tres algoritmos de detección de esquinas más populares en la literatura, los cuales son SUSAN, detector Harris y el detector Shi-Tomasi. A continuación se describen brevemente dichos métodos.

El algoritmo de detección de esquinas SUSAN, asocia cada pixel a otro con niveles de brillo similar en una región llamada Univalve Segment Assimilating Nucleus (USAN) [6]. Este algoritmo no requiere derivadas, por lo cual no es necesario hacer una reducción de ruido previo al procesamiento. La detección de esquinas está basada en la minimización de USAN, por ello toma el nombre de Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus (SUSAN). Una máscara circular es utilizada en cada pixel de la imagen. La intensidad de cada pixel dentro de esta máscara es comparada con la intensidad del pixel central. Al final todos los resultados son sumados para obtener el área de USAN.

$$n(x_0, y_0) = \sum_{x,y} \exp\left(-\left[\frac{I(x,y) - I(x_0, y_0)}{t}\right]^6\right) \quad (3)$$

Donde $I(x, y)$ corresponde a los pixeles dentro de la máscara, (x_0, y_0) es el pixel bajo consideración, t corresponde al umbral del ruido y $n(x_0, y_0)$ es el área de USAN.

$$R(x_0, y_0) = \begin{cases} g - n(x_0, y_0) & \text{if } n(x_0, y_0) < g \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

Una vez obtenido el valor $n(x_0, y_0)$ se compara con un umbral geométrico fijo g que está en el intervalo de (0,1) y se obtiene la respuesta inicial $R(x_0, y_0)$. El valor $R(x_0, y_0)$ debe ser menor al 50% del área de la ventana para ser considerado borde, mientras que si es una esquina este valor debe ser menor al 25% del área de la ventana. Los

falsos positivos son descartados mediante la localización del centroide, dado que una esquina debe tener el centroide alejado del núcleo de la máscara.

El detector Harris está basado en el detector de Moravec [6]. Harris implementa mejoras al cambiar la ventana rectangular por una ventana Gaussiana. Además considera todos los posibles movimientos de dicha ventana. Estas mejoras son descritas en la siguiente ecuación:

$$S(x, y) \approx \sum_u \sum_v w(u, v) (I_x(u, v)x + I_y(u, v)y)^2 \quad (5)$$

Donde I_x es la imagen diferencial en x , mientras I_y es la imagen diferencial en y . La ecuación puede ser escrita en forma matricial de la siguiente manera:

$$S(x, y) \approx \begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix} M \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (6)$$

La matriz M tiene 2 eigenvalores para un punto de interés. Si ambos eigenvalores son 0 el píxel no es un punto de interés. Si uno de los eigenvalores es positivo, entonces es un píxel borde. Mientras que si ambos eigenvalores son positivos el píxel es una esquina.

El Detector Shi-Tomasi se basa en el Detector Harris y modifica el cálculo de los eigenvalores [7]. Estos se obtienen de la siguiente manera en el detector de Harris:

$$\lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 = \det(M) - k[\text{trace}(A)]^2 \quad (7)$$

Donde k es un parámetro para la sensibilidad modificable en el rango de 0.04 a 0.15. En Shi-Tomasi una esquina es detectada si el mínimo de los dos eigenvalores es mayor que un umbral predefinido:

$$\min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda \quad (8)$$

Para examinar la precisión de los algoritmos, se usó la base de imágenes del Centro Universitario Da FEI [8]. Las imágenes cuentan con una resolución de 640X480 píxeles

representadas en el espacio de color RGB. En todas se usa un fondo blanco homogéneo. Las personas fotografiadas tienen entre 19 y 40 años, las cuales tienen características faciales diferentes. Los algoritmos fueron implementados en C++ utilizando OpenCV [8].

Se emplearon 100 personas para tomar 100 recortes del área de los ojos derechos. Usando Matlab se identificaron manualmente las coordenadas de los puntos característicos faciales. Posteriormente se compararon con las coordenadas resultantes de los algoritmos. Las Fig. 6, 7, y 8 muestran el error promedio en pixeles de los detectores de esquinas con relación a la variación de los parámetros de cada detector.

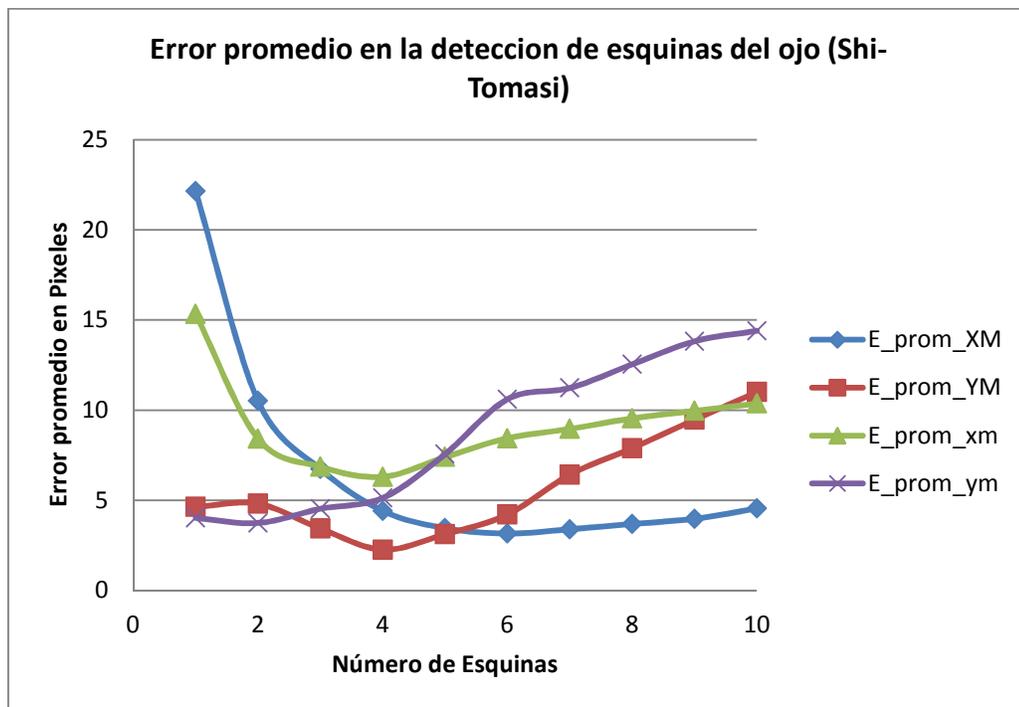


Fig. 6. Resultados de Shi-Tomasi para el ojo derecho.

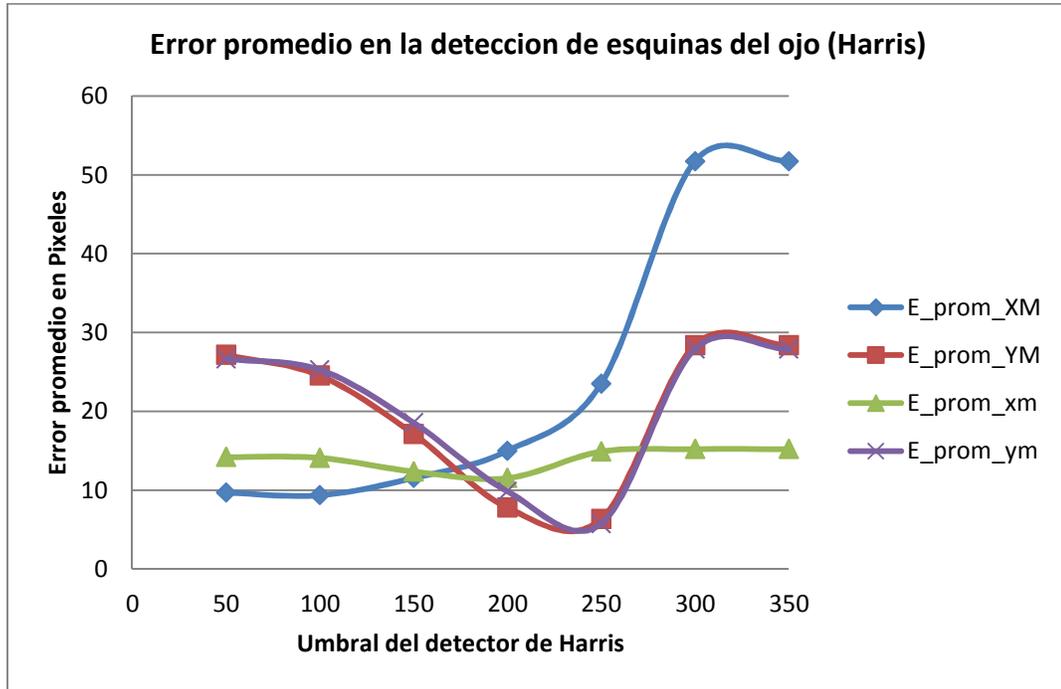


Fig. 7. Resultados de Harris para los ojos.

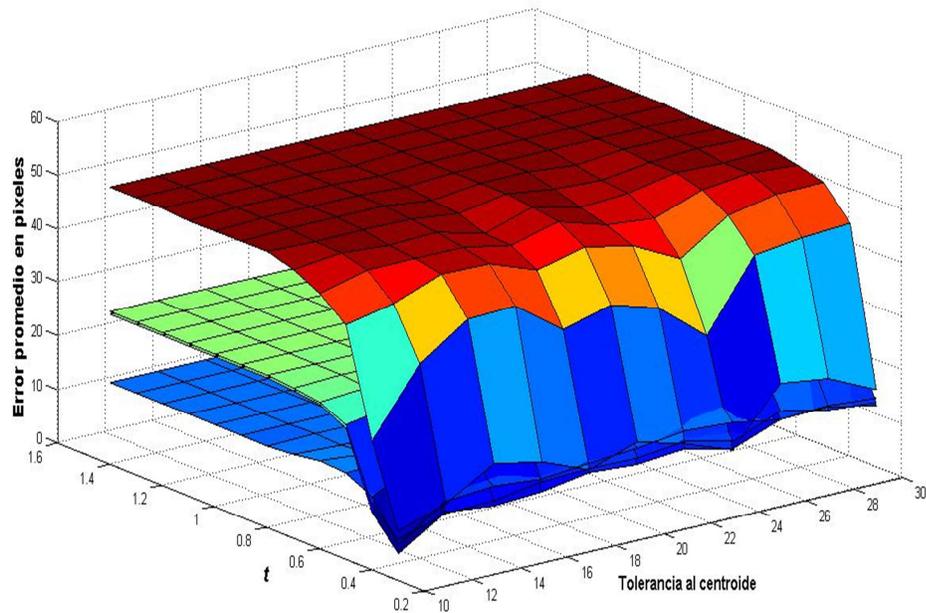


Fig. 8. Resultados de SUSAN para los ojos.

2.2 Comisuras de la Boca

Las comisuras de la boca se localizaron con la detección de bordes debido a que la línea que divide a los labios es un borde muy bien delimitado. La detección de bordes se hace mediante el operador Sobel [10]. Este es un operador diferencial discreto que calcula una aproximación del gradiente de una función. Los bordes son pixeles donde la derivada es mayor que un umbral predefinido. La derivada horizontal se calcula mediante la convolución de la imagen I con la siguiente máscara:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

Debido a que las derivadas son susceptibles al ruido, las imágenes deben ser suavizadas mediante un filtro pasabajas para obtener mejores resultados. Para localizar las comisuras de los labios, se aplica el detector de Sobel en el área de la boca como se ilustra en la Fig. 9. El primer y último punto de la línea resultante corresponde a las comisuras de la boca.

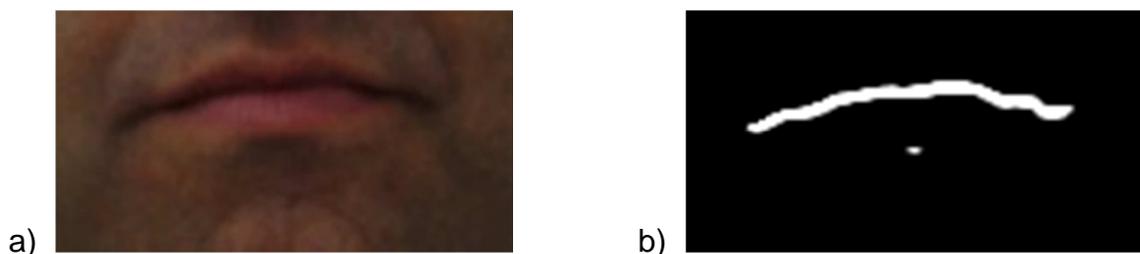


Fig. 9. a) Imagen de la región de la boca. b) Bordes localizados por el detector de Sobel.

2.3 Punta de la nariz, fosas nasales y punto subnasal

El primer paso para encontrar los puntos de la nariz es segmentar su área para diferenciar la zona más brillante y las más oscuras. La primera contiene la punta de la nariz, mientras que las últimas son las fosas nasales. Existen muchos métodos y algoritmos para la segmentación de imágenes. El algoritmo de K-medias se destaca por ser uno de los más simples y ampliamente usado [11].

Considere n puntos $x_i, i = 1 \dots n$ que tienen que ser asignados a k grupos; el objetivo es asociar cada punto a un grupo. K-medias busca las posiciones $\mu_i, i = 1 \dots k$ de los grupos, que minimizan la distancia a los puntos. El agrupamiento por K-medias se puede representar con la siguiente ecuación:

$$\arg \min_c \sum_{i=1}^k \sum_{x \in c_i} d(x, \mu_i) = \arg \min_c \sum_{i=1}^k \sum_{x \in c_i} \|x - \mu_i\|_2^2 \quad (10)$$

Donde c_i es el conjunto de puntos que pertenecen al grupo i . El algoritmo establece el número k de grupos en los que se clasificarán los n puntos. Para entonces inicializar aleatoriamente el centro μ_i de los grupos. Los puntos se asocian al grupo que este más cercano a ellos:

$$c_i = \{j: d(x_j, \mu_i) \leq d(x_j, \mu_l), l \neq i, j = 1, \dots, n\} \quad (11)$$

Posteriormente, todos los centros μ_i son calculados nuevamente. Los nuevos centros corresponden al promedio de todos los puntos de cada grupo:

$$\mu_i = \frac{1}{|c_i|} \sum_{j \in c_i} x_j, \forall i \quad (12)$$

La asociación de puntos y el cálculo de los nuevos centros son realizados de manera iterativa. El ciclo se detiene, hasta que ya no exista diferencia entre el centro μ_i actual y el anterior [11].

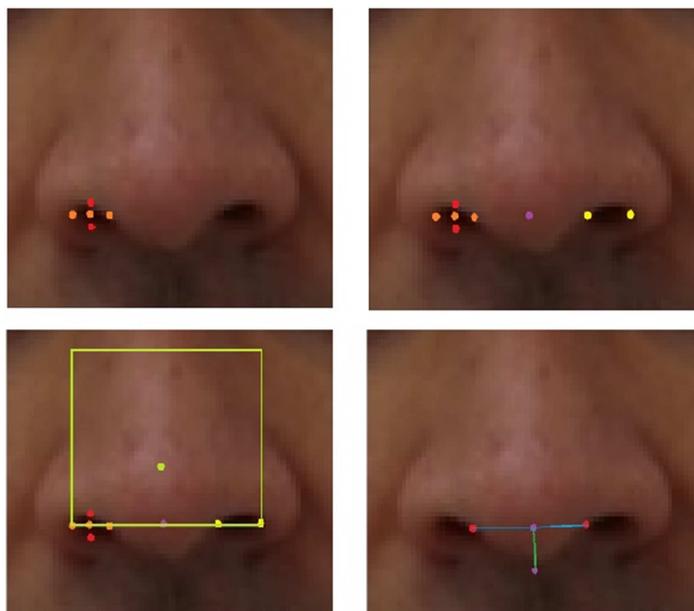


Fig. 10. a) Detección de la primer fosa nasal. b) Detección de la segunda fosa nasal y cálculo de punto medio. c) Localización de la punta de la nariz. d) Ubicación del punto subnasal.

Una vez localizadas las zonas más oscuras, éstas nos ayudan a determinar la altura de las fosas nasales así como el ancho. El punto medio de las fosas nasales se utiliza como posición vertical de la punta de la nariz. Mientras que la coordenada horizontal de la punta de la nariz corresponde al punto más brillante del área de la misma. Finalmente el punto subnasal tiene la misma posición horizontal que la punta de la nariz (ver Fig. 10). La posición vertical del punto subnasal se localiza con la distancia de las fosas nasales al punto medio entre estas.

2.4 Ancho facial

Los puntos que delimitan el ancho facial son localizados ubicando los bordes de la cara. Primeramente se emplea un pre-procesamiento sobre el área del rostro para destacar los bordes del rostro. Para determinar el ancho facial, el detector de bordes de Canny es utilizado [12]. Esto debido a que se considera óptimo por tres características: su tasa

de error baja, su buena localización de bordes y la capacidad de disminuir los falsos positivos.

El detector aplica un filtro gaussiano para reducir el ruido en la imagen. Posteriormente, obtiene las derivadas horizontal y vertical G_x y G_y , con las que estima la aproximación de la magnitud del gradiente y su dirección como se muestra en la siguiente ecuación:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad \theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (13)$$

Si el gradiente de un pixel es mayor que un umbral superior predefinido, el pixel es aceptado como borde. En caso de que el gradiente esté por debajo de un umbral inferior predefinido, se rechaza. Finalmente si el gradiente está entre los dos umbrales, el pixel es aceptado si y solo si está conectado a un borde. Por consiguiente se evitan los falsos positivos.

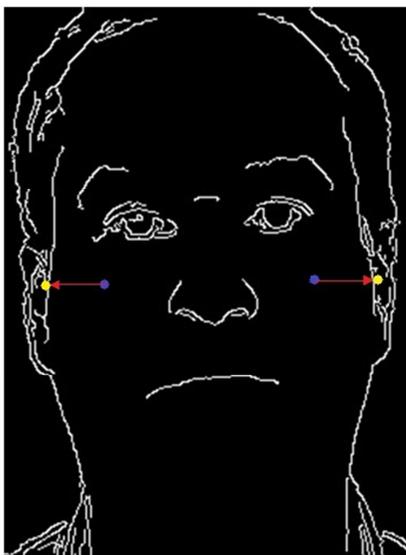


Fig. 11. Recorrido realizado para encontrar los puntos del ancho facial.

Finalmente se recorre la imagen horizontalmente en ambas direcciones (derecha e izquierda). Cuando se encuentre el límite del rostro representado por los bordes, se asignan los puntos del ancho facial. Para hacer más rápido el procedimiento, se inicia el

recorrido en la coordenada horizontal de las comisuras de los ojos y en la coordenada vertical de la punta de la nariz. El procedimiento se ilustra en la Fig. 11.

2.5 Glabela y Gnation

La glabela se define como el punto más prominente de la frente. Resulta difícil localizar este punto de manera directa, pues no se conoce la profundidad de la imagen. Sin embargo, la glabela se encuentra en el punto medio de ambas cejas. Por lo que se detectan las cejas por medio de segmentar el área de las cejas en 2 grupos utilizando K-medias. Uno representa la piel y el otro la ceja. El punto medio entre ambas cejas corresponde a la glabela.

El gnation es el límite inferior de la cara. La antropometría facial indica que la distancia del punto subnasal a la glabela es igual a la distancia ente el punto subnasal y el gnation. Por lo que se midió la distancia vertical del punto subnasal a la glabela. Este valor se sumó a la posición del punto subnasal. El resultado es la posición aproximada del gnation como se ve en la Fig. 12.



Fig. 12. Aproximación del gnation (punto morado), con la distancia de la glabela al punto subnasal (línea roja).

3. Resultados

Todos los algoritmos y métodos descritos fueron implementados en C++. Para el procesamiento de imágenes se usaron las librerías de OpenCV [8], utilizando un procesador Intel Core i7 4790K con 16GB de RAM DDR 3.

Los resultados mostrados se obtuvieron utilizando 100 imágenes de la base de datos FEI. A este conjunto de imágenes se les aplicó el algoritmo de Viola-Jones. Los porcentajes de éxito en la localización de las regiones de interés se muestran en la Tabla 1.

Región de interés	Éxito	Fallo	Porcentaje de éxito
Rostro	100	0	100%
Ojo derecho	100	0	100%
Ojo izquierdo	100	0	100%
Nariz	100	0	100%
Boca	99	1	99%
Total	499	1	99.80%

Tabla 1. Resultados de Viola-Jones.

El porcentaje de éxito alcanzado en nuestra implementación es del 99.80% el cual concuerda con lo reportado por Viola-Jones el cual consiguió un porcentaje de éxito de 92.1% [4].

Para evaluar el desempeño de la detección de los 14 puntos característicos se tomaron 30 imágenes de la base de datos FEI. Se obtuvieron manualmente las coordenadas de los puntos característicos faciales y la distancia entre pupilas utilizando Matlab.

La precisión de la localización de los puntos se obtuvo mediante la diferencia entre las coordenadas de los puntos localizados por el algoritmo y los puntos manualmente localizados utilizando Matlab. Esta diferencia se normaliza con referencia a la distancia inter ocular, la cual corresponde a la distancia entre los centros de las pupilas. Esta medida de precisión fue propuesta por Celiktutan [14].

En la Tabla 2 se muestra el promedio, la mediana y la varianza de la precisión del algoritmo para cada punto característico facial.

Puntos característicos faciales	Precisión promedio	Mediana de la precisión	Varianza de la precisión
Comisura izquierda del ojo izquierdo	0.03345509	0.03115932	0.00037537
Comisura derecha del ojo izquierdo	0.03596308	0.03189575	0.00049146
Comisura izquierda del ojo derecho	0.02981611	0.02496936	0.00044621
Comisura derecha del ojo derecho	0.03092287	0.03030277	0.00041508
Fosa nasal izquierda	0.01179244	0.01161423	0.00011098
Fosa nasal derecha	0.03442929	0.01907465	0.00755722
Punta de la nariz	0.07209481	0.06363589	0.00351399
Comisura izquierda de la boca	0.03703805	0.03533928	0.00042953
Comisura derecha de la boca	0.0514752	0.04652244	0.00120362
Subnasal	0.04710002	0.0367657	0.00216887
Gnation	0.13245924	0.12591352	0.00485325
Glabela	0.05515784	0.03954127	0.00533827
Límite de la cara izquierdo	0.07296596	0.07013022	0.00171937
Límite de la cara derecho	0.07431787	0.07353806	0.0021793

Tabla 2. Resultados de la precisión del algoritmo propuesto.

Las Fig. 13 y Fig. 14 muestran visualmente el desempeño del algoritmo.



Fig. 13. Localizaciones correctas.



Fig. 14. Errores en las localizaciones.

4. Discusión

Celiktutan establece que una detección exitosa corresponde a una precisión inferior de 0.05 [14]. Mientras que una detección aceptable corresponde a un valor de precisión superior a 0.05 e inferior a 0.1. La detección de las comisuras de los ojos y las fosas nasales alcanzan una clasificación de detección exitosa como se muestra en la Tabla 1. Mientras que el resto de los puntos alcanza una detección aceptable. Los resultados muestran que, la mayoría de los puntos de interés tienen una precisión promedio por debajo de 0.05, a pesar de que las personas tienen vello facial y diferentes accesorios. Sin embargo, el gnation tiene un error en precisión superior a 0.1 debido a que este punto solo es aproximado en base a la distancia del punto subnasal a la glabella. Un problema para la localización de este punto es el vello facial y la papada. Por tanto, la aplicación creada permite la interacción con los puntos detectados para corregir errores que el experto determine que están incorrectos. Las posiciones de los puntos característicos pueden ser corregidas por medio del ajuste manual utilizando dispositivos apuntadores. La interfaz gráfica es mostrada en la Fig. 15.

Esta aplicación funciona exclusivamente con rostros frontales en el plano Frankfurt, debido a que es un requisito para poder establecer la simetría facial correctamente. La rotación o inclinación de la cara provocara errores en la búsqueda. Algunas imágenes de la base de datos FEI presentan estas características. Aun así el algoritmo y la

interfaz gráfica pueden conseguir las posiciones exactas de los puntos de interés faciales.



Fig. 15. Punta de la nariz seleccionada con la interfaz gráfica.

5. Conclusiones

Los puntos salientes en el rostro ayudan a la identificación de personas, así como a determinar la expresión facial del rostro y su simetría. Los puntos salientes son aquellos que no son modificados debido a la expresión facial y la posición de estos puntos está claramente definida y puede ser establecida por un experto en antropometría. En este trabajo los puntos salientes localizados pertenecen a las comisuras de los ojos, comisuras de los labios, ventanas alares, punto subnasal, punta de la nariz, límites del ancho horizontal facial, glabella y gnation. Se compararon los detectores de esquina SUSAN, Harris y Shi-Tomasi, resultando Shi-Tomasi el detector que alcanza el error más pequeño.

La detección de las comisuras de los ojos así como las fosas nasales obtuvieron una precisión exitosa según la clasificación mostrada por Celiktutan [14]. Mientras que el resto de los puntos tiene una precisión aceptable. El único punto que no se logró detectar correctamente es el gnation debido a los problemas que se presentan con el

vello facial y la papada. Sin embargo, este problema es solventado mediante la implementación de una interfaz gráfica que permite la interacción con los puntos detectados para su corrección manual.

6. Referencias

- [1] A. Willis, S. Yunfeng, "An algebraic model for fast corner detection". In IEEE 12th International Conference on Computer Vision. Kyoto. Japan. 2009. 2296-2302 pp.
- [2] G. F. Mondragón, M. P. Espinoza, N. H. Campos, L. S. Chapul, R. P. Pérez, C. M. Canseco, S. R. León, V. A. Monsalvo, J. P. Paz, A. F. Jacinto, "Facial anthropometry: a tool for quantitative evaluation in patients with peripheral facial paralysis". International Journal of Scientific & Engineering Research. Vol. 6. No. 5. 2015. 1657-1660 pp.
- [3] L. W. Simmons, G. Rhodes, M. Peters, N. Koehler. "Are human preferences for facial symmetry focused on signals of developmental instability?". Behavioral Ecology. Vol. 15. 2004. 864-871 pp.
- [4] P. Viola, M. J. Jones, "Robust Real-Time Detection". International Journal of Computer Vision. Vol. 57. No. 2. May 2004. 137- 154 pp.
- [5] L. Zou, J. Chen, J. Zhang, L. Dou, "The Comparison of Two Typical Corner Detection Algorithms". In the Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application. Shanghai, China. 2008. 211, 215 pp.
- [6] J. Shi, C. Tomasi, "Good Features to Track". In IEEE 9th Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle. WA. 1994. 8 pp.
- [7] FEI Face Dataset. <http://fei.edu.br/~cet/facedatabase.html>. Agosto 2014.
- [8] Open Source Computer Vision. <http://opencv.org/>. Julio 2014.

- [9] R. C. González, R. E. Woods, *Digital Image Processing*. 3th ed. 2008. Pearson. United States of America. 706-713 pp.
- [10] T. Kanugo, D.M. Mount, N.S. Netanyahu, C.D. Piatko, R. Silverman, A.Y. Wu, "An Efficient K-Means Clustering Algorithm: Analysis and Implementation". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Vol. 24. No. 7. 2002. 881-892 pp.
- [11] R. C. González, R. E. Woods, *Digital Image Processing*. 3th ed. 2008. Pearson. United States of America. 162-165, 719-725 pp.
- [12] M. Flores Méndez, I. Hernández, G. Rossano, "Estructuración y estandarización de la antropometría facial en función de proporciones". *COSME NEWS*. Vol. 6. Mar. 2004. 10-14 pp.
- [13] O. Celiktutan, S. Ulukaya, B. Sankur, "A Comparative Study of Face Landmarking Techniques". *EURASIP Journal on Image and Video Processing*. 2013. 27 pp.

7. Autores

Ing. Irving R. Barrón-Martínez es Ingeniero Electrónico por la Universidad Autónoma de San Luis Potosí, actualmente se encuentra estudiando la Maestría en Ing. Electrónica en la misma universidad.

Dra. Ruth M. Aguilar-Ponce es Doctora en Ingeniería en Computación por la Universidad de Louisiana en Lafayette.

Dr. J. Luis Tecpanecatli-Xihuitl es Doctor en Ingeniería en Computación por la Universidad de Louisiana en Lafayette.