

APLICACIÓN DEL CENTRO DE MASA A IMÁGENES DE LA SUPERFICIE DE LOS NUDILLOS PARA GENERACIÓN DE UN VECTOR DE INFORMACIÓN BIOMÉTRICA

APPLICATION OF THE CENTER OF MASS TO IMAGES OF THE FINGER KNUCKLES PRINT TO GENERATE A VECTOR OF BIOMETRIC INFORMATION

Moisés Israel Márquez González

Tecnológico Nacional de México / IT de Aguascalientes, México
moises_israel.mg@aguascalientes.tecnm.mx

Elvia Ruiz Beltrán

Tecnológico Nacional de México / IT de Aguascalientes, México
eruib@aguascalientes.tecnm.mx

Jorge Luis Orozco Mora

Tecnológico Nacional de México / IT de Aguascalientes, México
jorge.om@aguascalientes.tecnm.mx

Luis Guillermo Márquez González

Centro de Bachillerato Tecnológico Agropecuario No. 61, México
luismarquez61@dgetaycm.sems.gob.mx

Recepción: 16/noviembre/2022

Aceptación: 20/diciembre/2022

Resumen

La presente investigación está enfocada en analizar y procesar imágenes de la biometría de la parte dorsal de la mano, específicamente en la superficie de los nudillos, ya que pueden servir como elemento biométrico distintivo en comparación con otros rasgos, puesto que es difícil de erosionarse a diferencia de las huellas dactilares, las imágenes en cuestión provienen de la Universidad Politécnica de Hong Kong del Centro de Investigación Biométrica, conjuntamente se realiza el procesamiento digital de señales derivadas de las imágenes al aplicar las variables mecánicas, en específico, el centro de masa, con la finalidad de extraer un total de trece parámetros, para conformar un vector de información el cual que sea capaz de identificar a un individuo de otro.

Palabras Clave: biometría, centro de masa, superficie de los nudillos.

Abstract

The present investigation is focused on analyzing and processing biometric images of the dorsal part of the hand, specifically finger knuckle print, since they can serve as a distinctive biometric element compared to other features, since it is difficult to erode through Unlike fingerprints, the images in question come from the Hong Kong Polytechnic University of the Biometric Research Center, together the digital processing of signals derived from the images is carried out by applying the mechanical variables, specifically, the center of mass, in order to extract a total of thirteen parameters, to form an information vector which is capable of identifying one individual from another.

Keywords: *biometrics, center mass, finger knuckle print.*

1. Introducción

El reconocimiento biométrico ofrece soluciones convenientes y confiables para muchas aplicaciones, como el desbloqueo de teléfonos inteligentes, la autenticación para transacciones bancarias, acceso a áreas restringidas, entre otras [Kevin, 2020]. Entre varios identificadores biométricos, la cara [Shi, 2020], la huella dactilar [Kumar, 2013] y el iris [Proenca, 2017] son las opciones biométricas más populares. Sin embargo, cada biometría tiene sus propias aplicaciones y limitaciones. En un informe del Instituto Nacional de Normas y Tecnología (Por sus siglas en inglés: National Institute of Standards and Technology, NIST) [Summary of NIST Standards for Biometric Accuracy, 2002] presentado para el Congreso de los Estados Unidos de America, indicó que alrededor del 2 % de la población no tiene huellas dactilares utilizables; el reconocimiento del iris requiere imágenes de alta calidad; el reconocimiento facial es vulnerable a ataques en situaciones que involucra maquillaje sofisticado. La ventaja significativa de los rasgos biométricos sobre las formas de autenticación tradicionales es debido a que las características biométricas de una persona no son fácilmente transferibles, son únicas además de que son muy complicadas de perder o ser robadas [Kekre, 2011]. Recientemente, investigadores detectaron que el patrón de la superficie de los nudillos (FKP por sus siglas en inglés, Finger Knucle Print) puede actuar como elemento biométrico

distintivo debido a su patrón altamente inimitable. A diferencia de la huella dactilar, la superficie de los nudillos es menos probable a dejar huellas sobre la materia, ser erosionada con el tiempo, debido a que las personas sostienen objetos con el lado interior de la mano, por tal razón, la pérdida de información es menos probable, estas ventajas promueven la investigación para el patrón de la superficie de los nudillos [Morales, 2011]. La impresión de la superficie de los nudillos es un patrón externo del dedo, como el que se muestra en la figura 1, que contiene varios modelos de crestas finas y texturas, en los últimos años, investigadores han puesto su mirada en este rasgo biométrico [Shoichiro, 2014].

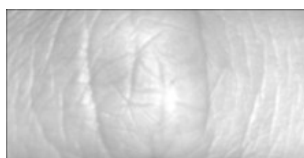


Figura 1 Imagen en escala de grises de la superficie de los nudillos.

En estos casos, el reconocimiento de la superficie de los nudillos de los dedos ofrece una alternativa con varias ventajas: este rasgo biométrico proporciona información invariable y discriminativa para un reconocimiento confiable; combinar la información complementaria además de otros identificadores biométricos permite un mayor rendimiento de reconocimiento; la adquisición de imágenes de los nudillos de los dedos es conveniente y puede realizarse simultáneamente con la huella dactilar [Kim, 2018]. El reconocimiento mediante imágenes de la superficie de los nudillos [Jaswal, 2016] ha ganado cada vez más atención en los últimos años, probablemente debido a su precisión de reconocimiento, eficiencia razonable y la gran conveniencia de adquirir imágenes de estos.

El presente trabajo se basa en el uso de este rasgo biométrico como solución a la problemática de identificar a las personas en diversas aplicaciones, debido a que proporcionan un alto nivel de seguridad durante el proceso de identificación, aparte de medir de forma unívoca las características humanas [Liu, 2014]. A través de las variables mecánicas, mediante la aplicación del centro de masa en los ejes X e Y a imágenes de la superficie de los nudillos, es posible extraer parámetros

característicos y distintivos, como: minucias, área bajo la curva, cantidad de picos y distancia entre los mismos, para generar un vector de información que distinga una persona de otra.

2. Métodos

La figura 2 describe las etapas que involucran el procesamiento digital de la imagen y las señales, así como la extracción de parámetros para conformar el vector de información.



Figura 2 Diagrama a bloques de la metodología utilizada.

Base de datos

La base de datos utilizada proviene de la Universidad Politécnica de Hong Kong, del Centro de Investigación Biométrica. Las imágenes se obtuvieron de 120 voluntarios, 85 hombres y 35 mujeres, cada uno proporcionó 12 imágenes de cada uno de los dedos índice y medio izquierdos, e índice y medio derechos, recopilando 48 imágenes de cada individuo. La base de datos contiene 5,760 imágenes en escala de grises, de 480 dedos diferentes como se muestra en la figura 1.

Procesamiento digital de la imagen

La figura 3, describe el procesamiento digital de la imagen, con la finalidad de facilitar y hacer más eficiente el proceso de extracción de características que conformarán el vector de información.

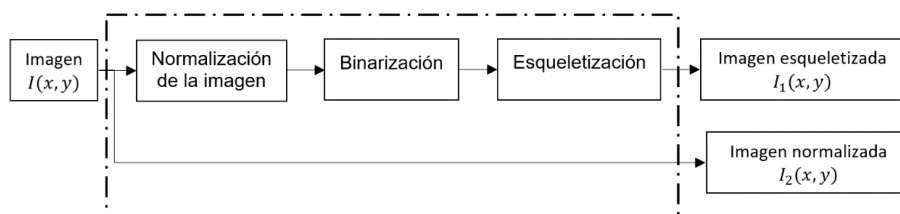


Figura 3 Diagrama a bloques del procesamiento digital de la imagen.

Normalización

La escala de grises de la imagen de la superficie del nudillo no es uniforme y afecta la tarea de extracción de parámetros, por eso, es necesario normalizarla mediante la aplicación del algoritmo y evaluación de desempeño para mejorar las imágenes de la huella digital de [Hong, 1998], que consiste en: Sea $I(i, j)$ denotando el valor de nivel de gris en el píxel (i, j) , M y VAR denotan la media estimada y la varianza de I , respectivamente, y $G(i, j)$ denota el valor normalizado a nivel de gris en píxel (i, j) , la normalización de la imagen se calcula por medio de la ecuación 1.

$$G(i, j) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{\frac{VAR_0(I(i, j) - M)^2}{VAR}}, & \text{si } I(i, j) > M \\ M_0 - \sqrt{\frac{VAR_0(I(i, j) - M)^2}{VAR}}, & \text{por otra parte} \end{cases} \quad (1)$$

Donde M_0 y VAR_0 son los valores de la media y la varianza deseados, respectivamente. El propósito de este proceso es reducir las variaciones de los valores de nivel de gris a lo largo de crestas y valles. Una vez normalizada en los valores de intensidad en escala de grises de modo que las regiones de crestas tienen $M = 0$, y la desviación estándar deseada $VAR_0 = 1$. La figura 4 muestra el resultado de la normalización, se observa que el tono de gris es más uniforme.

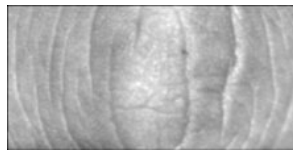


Figura 4 Imagen normalizada $I_2(x, y)$.

Binarización

Este proceso se realiza calculando primeramente un umbral global (T) a partir de la imagen normalizada $I_2(x, y)$ empleando el método de [Otsu, 1979], el cual elige un umbral que minimiza la varianza interclase de los píxeles blancos y negros pasados por el umbral, es decir, si el valor del píxel es menor al umbral, el píxel tomará el valor de 0 (color negro), de lo contrario será de 1 (color blanco). La figura 5a muestra el resultado de la binarización aplicado a la imagen normalizada.

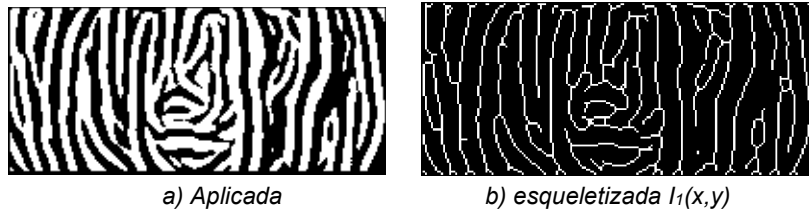


Figura 5 Imagen binarizada.

Esqueletización

Este proceso, descrito en la tabla 1, consiste en realizar un barrido a la imagen binarizada para desvanecer píxeles en los límites de las líneas blancas, de manera que estas no se rompan, sino hasta dejarlas lo más delgadas posible del grosor de un píxel, donde los restantes forman el esqueleto, la figura 5b muestra la imagen esqueletizada, denominada $I_1(x, y)$.

Tabla 1 Seudocódigo de algoritmo de esqueletización.

```

Algoritmo Esqueletización
{
  Hacer para cada punto p de borde (IZQ, DER, SUP, INF) de la figura binarizada
  {
    Si p es final de ruptura o forma
      No marcar p
    Si no
      Marcar p
  }
  Eliminar marcados
  Mientras haya cambios
    Devolver imagen
}
    
```

Procesamiento digital de la señal

Enseguida, se describe el procesamiento digital de las señales de los centros de masa provenientes de la imagen normalizada $I_2(x, y)$, en la figura 6 se muestra un diagrama de bloques del procedimiento realizado.

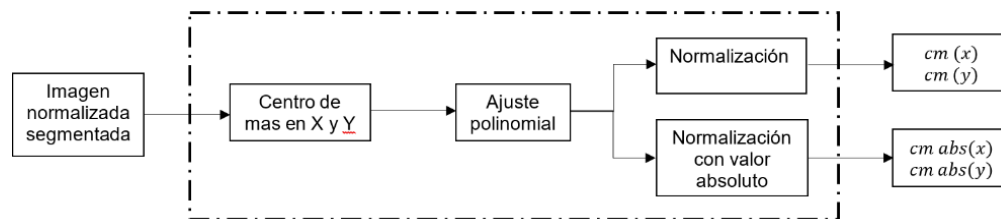


Figura 6 Diagrama a bloques del procesamiento digital de la señal.

Centro de masa en X e Y

Para obtener el centro de masa en X e Y [Nalwa, 1997] primeramente se propone definir una ventana Gaussiana que recorrerá la imagen normalizada en renglones (x) y columnas (y), por lo que se necesita calcular el valor del ancho de la ventana (λ) para el eje X por medio de la ecuación 2, y el eje Y por medio de la ecuación 3.

$$\lambda_y = \frac{y}{2} \quad (2)$$

$$\lambda_x = \frac{x}{2} \quad (3)$$

Donde λ_x y λ_y son los anchos de la ventana Gaussiana y x y y anchos de la imagen en los ejes X e Y.

Las características se derivarán del centro de masa de la ventana que se deslizará sobre la imagen teniendo como coordenadas de referencia un par de ejes que se moverán al mismo tiempo que esta. El cálculo del tamaño de la ventana es crítico, y su objeto de resaltar el área central de la misma, [Nalwa, 1997] propone una ponderación Gaussiana centrada en la propia ventana computacional. La función de ponderación se expresa a través de la ecuación 4.

$$g(\lambda) = \frac{e^{-\frac{\lambda^2}{(2\sigma^2)}}}{\int_{-L}^{+L} e^{-\frac{\gamma^2}{(2\sigma^2)}} d\gamma}, -L \leq \lambda \leq +L \quad (4)$$

Donde σ vale aproximadamente $L/2$ y $g(\lambda) = 0$, fuera del rango de L , siendo la mitad de la longitud de la ventana computacional, así aplicar la definición de ventana Gaussiana $G(\lambda)$, de ecuación 4, donde $\sigma_x = 11$ y $\sigma_y = 5$. Una vez completada la ventana Gaussiana, se calcula el centro de masa en X e Y (Ecuaciones 5 y 6), descrito por [Nalwa, 1997] quien lo define para una firma con una ventana deslizante del tipo Gaussiano en el segmento $[-L + L]$.

$$\bar{x}(l) = \int_{-L}^{+L} g(\lambda)x(l + \lambda)d\lambda \quad (5)$$

$$\bar{y}(l) = \int_{-L}^{+L} g(\lambda)y(l + \lambda)d\lambda \quad (6)$$

Donde $x(l)$, $y(l)$ son coordenadas del centro de masa que varían a lo largo de la longitud de la imagen normalizada proporcionando una descripción de la forma

geométrica de esta; en la figura 7 se observan las señales provenientes del cálculo del centro de masa en X e Y, las cuales no están escaladas ni suavizadas, por lo cual no se consideran aptas para extraer las características, por tal razón, se necesita aplicar un procesamiento digital a las mismas.

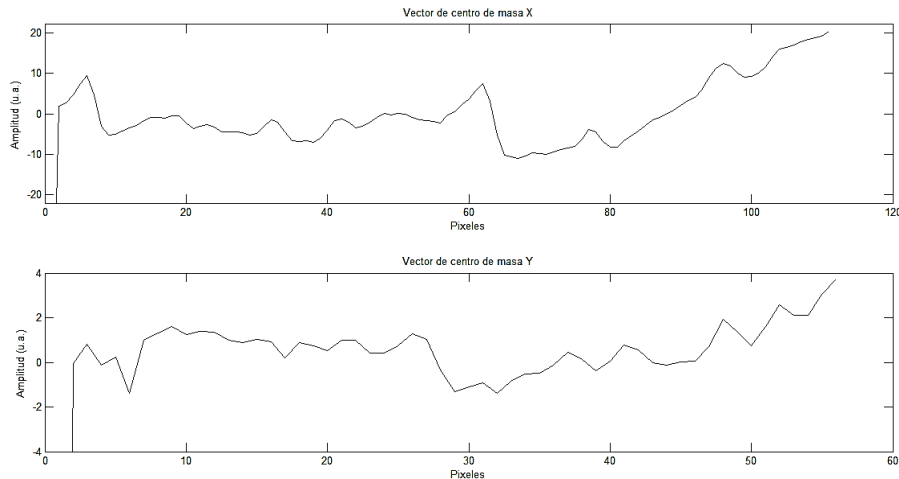


Figura 7 Centros de masa en X (superior) e Y (inferior).

Ajuste polinomial

Para suavizar los vectores del centro de masa en X e Y, y facilitar la extracción de características, se aplica un ajuste polinomial, el cual se lleva a cabo por medio de mínimos cuadrados, expresado por la ecuación 7.

$$p(x) = p_1x^n + p_2x^{n-1} + \dots + p_nx + p_{n+1} \quad (7)$$

Donde los coeficientes p son potencias descendentes, y su longitud $n + 1$, donde n es la longitud del vector. La figura 8 muestra los centros de masa en X e Y con un ajuste polinomial de orden 6, se observa que la señal está más suavizada y, por lo tanto, es posible apreciar algunos picos a lo largo de ésta, una ventaja de tener un orden menor es que se reduce el tiempo de cómputo y procesamiento de la señal.

Normalización del centro de masa

Las señales obtenidas no se encuentran normalizadas dentro de una escala, para ello fue necesario obtener el valor máximo de cada señal (X e Y), y dividirlo entre todos y cada uno de los elementos que la componen, así de esta manera el valor

máximo contenido en cada señal será 1 y el mínimo será 0. El resultado de este proceso se muestra en la figura 9, se observa que la forma de onda es exactamente igual a la de la figura 8 pero con diferentes escalas.

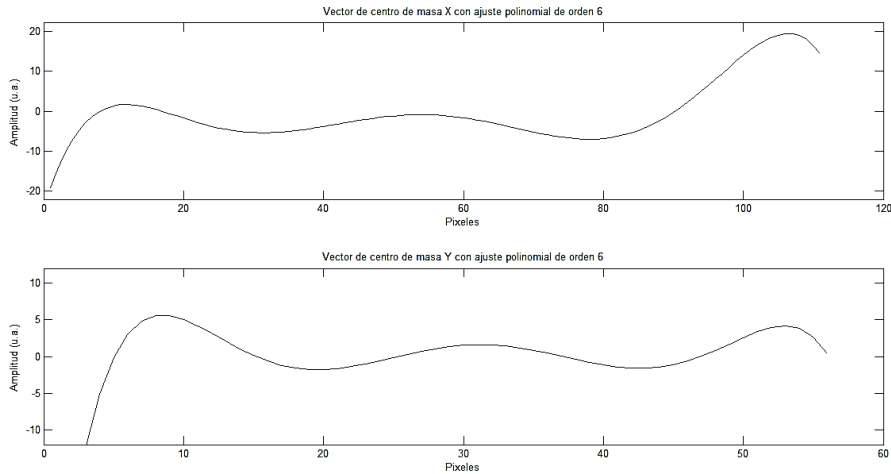


Figura 8 Centros de masa con ajuste polinomial de orden 6.

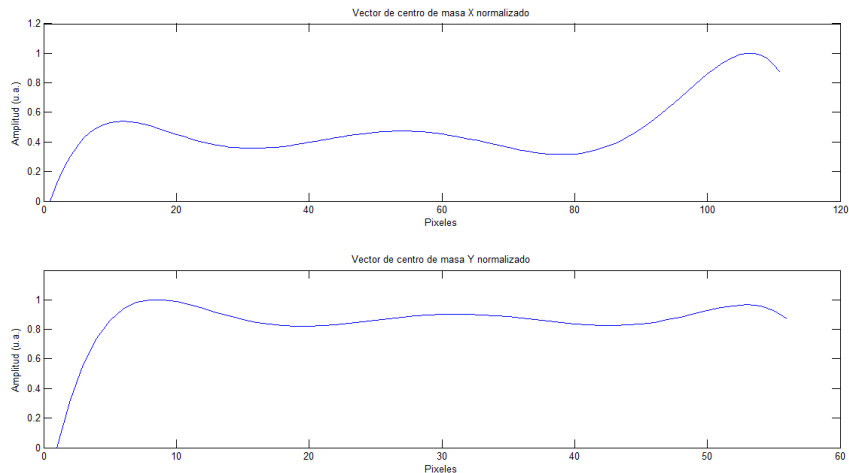


Figura 9 Centros de masa normalizados en X e Y.

Normalización del centro de masa en valor absoluto

A los centros de masa en X e Y obtenidos del ajuste polinomial de orden 6 sin normalización, se les aplica la función de valor absoluto, obteniendo señales con valores únicamente positivos, posteriormente se normalizan de la misma manera, como en la sección anterior, la figura 10 muestra los centros de masa en valor absoluto normalizados en X e Y.

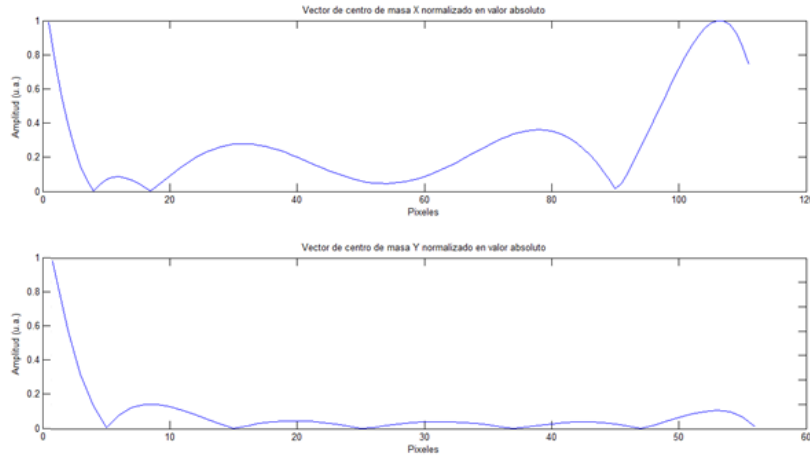


Figura 10 Centros de masa normalizados en valor absoluto.

Extracción de parámetros

De la imagen esqueletizada $I_2(x, y)$, y los centros de masa normalizados y normalizados con el valor absoluto en X e Y, se extrajeron un total de trece parámetros, los cuales conformaran al vector de información que se considera será distintivo entre cada uno de los individuos. El diagrama a bloques de la figura 11 muestra la metodología utilizada.

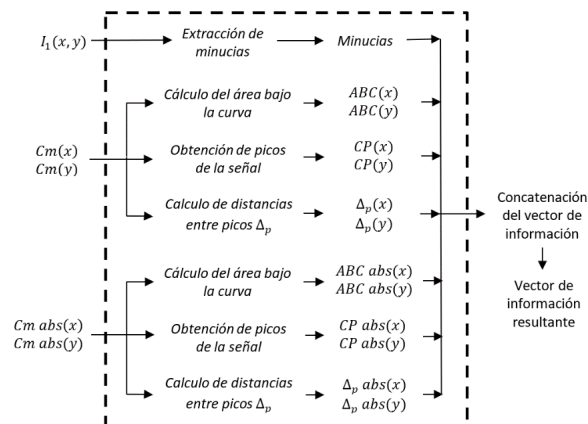


Figura 11 Procedimiento para la extracción de parámetros.

Extracción de minucias

A la imagen esqueletizada $I_1(x, y)$ se le aplica el concepto del número de cruce (CN), utilizado para la extracción de las minucias. La definición de [Rutovitz, 1966] se expresa a través de la ecuación 8.

$$CN = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^8 |P_i - P_{i+1}| \quad \begin{matrix} P_4 & P_3 & P_2 \\ P_5 & P & P_1 \\ P_6 & P_7 & P_8 \end{matrix} \quad (8)$$

Donde P_i es el valor del píxel binario en el vecindario de P con $P_i = (0 \text{ o } 1)$ y $P_1 = P_9$. La imagen esqueletizada es escaneada y todos los pequeños detalles son detectados por las propiedades de CN , mostrados en la figura 12 para lo cual se realiza un barrido a lo largo de la imagen en bloques no traslapados por medio de una matriz de 3x3 pixeles para identificar las minucias.

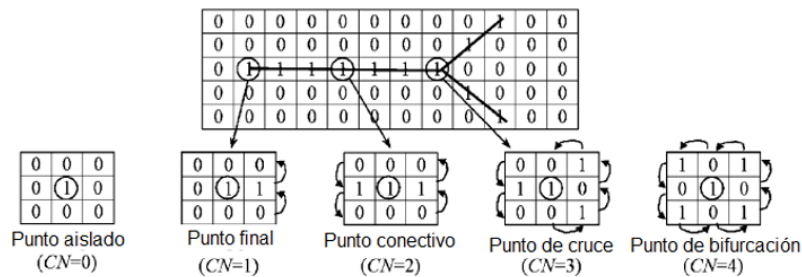


Figura 12 Propiedades de número de cruce.

Al recorrer la imagen, se realiza un conteo de los valores que tienen cada una de las casillas de la matriz de 3x3 (de P_1 a P_8), excepto la casilla del centro (P), lo cuales al momento de aplicar la ecuación 8, arroja un valor entero, el cual determinara la minucia que se encuentra en esa matriz, la tabla 2 muestra los valores asignados a las minucias en base a la propiedad del cálculo de CN .

Tabla 2 Valores asignados a minucias según el cálculo de CN .

CN	Propiedad
0	Punto aislado
1	Punto final
2	Punto conectivo
3	Punto de bifurcación
4	Punto de cruce

Cálculo del área bajo la curva

De las señales obtenidas, se calcula su área bajo la curva, mediante el método trapezoidal que aproxima a la integración en un intervalo rompiendo la zona hacia abajo en trapecios con áreas más fácilmente computables. La aproximación del

cálculo del área bajo la curva se expresa por medio de la ecuación 9. La figura 13 muestra las áreas bajo la curva de los centros de masa normalizados en X e Y, obteniendo así cuatro parámetros enlistados en la tabla 3.

$$\int_a^b f(x)dx = \frac{b-a}{2N} [f(x_1) + 2f(x_2) + \dots + 2f(x_N) + f(x_{N+1})] \quad (9)$$

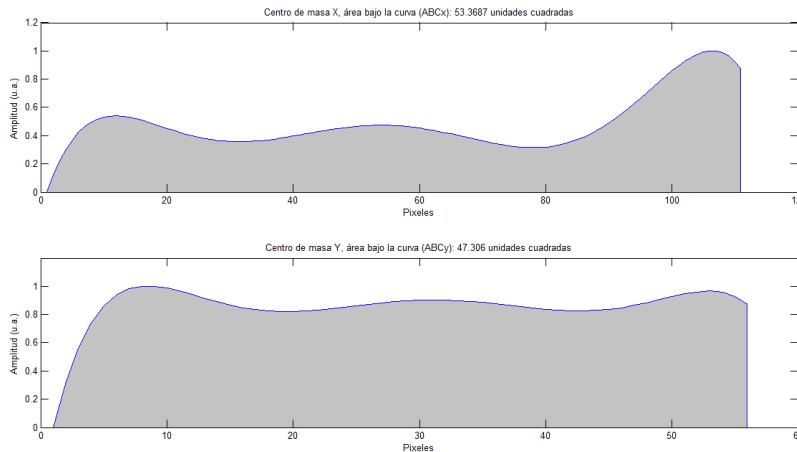


Figura 13 Áreas bajo la curva de centros normalizados en X, Y.

Tabla 3 Áreas bajo la curva obtenidas de los centros de masa.

Parámetro extraído	Centro de masa normalizado en X e Y	Centro de masa con valor absoluto normalizado en X e Y
Área bajo la curva (ABC)	ABC(X), ABC(Y)	ABC abs(X), ABC abs(Y)

Obtención de picos de la señal

De las señales obtenidas, se detectan los picos contenidos en estos y se almacena en un vector su amplitud, el cual será utilizado posteriormente para el cálculo de la distancia entre éstos, la figura 14 muestra los centros de masa normalizados en X e Y, con la ubicación de los picos, así como de sus amplitudes, obteniendo así cuatro parámetros enlistados en la tabla 4.

Cálculo de distancias entre picos

De las señales obtenidas, se calcula la distancia entre las amplitudes de los picos (Δ_p), mediante la ecuación 10, la diferencia en valor absoluto del pico (i) respecto al siguiente ($i + 1$), donde i es la posición de las amplitudes de los picos almacenados en el vector.

$$\Delta_{pn} = \text{abs}(P_i - P_{i+1}) \quad (10)$$

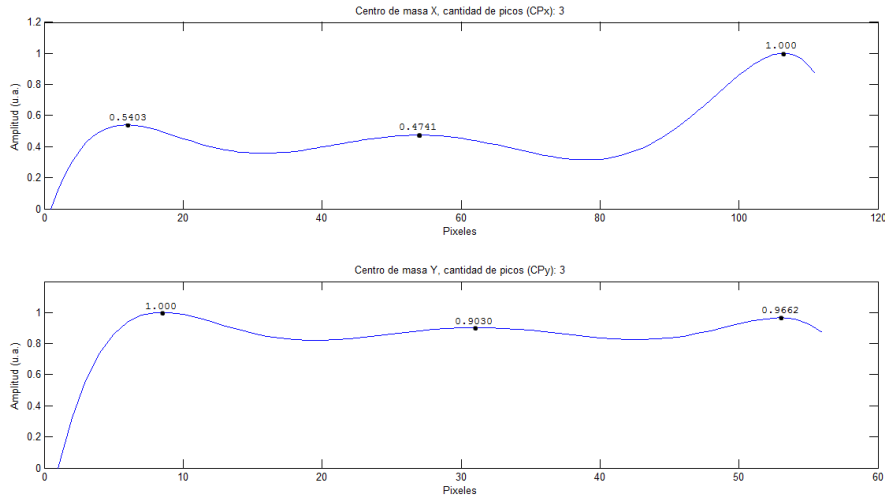


Figura 14 Amplitud de los picos localizados en los centros de masa en X, Y.

Tabla 4 Cantidad de picos obtenidos de los centros de masa.

Parámetro extraído	Centro de masa normalizado en X e Y	Centro de masa con valor absoluto normalizado en X e Y
Cantidad de picos (CP)	CP(X), CP(Y)	CP abs(X), CP abs(Y)

La figura 15 muestra los centros de masa normalizados en X e Y con sus respectivas Δ_p , obteniendo así cuatro parámetros enlistados en la tabla 5.

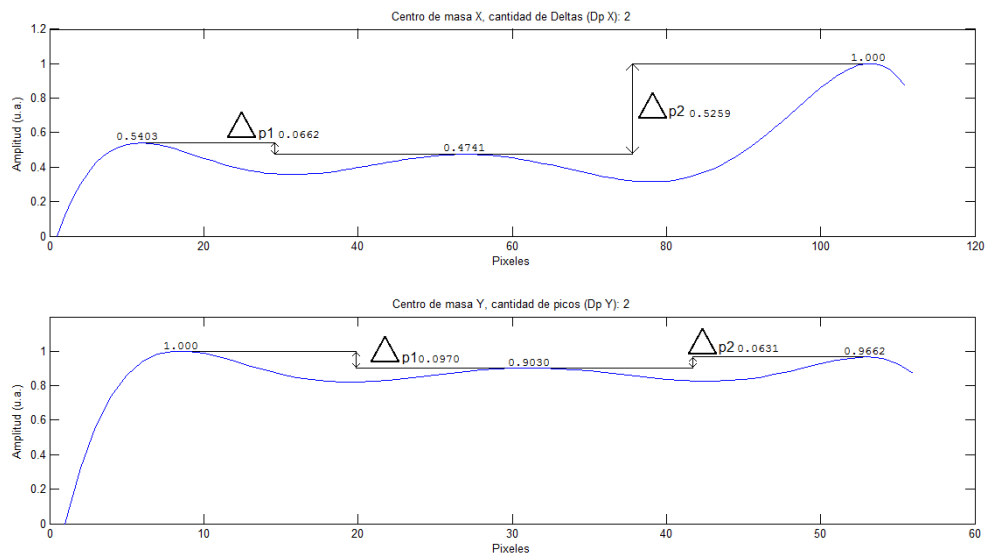


Figura 15 Deltas entre los picos de centros de masa normalizados en X e Y.

Tabla 5 Amplitud de picos obtenidos de los centros de masa.

Parámetro extraído	Centro de masa normalizado en X e Y	Centro de masa con valor absoluto normalizado en X e Y
Amplitud de picos (Δ_p)	$\Delta_p(X), \Delta_p(Y)$	$\Delta_p \text{ abs}(X), \Delta_p \text{ abs}(Y)$

Concatenación del vector de información

Con la extracción de las minucias de la imagen esqueletizada y los 12 parámetros de las señales provenientes de los centros de masa normalizados en X e Y, y normalizados en valor absoluto en X e Y, se conforma el vector de información, la tabla 6 muestra el orden de los trece parámetros extraídos.

Tabla 6 Orden de los parámetros para conformar el vector de información.

Minucias	ABC (X)	ABC (Y)	CP(X)	CP(Y)	$\Delta_p(X)$	$\Delta_p(Y)$	ABC abs (X)	ABC abs (Y)	CP abs(X)	CP abs(Y)	$\Delta_p \text{ abs}(X)$	$\Delta_p \text{ abs}(Y)$
----------	---------	---------	-------	-------	---------------	---------------	-------------	-------------	-----------	-----------	---------------------------	---------------------------

Vector de información resultante

Al concatenar todos los parámetros, se genera un vector único de información, es importante resaltar que el tamaño de este puede variar debido a que, si los centros de masa en X o en Y posee varios picos, por lo tanto, se tendrán más Δ_p en comparación al resto de los que no presenten ningún pico a lo largo de sus centros de masa, este es el único parámetro “variable” en comparación respecto a los otros parámetros.

3. Resultados

La primera prueba se realizó a 10 individuos elegidos al azar de la base de datos con 12 muestras del dedo índice derecho de cada uno, teniendo una población de 120 imágenes, de las cuales se extrajeron todos los parámetros que conforman el vector de información, los cuales fueron almacenados en una matriz por separado (teniendo un total de 120 matrices, con 12 columnas cada una), donde a cada una de estas matrices se calculaba un vector promedio ($V_{\bar{x}}$). Cada vector $V_{\bar{x}}$ de cada

individuo perteneciente al mismo parámetro, fue correlacionado con el resto de la muestra, obteniendo un nuevo vector, el cual se agregó a una matriz para tener todos los vectores provenientes de la correlación del mismo parámetro juntos, teniendo un total de trece matrices, una por cada parámetro. De las matrices provenientes de la correlación, se extrajo el porcentaje para observar cual parámetro aporta más información, mientras mayor sea el porcentaje el parámetro es más discriminante. En la tabla 7 se muestra el porcentaje de aportación de información de los parámetros extraídos de los centros de masa.

Tabla 7 Porcentaje de aportación de características de la imagen normalizada.

Minucias	Centro de masa normalizado en X e Y						Centro de masa con valor absoluto normalizado en X e Y					
	ABC (X)	ABC (Y)	CP(X)	CP(Y)	$\Delta_p(X)$	$\Delta_p(Y)$	ABC abs (X)	ABC abs (Y)	CP abs(X)	CP abs(Y)	Δ_p abs(X)	Δ_p abs(Y)
19%	56%	65%	30%	19%	48%	37%	53%	34%	38%	23%	43%	38%

La segunda prueba, se realizó a los mismos 10 individuos, pero con la diferencia que los parámetros fueron extraídos únicamente de la imagen esqueletizada, se le aplicó el centro de masa y se extrajeron los mismos parámetros para conformar un vector de información, esto con el fin de realizar un análisis comparativo entre los resultados obtenidos por cada imagen, la tabla 8 muestra el porcentaje de aportación de cada uno de los parámetros extraídos de la imagen esqueletizada.

Tabla 8 Porcentaje de aportación de características de la imagen esqueletizada.

Minucias	Centro de masa normalizado en X e Y						Centro de masa con valor absoluto normalizado en X e Y					
	ABC (X)	ABC (Y)	CP(X)	CP(Y)	$\Delta_p(X)$	$\Delta_p(Y)$	ABC abs (X)	ABC abs (Y)	CP abs(X)	CP abs(Y)	Δ_p abs(X)	Δ_p abs(Y)
19%	25%	21%	18%	21%	32%	21%	31%	24%	24%	22%	23%	20%

4. Discusión

A pesar de la variedad de rasgos biométricos; la superficie de los nudillos puede funcionar como un identificador personal, ya que ofrece ciertas ventajas contra los demás rasgos, puesto que no existe pérdida de información o variaciones significativas a corto plazo.

Mediante el desarrollo de la presente investigación, fue posible aplicar técnicas de extracción de características como el número de cruce y las variables mecánicas, específicamente el centro de masa en X e Y, a imágenes de la superficie de los nudillos, gracias a estas herramientas, fue posible construir el vector de información, conformado por trece parámetros.

A pesar de las diferentes técnicas y métodos usados para extraer información, las técnicas desarrolladas en esta investigación son prometedoras para obtener la caracterización en las imágenes. El aporte realizado con esta investigación es respecto a la extracción de características en imágenes de la biometría de la superficie de los nudillos, ya que no existen trabajos afines, con variables mecánicas, específicamente con el centro de masa, aplicadas a este rasgo biométrico. El procesamiento digital a la imagen fue de gran importancia, pues sin este proceso, no sería posible resaltar ciertas minucias y crestas que contiene la imagen para la de extracción de características.

La correlación fue una herramienta de gran ayuda que sirvió para poder analizar con más detalle, cuanto es el porcentaje que aporta cada uno de los parámetros extraídos al vector de información, lo cual ayuda a determinar si será conveniente extraer todos los parámetros o únicamente algunos de ellos. El ajuste polinomial aportó resaltar los parámetros que se iban a extraer de cada uno de los centros de masa normalizados; con base a las pruebas realizadas, se observó que el orden 6° fue el óptimo por la respuesta que otorgaba y por consecuencia tener un orden bajo, reduce el tiempo de cómputo.

5. Conclusiones

Con base a los resultados presentados en las tablas 7 y 8, se observa que los parámetros extraídos de la imagen normalizada arrojan un porcentaje mayor de

aportación de características comparado con los parámetros extraídos de la imagen esqueletizada. Los resultados obtenidos en la tabla 7, indican que solamente cuatro de los trece parámetros extraídos, son los que tienen un mayor porcentaje de aportación al vector de información, que son:

- Área bajo la curva del centro de masa normalizado en X.
- Área bajo la curva del centro de masa normalizado en Y.
- Área bajo la curva del centro de masa normalizado en valor absoluto en X.
- Cantidad de picos del centro de masa normalizado en X.

A partir de estos cuatro parámetros, se puede concluir que no es necesario extraer el resto de los demás, únicamente los mencionados anteriormente, ya que arrojan un alto porcentaje de aportación, en comparación con el resto. De esta manera se puede obtener un proceso de extracción más rápido y eficiente.

Con base en los resultados presentados en la tabla 8, se observa que el análisis de la aportación de las minucias como características discriminantes se encontró en un 19%, por su aporte mínimo al vector de información, se considera omitirlo en cualquier algoritmo de clasificación.

El uso de las variables mecánicas, específicamente el centro de masa permitió obtener parámetros que ofrecen un porcentaje significativo para el vector de información, que puede ser utilizado por cualquier algoritmo de clasificación en la búsqueda de obtener altos porcentajes de clasificación.

6. Bibliografía y Referencias

- [1] Shi Y., Yu X., Sohn K., Chandraker M. & Jain A. K., Towards universal representation learning for deep face recognition. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020.
- [2] Kevin A. K. & Cheng H. M., Efficient and accurate 3d finger knuckle matching using surface key points, IEEE Transactions on Image Processing, pp. 8903 - 8915, 2020.
- [3] Summary of NIST Standards for Biometric Accuracy, Temper Resistance, and Interoperability. NIST Report, 2002.

- [4] Kumar A. & Kwong C., Towards contactless, low-cost, and accurate 3d fingerprint identification. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013.
- [5] Proenca H. & Neves J.C., IRINA: Iris recognition (even) in inaccurately segmented data. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.
- [6] Kekre H.B., Finger-knuckle-print verification using kekre's wavelet transform. International Conference and Workshop on Emerging Trends in Technology (ICWET 2011), pp. 32 - 38, 2011.
- [7] Morales A., Ferrer M. & Travieso C., Improved finger-knuckle-print authentication based on orientation enhancement. *Electronics Letters*, pp. 380 - 381, 2011.
- [8] Shoichiro Aoyama, A finger-knuckle-print recognition algorithm using phase-based. *Information Sciences*, pp. 53 - 64, 2014.
- [9] Kim J., Oh K., Oh B.S., Lin Z. & Toh K.A., A line feature extraction method for finger-knuckle-print verification. *Cognitive Computation*, 11(1), pp.50-70, 2018.
- [10] Jaswal G., Kaul A. & Nath R., Knuckle print biometrics and fusion schemes – overview, challenges, and solutions. *ACM Computing Surveys*, Vol. 49, No. 2, Article 34, Nov. 2016.
- [11] Liu M., Trian Y. & Li L., A new approach for inner-knuckle-print recognition. *Journal of Visual Languages and Computing*, pp. 33-42, 2014.
- [12] Hong L. & Jain A., Fingerprint image enhancement algorithm and performance evaluation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence.*, pp. 777 - 789, 1998.
- [13] Otsu, N., A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. Vol. 9, No. 1, 1979, pp. 62–66.
- [14] Nalwa V., Automatic on-line signature verification. *Proceedings of the IEEE*, pp. 223 - 224, 1997.
- [15] Rutovitz D., Pattern recognition. *Journal of Royal Statistical Society*, pp. 504-530, 1966.