

Identificación biométrica utilizando imágenes infrarrojas de la red vascular de la cara dorsal de la mano

Biometric identification using infrared dorsum hand vein images

Óscar Fernando Motato Toro¹ y Humberto Loaiza Correa²

RESUMEN

La necesidad manifiesta de mejorar los controles de acceso y seguridad han orientado el diseño de los nuevos sistemas de identificación personal hacia la utilización de rasgos biométricos, fisiológicos y comportamentales, que garanticen niveles de desempeño cada vez más altos. Con esta motivación, se presenta el desarrollo y evaluación de un sistema computacional para realizar los procedimientos de registro y validación de identidad de personas utilizando imágenes de las venas de la cara dorsal de la mano, compuesto por un módulo hardware de bajo costo para la adquisición de imágenes infrarrojas, utilizando una cámara de video convencional, lentes ópticos, fuentes de iluminación infrarroja controladas y un frame grabber; y un módulo software para la visualización y captura de las imágenes, selección de las regiones de interés, segmentación y extracción, descripción y clasificación de características. Finalmente, para evaluar la similitud entre las imágenes se implementa y evalúa una etapa basada en redes neuronales artificiales, permitiendo concluir que el indicador biométrico es lo suficientemente discriminante, y otra basada en correlación que, sobre una base de datos de 100 imágenes, determina la eficiencia máxima de sistema en 95,72% en un umbral igual a 65%, y 8,57% y 0% para las tasas de falsa aceptación (FAR) y falso rechazo (FRR) respectivamente.

Palabras clave: sistemas de identificación personal, rasgos biométricos, registro y validación de identidad, procesamiento de imágenes, reconocimiento de patrones.

ABSTRACT

The evident need for improving access and safety controls has orientated the development of new personal identification systems towards using biometric, physiological and behavioral features guaranteeing increasing greater levels of performance. Motivated by this trend, the development and implementation of a computational tool for recording and validating people's identity using dorsum hand vein images is presented here. A low-cost hardware module for acquiring infrared images was thus designed; it consisted of a conventional video-camera, optical lenses, controlled infrared illumination sources and a frame grabber. The accompanying software module was concerned with visualizing and capturing images, selecting regions of interest, pattern segmentation in the region and extracting, describing and classifying these features. An artificial neuron network approach was implemented for pattern recognition, resulting in it proving the biometric indicator to be sufficiently discriminating, and a correlation-based approach using a 100 image database for static characterisation, determined the system's maximum efficiency to be 95.72% at a threshold equal to 65. False acceptance rate (FAR) was 8.57% and false rejection rate (FRR) was 0% at this threshold.

Keywords: personal identification system, biometric feature, identity recording and validation, image processing, pattern recognition.

Recibido: mayo 27 de 2008

Aceptado: marzo 2 de 2009

Introducción

La identificación personal se ha basado en sistemas tradicionales como las tarjetas inteligentes y números de identificación personal (PIN), sin embargo estos métodos ofrecen seguridad limitada y son poco fiables dada la facilidad para ser copiados, en el caso de los documentos, y violados, en el caso de las claves y números de identificación.

La identificación biométrica permite minimizar estas desventajas ya que explota el hecho de que ciertas características biológicas son singulares e inalterables, haciéndola más confiable y segura

que los passwords. Además, es más fácil de usar ya que el usuario no tiene nada que recordar, que cambiar o que perder.

Los sistemas biométricos de referencia inmediata han basado su proceso de identificación en el reconocimiento de huellas dactilares, el iris del ojo y la firma, pero ante la necesidad creciente de mejorar los controles de acceso y seguridad, estas soluciones han empezado a ser desplazadas por una nueva gama de sistemas de mayor desempeño que basan su proceso de autenticación en el reconocimiento de nuevos rasgos fisiológicos.

El reconocimiento a través de las venas de la mano es un nuevo miembro de la familia biométrica. Esta técnica apareció en 1990 y

¹ Ingeniero electrónico, Universidad del Valle, Colombia. Investigador, grupo de Investigación de Percepción y Sistemas Inteligentes – PSI, Facultad de Ingeniería, Universidad del Valle, Colombia. ofmotato@univalle.edu.co, ofmotato@gmail.com

² Ingeniero electricista. M.Sc., en Automática, Universidad del Valle, Colombia. Ph.D., en Robótica y Visión Artificial, l'Université d'Evry, Francia. Profesor titular, Facultad de Ingeniería, Universidad del Valle, Colombia. hloaiza@univalle.edu.co

no atrajo mucha atención en la década, sólo a partir del año 2001 aparece con mayor frecuencia en diversas publicaciones (Badawi, A., 2007).

Las venas del dorso de la mano tienen múltiples características que las hacen únicas y, dado que se requiere que la sangre esté fluyendo para registrar la imagen o patrón, es casi imposible la violación de identidad con el uso de artefactos de suplantación. Además, las investigaciones de Fujitsu (Fujitsu Laboratories Ltd., 2003), demuestran que el patrón de las venas es único en cada individuo, incluso en el caso de gemelos idénticos; así mismo, son diferentes las venas en la mano derecha y en la mano izquierda. También hay que tener en cuenta que el patrón de las venas no cambia con el crecimiento, simplemente se amplía manteniendo el mismo patrón.

Los sistemas basados en esta técnica se posicionan como un referente en el avance tecnológico de soluciones de control de accesos y seguridad que motiva la propuesta de este proyecto, en el que se implementa y evalúa el desempeño global de un sistema de identificación personal de muy bajo costo mediante el análisis de imágenes infrarrojas de la red vascular de la cara dorsal de la mano.

Para esto, el artículo se divide en las siguientes secciones:

Fundamentación teórica: se hace la descripción básica de los atributos de la radiación infrarroja y los efectos producidos sobre el tejido humano que permiten la obtención de imágenes del patrón vascular.

Descripción de la aplicación: se describen los módulos, *hardware* y *software*, que integran el sistema computacional.

Plataforma de experimentación: se describen los componentes físicos utilizados en el sistema de adquisición de imágenes infrarrojas y el principio de funcionamiento de cada uno de los bloques que componen el sistema hardware.

Software del sistema: se hace la descripción funcional del software del sistema mediante la presentación de un diagrama de bloques y la definición y explicación de las rutinas de cada etapa.

Evaluación global: se presentan las pruebas que validan el funcionamiento del sistema de identificación y se hace el análisis general, indicando las características, alcances y limitaciones de desarrollo.

Conclusiones: se consignan las conclusiones obtenidas de la investigación.

Fundamentación teórica

Los sistemas de autenticación basados en imágenes de la mano usan los patrones de la red vascular, de la palma o de la cara dorsal, como dato de identificación personal.

Este rasgo fisiológico es útil como indicador biométrico ya que satisface las propiedades de: universalidad, puesto que todas las personas poseen el rasgo; unicidad, debido que estos patrones son únicos en cada persona, incluso diferentes entre gemelos, y son distintos en la mano derecha y la izquierda; permanencia, pues no cambian con el crecimiento, simplemente se amplían manteniendo el mismo patrón; y cuantificación, ya que se pueden describir, representar y clasificar usando técnicas de adquisición y procesamiento de imágenes infrarrojas (Fujitsu Laboratories Ltd., 2003; Wang y Leedham, 2006).

Obtención de las imágenes del patrón de las venas de la mano

De todo el espectro electromagnético, el ojo humano solamente puede detectar un pequeño segmento de la banda comprendido entre los 400 nm y 700 nm aproximadamente y denominado la banda del espectro visible, sin embargo generalmente existe mucha más información útil en las otras bandas del espectro (Wang y Leedham, 2006).

Por ejemplo, en luz visible, la estructura de las venas de la mano, tanto en su cara palmar como dorsal, es poco perceptible, y su visibilidad varía significativamente dependiendo de factores tales como la edad, los niveles de grasa subcutánea, la temperatura y humedad en el ambiente, la actividad física y la posición de la mano. Otras características de la superficie cutánea tales como lunares, verrugas, cicatrices, pigmentación y vellos pueden oscurecer la imagen (Cross y C.L., 1995).

Afortunadamente, el uso de imágenes infrarrojas permite ver un contraste entre los vasos sanguíneos y el resto de la piel, además de eliminar algunos rasgos no deseados de la superficie cutánea y del entorno.

Imágenes en el infrarrojo cercano, NIR

Dos atributos están asociados a este principio. En primer lugar, biológicamente existe una "ventana espectral" que se extiende desde los 700 nm hasta los 900 nm aproximadamente en que la luz incidente con longitud de onda dentro de ese rango puede penetrar profundamente en los tejidos. En segundo lugar, tal como se muestra en la Figura 1, el nivel de absorción espectral de la hemoglobina desoxigenada presenta un punto máximo en la región del espectro infrarrojo cercano (Fujitsu Laboratories Ltd., 2003).

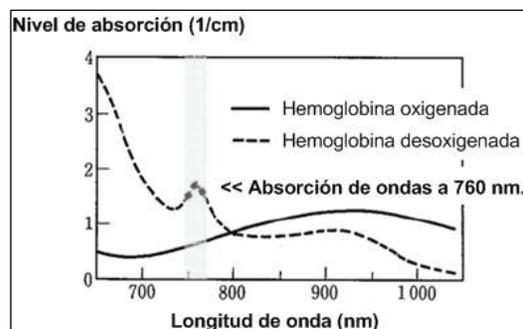


Figura 1. Nivel de absorción espectral de la hemoglobina desoxigenada

Aprovechando estos principios de penetrabilidad y absorción es posible obtener imágenes en el espectro infrarrojo cercano donde el patrón de la red vascular aparece más oscuro que el resto de la superficie de la mano.

Descripción del sistema biométrico

La herramienta computacional integra los módulos de adquisición y procesamiento de imágenes, es decir, la etapa de captura del rasgo fisiológico con las etapas de generación, clasificación y almacenamiento de plantillas de identificación de usuario.

Como se muestra en la Figura 2, el prototipo experimental está compuesto por una cámara convencional de bajo costo con sensor CCD, un lente óptico infrarrojo, y fuentes de iluminación infrarroja controladas. Además se cuenta con un frame grabber para obtener la representación digital de la imagen y un computador personal

para la implementación de las rutinas de visualización y de captura.

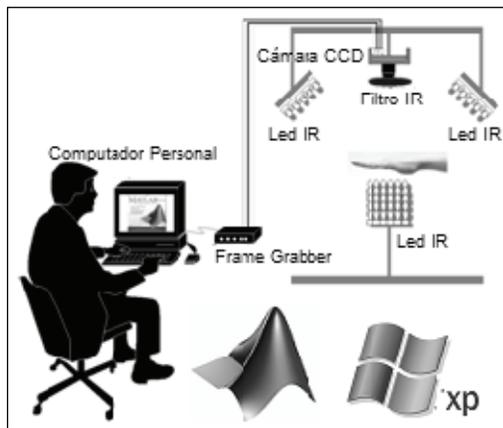


Figura 2. Modelo del sistema biométrico

El software del sistema se divide en cinco módulos: módulo de visualización y captura, módulo de preprocesamiento, módulo de procesamiento, módulo de generación de plantillas y módulo de registro y verificación. En el desarrollo de las etapas se utilizan los toolbox de adquisición y procesamiento digital de imágenes y el toolbox de redes neuronales artificiales de la plataforma de programación Matlab, siendo posible migrar el código fuente a una aplicación abierta y multiplataforma.

El sistema completo se describe mediante el diagrama de bloques de la Figura 3.

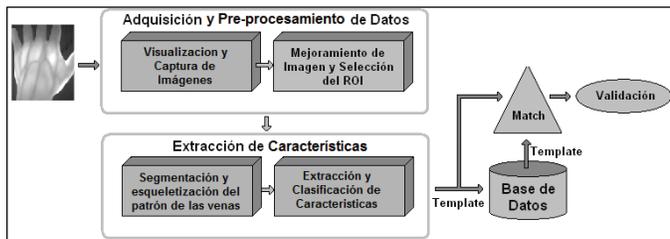


Figura 3. Diagrama de bloques del sistema biométrico

Plataforma de experimentación

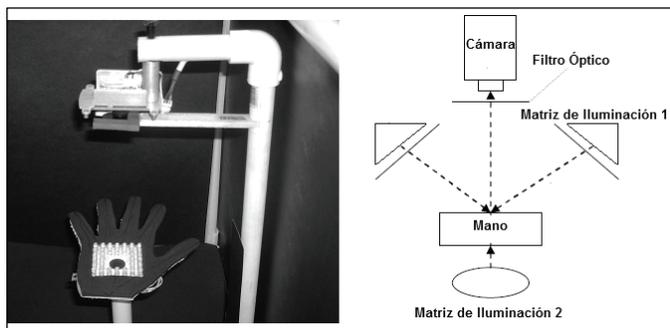


Figura 4. Plataforma de experimentación

En este trabajo la plataforma de experimentación (Figura 4) está compuesta por una cámara de video convencional (monocromática) con respuesta espectral extendida hasta los 1.200 nm y un filtro óptico infrarrojo en el que su porcentaje de transmisión es significativo a partir de los 700 nm y casi nulo para longitudes de onda menores (Figura 5), ideal para bloquear la luz visible.

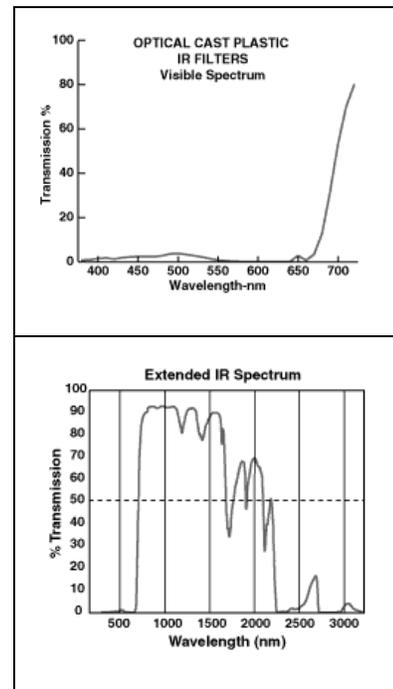


Figura 5. Respuesta de transmisión del filtro

Para aprovechar el efecto de absorción de radiación infrarroja de las venas de la mano se construye una fuente de luz de estado sólido formada por diodos *leds* infrarrojos cercanos de alta intensidad, cuyas especificaciones técnicas muestran que la longitud de onda donde el mayor porcentaje de intensidad de radiación emitida se da en los 760 nm. Se utilizan para iluminar la mano en sus dos caras, palmar y dorsal, tomando como referencia el modelo propuesto en Zhao *et al.*, (2007).

La superficie palmar se irradia con una matriz de 40 diodos y se identifica en el prototipo experimental como la matriz de iluminación 2 (Figura 4). Este método de iluminación, a contraluz, permite obtener a través de la cámara una imagen digital de las venas de la cara dorsal, producto de la radiación infrarroja que logra atravesar la superficie de la mano, en contraste con aquella que es absorbida por la red vascular de dicha cara.

Para tener una superficie uniformemente iluminada se irradia frontalmente la cara dorsal con dos arreglos lineales, cada uno compuesto por cinco de los diodos referenciados, que se ubican alrededor y a la altura de la lente de la cámara. Se identifican en la figura 4 como la matriz de iluminación 1. Con esto se logra la captura de imágenes con un realce en el contraste entre el patrón de interés y el resto de la superficie como consecuencia del fenómeno de absorción de radiación infrarroja, ya que la hemoglobina desoxigenada absorbe parte de estos rayos, reduciendo su tasa de reflexión y ocasionando que el patrón vascular se vea más oscuro que el resto de la superficie.

Finalmente, la cámara con el filtro óptico acoplado se conecta a un equipo de cómputo a través de una tarjeta DVR genérica.

Software del sistema

El sistema de identificación biométrica propuesto permite realizar las tareas de registro y validación de autenticidad de personas a través del patrón que forma la red vascular de la cara dorsal de la mano en cada individuo.

A través de una interfaz de usuario el administrador del sistema puede operar la herramienta en dos modos diferentes. En modo de registro, si el objetivo es ingresar un nuevo usuario a la base de datos, y en modo de validación, si se desea verificar la identidad de un usuario previamente registrado.



Figura 6: Interface de la aplicación

Los detalles algorítmicos del sistema se representan en el diagrama de flujo de la Figura 7, seguido de la descripción de sus principales módulos constitutivos.

Módulo de visualización y captura de la imagen

La primera etapa se encarga de la adquisición de imágenes desde el dispositivo de captura al entorno de trabajo de Matlab, utilizando para ello las funciones del toolbox de adquisición de imágenes.

Las funciones que incorpora este toolbox permiten acceder directamente a los controladores de los dispositivos registrados por Windows, desde web cam hasta frame grabbers de uso industrial, facilitando la detección automática del hardware de video disponible, la configuración de las propiedades del hardware y la previsualización y captura de imágenes y video (IASToolbox, 2007).

El procedimiento para la selección y configuración del dispositivo de captura se describe mediante el siguiente diagrama de flujo.

El objetivo es obtener imágenes monocromáticas de 320 x 240 píxeles con una profundidad de 8 bits por píxel. En la Figura 9 se muestran dos imágenes obtenidas con el sistema de adquisición descrito, una en espectro visible y otra en espectro infrarrojo cercano.

En la imagen de la mano, definida en el espectro visible, las venas de la superficie dorsal son prácticamente imperceptibles. Bajo condiciones óptimas de iluminación artificial y utilizando un filtro óptico con longitud de onda de corte en 715 nm, se obtiene una representación adecuada del patrón de las venas de la cara dorsal de la mano.

Módulo de Preprocesamiento

Para lograr exactitud y confiabilidad en la extracción de los patrones de las venas de la mano, se debe garantizar que estos patrones pertenezcan a región similar en cada una de las imágenes. La ubicación de la región de interés en una misma zona es difícil, y generalmente se utiliza un dispositivo de fijación para forzar a la mano a quedar en una posición de captura que facilite referenciar puntos para delimitar la región.

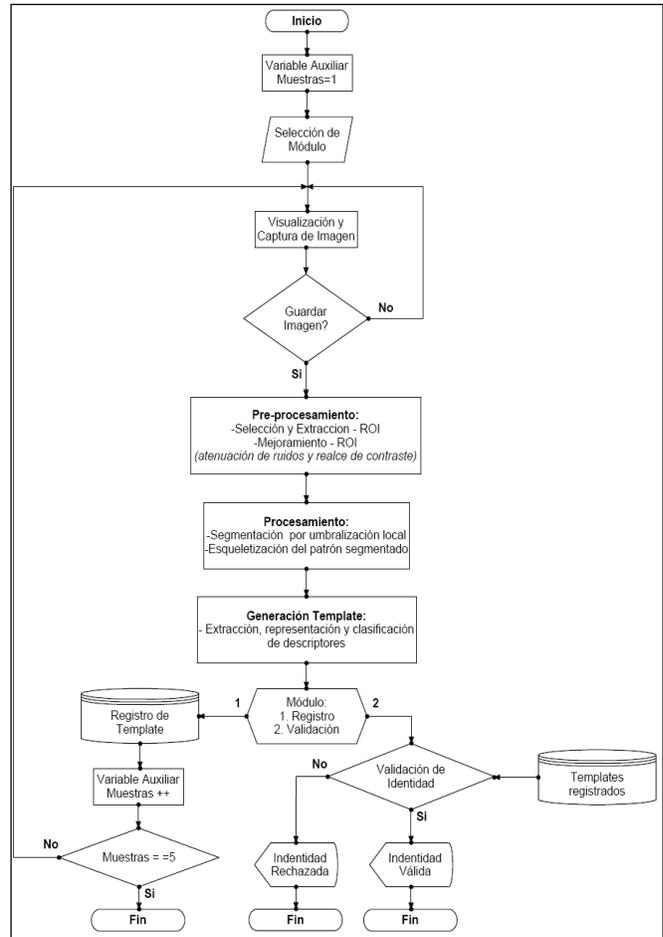


Figura 7. Diagrama de flujo para el desarrollo del sistema biométrico

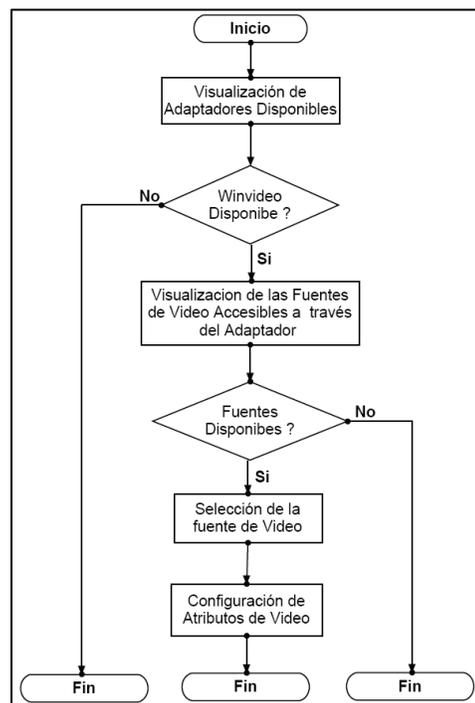


Figura 8. Configuración y selección de la fuente de video

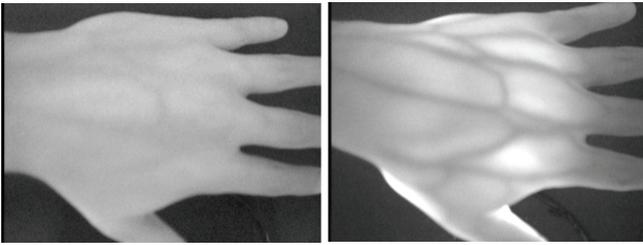


Figura 9. Imagen de la mano en espectro visible (izq.) e infrarrojo (der.)

Sin embargo, en este proyecto se implementa un método que no requiere dispositivos de fijación externos, lo que lo hace más cómodo, flexible y robusto ante pequeños desplazamientos y rotaciones que puedan presentarse en el proceso de captura de las imágenes. El método, propuesto en Lin y Fan (2003), toma las uniones que se forman entre los dedos como puntos de referencia para delimitar una región localizada dentro la cara dorsal, en la cual se concentra la mayor información del indicador biométrico.

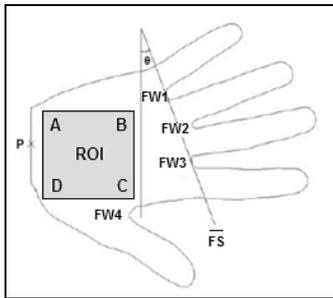


Figura 10. Puntos de referencia para delimitar la ROI

Inicialmente se separa la superficie de la mano del fondo, utilizando la umbralización como técnica de segmentación. Como se muestra en la Figura 11, en las imágenes almacenadas en la base de datos se pueden distinguir los tres objetos de interés que las constituyen: el fondo de la imagen, el contorno de la mano y la red vascular.

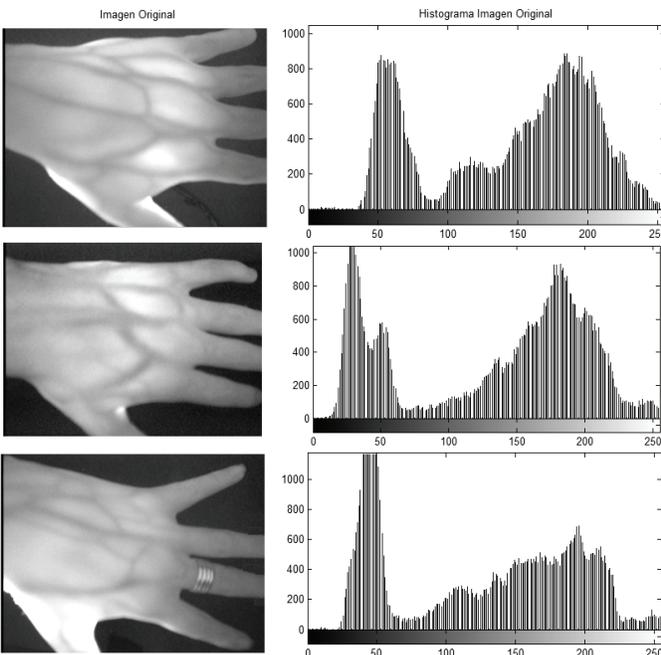


Figura 11. Izq. Imágenes del dorso de la mano, Der. Histogramas respectivos

El punto umbral se determina a partir del análisis directo de los histogramas de las imágenes a tratar, ya que presentan una característica bimodal que permite identificar en ellos el modo que representa el objeto y el modo que representa el fondo. Utilizando el método del modo, se tiene:

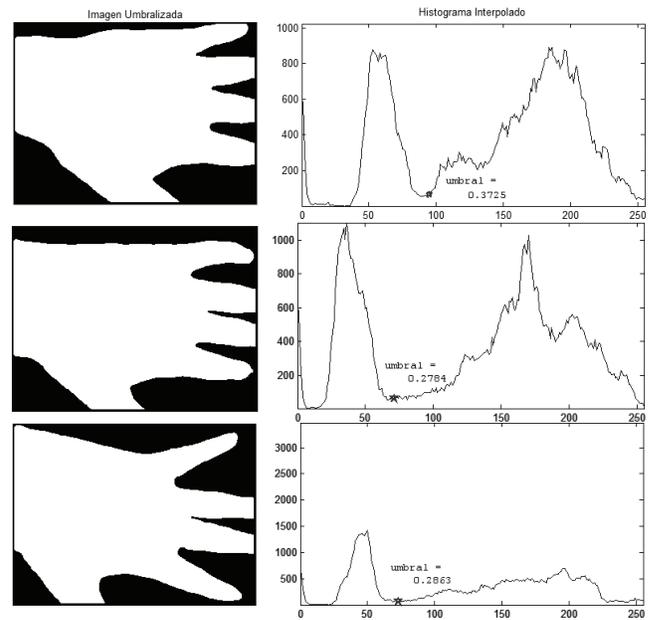


Figura 12. Segmentación por el método de umbralización

Las imágenes binarias tienen dos regiones separadas por un perfil de nivel de gris vertical que facilita la extracción de la frontera que separa el objeto de su fondo. Para este procedimiento se utiliza la conectividad de los píxeles de la imagen con el fin de obtener una matriz con la ubicación espacial de todos los píxeles de borde, asociando los píxeles no nulos al objeto y los nulos a su fondo.

Con la matriz obtenida se construye un diagrama de distribución de píxeles usando la relación $C(i)$ vs. i , donde $C(i)$ es la coordenada columna del i -ésimo píxel de borde e i su índice, para identificar los puntos de referencia FW1, FW2, FW3 y FW4.

Luego, la mano se rota un ángulo θ , definido como el ángulo que se forma entre el segmento $FW1FW3$ y el eje imaginario horizontal, para eliminar las influencias en la rotación de la mano al momento de su captura. Con esto, la nueva orientación de la línea $FW1FW3$ es horizontal.

La región de interés se define como la región cuadrada de tamaño fijo que se ubica paralela al eje $FW1FW3$ y equidistante de su punto medio.

Como se muestra en la Figura 14, la ROI, extraída de las imágenes de cuatro usuarios y tomadas en instantes de tiempo diferentes, está ubicada en una posición similar en cada una de las imágenes, validando la repetibilidad de la técnica.

A la imagen formada por la ROI se aplica un filtro mediano para remover el ruido de tipo impulsivo que comúnmente se encuentra en imágenes de tipo infrarrojo, un filtro promedio para atenuar la contribución del ruido de alta densidad, y, para acentuar el contraste entre la red vascular y el resto de la superficie se normalizan los niveles de gris utilizando valores preestablecidos para su media y su varianza, siguiendo el procedimiento establecido en Wang y Leedham (2006).

$$\mu = \frac{1}{N \times N} \sum_{x=1}^{N-1} \sum_{y=1}^{N-1} I(x,y), \text{ ec. (1)}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N \times N} \sum_{x=1}^{N-1} \sum_{y=1}^{N-1} (I(x,y) - \mu)^2, \text{ ec. (2)}$$

$I(x,y)$ denota los valores de intensidad en la posición (x,y) en la región de interés. El valor medio y la varianza de la imagen son denotadas como μ y σ^2 respectivamente.

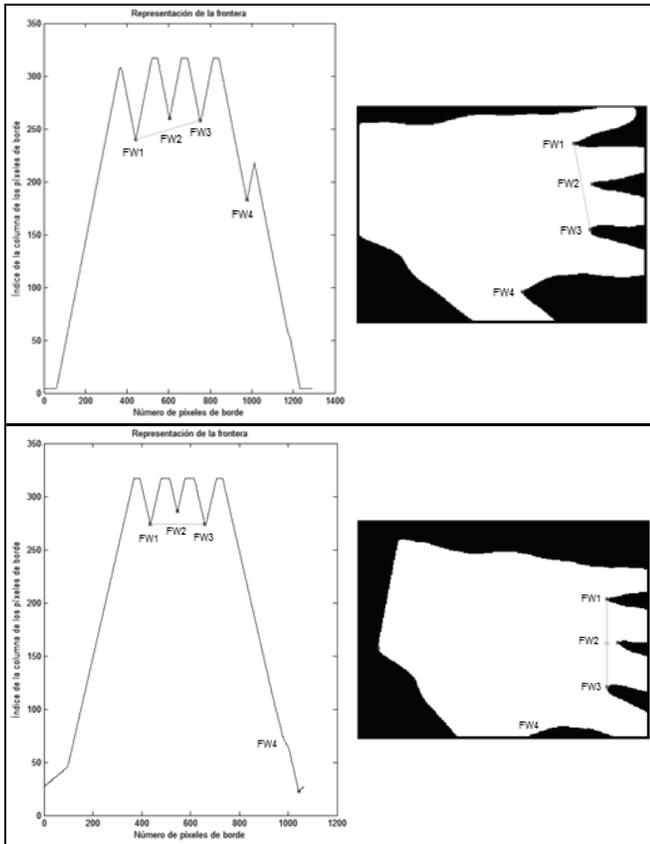


Figura 13. Reconstrucción del contorno de la mano (arriba), Normalización de la orientación (abajo)

La imagen normalizada $I'(x,y)$ se obtiene con una operación de bajo nivel, pixel por pixel, usando la ecuación 3, donde μ_d y σ_d^2 son valores deseados para la media y la varianza, respectivamente.

$$I'(x,y) = \begin{cases} \mu_d + \sqrt{\frac{\sigma_d^2 \cdot (I(x,y) - \mu)^2}{\sigma^2}}, & \text{si } I(x,y) > \mu \\ \mu_d - \sqrt{\frac{\sigma_d^2 \cdot (I(x,y) - \mu)^2}{\sigma^2}} & \text{en otros casos} \end{cases}, \text{ ec. (3)}$$

El resultado del mejoramiento de las regiones de interés se presenta en la Figura 15.

Módulo de procesamiento

En este módulo tiene lugar la extracción del patrón vascular a partir de la imagen contenida en la región de interés ROI. Para ello se propone un algoritmo de umbralización local, para separar la región que contiene el patrón que forman las venas del resto de la superficie, y un algoritmo para representar la estructura del patrón por medio de su esqueleto.

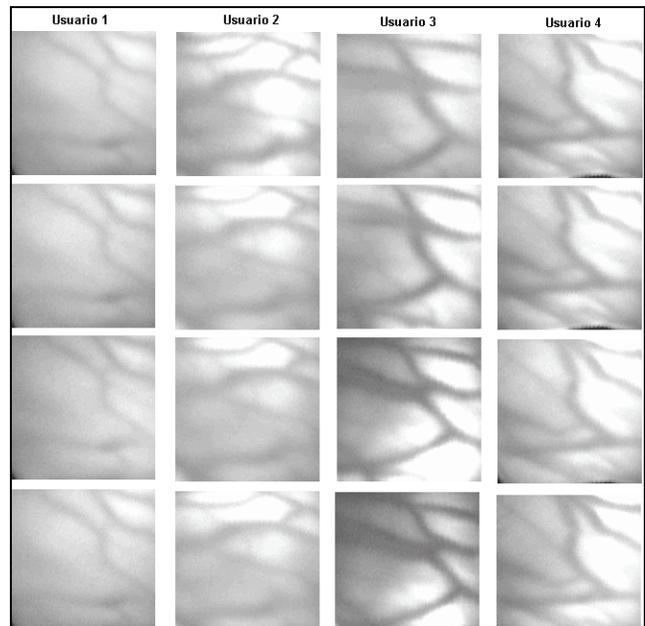


Figura 14. Regiones de interés extraídas del dorso de la mano

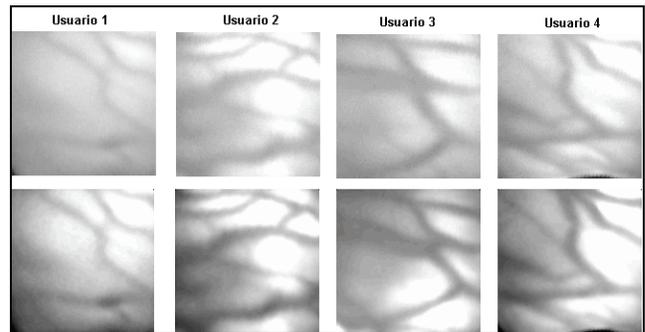


Figura 15. Mejoramiento de regiones de interés

Dado que los niveles de gris que representan el contorno de la vena varían de acuerdo a la posición en la imagen, el uso de las técnicas de umbralización global no es adecuado para este propósito. Por dicha razón, se implementa un algoritmo de umbralización adaptativa en el que se asigna un valor de umbral para cada pixel basado en los niveles de gris de sus vecinos. Los umbrales corresponden al valor promedio de los niveles de gris de una vecindad de $N \times N$ alrededor de cada pixel. Así, la función de transformación queda definida como:

$$f(x,y)_B = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x,y) > f_{prom}(x,y) \\ 0 & \text{en otros casos} \end{cases}, \text{ ec. (4)}$$

donde $f(x,y)$ es la imagen original, $f_{prom}(x,y)$ es la imagen promedio de $f(x,y)$ y $f_B(x,y)$ es la imagen binaria resultante.

Como el tamaño de los vasos sanguíneos aumenta con el crecimiento, sólo la estructura del patrón vascular es usada como característica de reconocimiento individual. Con este procedimiento se remueven los pixeles sobre las fronteras de los objetos pero no permite aislarlos. Los pixeles restantes forman el esqueleto de la imagen. Este procedimiento puede ser expresado en términos de erosiones que se pueden ver como:

$$S(A) = \bigcup_{k=0}^k S_k(A), \text{ ec. (5)}$$

Con,

$$S_k(A) = (A \ominus kB) \quad (A \ominus kB) \ominus B, \text{ etc. (6)}$$

donde B es el elemento estructurante y $(A \ominus kB)$ indica la k-ésima erosión sucesiva de la imagen A.

$$(A \ominus kB) = (\dots (A \ominus kB) \ominus B) \ominus \dots \ominus B, \text{ etc. (7)}$$

Finalmente, K es la última iteración antes que la erosión lleve a eliminación de un segmento, en otras palabras:

$$K = \max\{k | (A \ominus kB) \neq \emptyset\}, \text{ etc. (8)}$$

En la Figura 16 se muestra el esqueleto del patrón vascular después de aplicar el algoritmo de segmentación y de esqueletización. Como se observa, la estructura vascular es correctamente extraída del contorno de la vena.

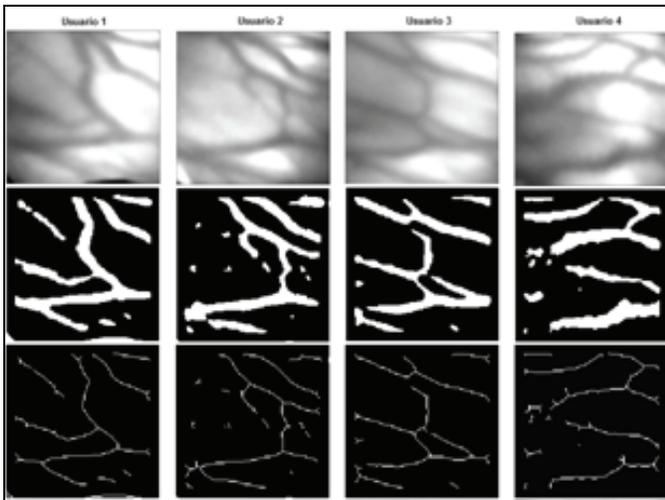


Figura 16. ROI mejorada (arriba), Segmentación del patrón (medio), Esqueletización (abajo)

Módulo de generación de plantillas

En esta etapa se busca obtener un vector con una menor cantidad de componentes a los contenidos en la imagen original pero que mantengan la información discriminante del patrón.

Para extraer las características que suministran la información cualitativa de la estructura del patrón vascular se realiza un sub-muestreo del esqueleto del patrón.

Las subimágenes se crean como resultado de los cruces del patrón con las líneas de una grilla imaginaria. Los eventos se registran tanto para las líneas divisorias horizontales como verticales. Esto permite representar la estructura del patrón por dos matrices en las que un cruce se representa con un uno lógico y con un cero lógico la ausencia del mismo.

La Figura 17 muestra el resultado del submuestreo, con grillas de 15 x 15 píxeles, sobre una imagen de 150 x 150 píxeles. Las dos matrices se concatenan formando un vector que en adelante se le llamará el vector de características del patrón de las venas de la mano.

Módulo de registro y verificación

En esta última etapa de procesamiento el propósito es el de obtener un indicador de autenticidad para el reconocimiento automático de personas.

Con el objeto de realizar un análisis comparativo del desempeño y aplicabilidad de técnicas basadas en modelos conexionistas y en la

teoría de decisión, se propone la implementación de esta última etapa utilizando redes neuronales artificiales y correlación de los descriptores del patrón.

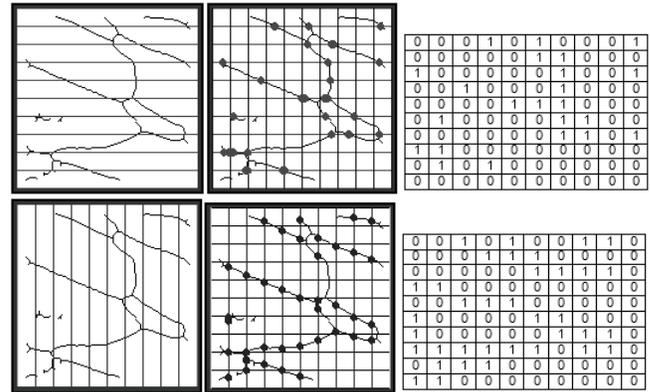


Figura 17. Generación de la subimagen de cruces horizontales (arriba), Generación de la subimagen de cruces verticales (abajo)

Redes neuronales: se utiliza una arquitectura multicapa en la que la capa de entrada recibe el vector de características del patrón de las venas de la mano, usando una grilla de submuestreo de 15x15 píxeles. Para la capa de salida, el número de neuronas es igual al número de clases que desean ser reconocidas, es decir, una por cada usuario. Dado que cuanto mayor es la cantidad de usuarios más grande se hace la red, se utiliza una codificación binaria (cuatro bits) para representar las clases.

Para el entrenamiento se utilizan cinco imágenes por usuario. La etapa de aprendizaje está basada en una variación del algoritmo de gradiente descendente back propagation, catalogado como algoritmo rápido, basado en técnicas de optimización numéricas (RNAToolbox, 2007).

Con una capa oculta de once neuronas se obtiene la variación del error de entrenamiento que se consigna en la tabla 1.

Tabla 1. Variación del error de entrenamiento para 11 neuronas en capa oculta

Entrenamiento	Error de Entrenamiento
1	1.4681e-007
2	1.39867e-007
3	1.74843e-007
4	6.37679e-007
5	4.56326e-008

Los resultados muestran que el error de entrenamiento mantiene un orden muy bajo, validando la elección.

Correlación: la clasificación por correlación es un método de reconocimiento basado en la teoría de decisión que no requiere una etapa previa de entrenamiento. El proceso de clasificación se basa en el cálculo del coeficiente de correlación entre el vector de características del patrón de una imagen de entrada aleatoria con los de la totalidad de imágenes de registro almacenadas en la base de datos. Este coeficiente se define como:

$$r(x,y) = \frac{\sum_i \sum_t [f(s,t) - \bar{f}][w(x+s,y+t) - \bar{w}]}{\sqrt{[\sum_i \sum_t [f(s,t) - \bar{f}]^2 \sum_i \sum_t [w(x+s,y+t) - \bar{w}]^2]}} \text{ etc. (9)}$$

Donde $x = 0,1,2,\dots,M - 1, y = 0,1,2,\dots,N - 1, \bar{w}$ es el valor promedio de los píxeles en w y \bar{f} es el valor promedio de f en la región coincidente con la ubicación de w . El coeficiente de correlación

ción $\gamma(x, y)$ está escalado en el rango [-1, 1], independiente de los cambios de escala en la amplitud de f y w .

En el reconocimiento por teoría de decisión, un patrón aleatorio x se dice que pertenece a una clase w_i cuando:

$$d_i(x) > d_j(x), \quad j = 1, 2, \dots, W; j \neq i, \quad \text{ec. (10)}$$

En este caso, una imagen de validación pertenecerá a la clase en la que el coeficiente de correlación con cualquiera de sus imágenes de registro presente el mayor valor numérico.

Dado que el costo computacional de esta operación es bajo comparado con el esfuerzo requerido por las redes neuronales, el sub-muestreo de la imagen de entrada es menor y por tanto el vector de características puede contener mayor información del patrón

Evaluación global

Constitución de la base de datos

Las imágenes son tomadas para un conjunto voluntario de personas en un ambiente normal de oficina (25 – 30 °C) y un módulo de captura en el que se tiene un ambiente de iluminación controlado. La edad del grupo de participantes varía entre los 18 y 52 años, involucra mujeres y hombres de conjuntos raciales diversos. Actualmente la base de datos cuenta con 20 sujetos. De cada voluntario se extraen 5 imágenes de la mano izquierda, formando un total de 100 registros. En la tabla 2 se muestra la distribución de edad y sexo de los sujetos registrados.

Tabla 2. Distribución de los participantes de acuerdo a la edad y sexo

	<20	20-24	25-30	>50
Hombres	4	8	3	0
Mujeres	1	2	1	1

Aunque la base de datos se extiende gradualmente, las muestras actuales forman un conjunto suficiente de datos con los cuales es factible llevar a cabo las pruebas de rendimiento y generalizar sobre los resultados obtenidos.

Protocolo de adquisición

El procedimiento para la captura de las imágenes de registro consiste en la ubicación de la mano izquierda sobre la guía dispuesta en el módulo de adquisición. El proceso se repite hasta que se tomen cinco imágenes por cada voluntario. Para esto se sugiere que en cada toma el voluntario retire la mano de la guía y la coloque de nuevo en la posición que sienta más cómoda.

Cuando se opera en modo de validación, el sistema sólo pide una imagen, que se captura de acuerdo al protocolo descrito.

Resultados estadísticos

La evaluación de los sistemas biométricos se realiza en términos de las funciones de las tasas FRR y FAR (Jain *et al.*, 2000). La tasa de falso rechazo permite medir la probabilidad de que un usuario registrado sea rechazado por el sistema si no sobrepasa el punto umbral de similitud establecido para validar la identidad. De manera análoga, la tasa de falsa aceptación permite medir la probabilidad de que un usuario no registrado sea aceptado por el sistema si sobrepasa dicho umbral.

La validación del sistema, con imágenes aleatorias diferentes a las imágenes de registro, permite encontrar los puntos de operación

con los cuales establecer el rendimiento global del sistema propuesto.

Redes neuronales

Tomando cinco imágenes de validación por cada usuario registrado, se tiene que la FRR para la aproximación por redes neuronales tiene la forma que se muestra en la figura 18.

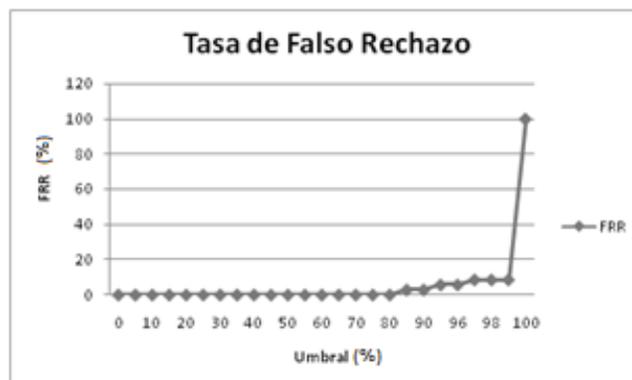


Figura 18. Tasa de falso rechazo para la aproximación por RNA

Este resultado permite apreciar que la tasa de rechazo es significativa para umbrales altos, mayores al 90%, producto de la adecuada clasificación realizada por la red neuronal.

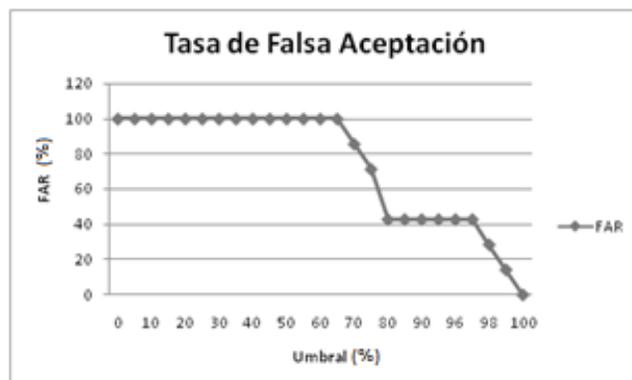


Figura 19. Tasa de falsa aceptación para la aproximación por RNA

Tomando cinco imágenes de validación por cada usuario registrado, la FAR para la aproximación por redes neuronales tiene la forma que se muestra en la figura 19.

En este resultado se hace evidente una desventaja del uso de redes neuronales como clasificador del sistema biométrico. El sistema presenta una alta tasa de falsa aceptación para umbrales comprendidos entre el 0% y 70%, y en menor medida para umbrales entre el 80% y el 98%. Esto se debe a que por su capacidad de generalización la red neuronal asocia con alta precisión un patrón no registrado con alguna de las clases definidas en el módulo de registro.

Como medida única para caracterizar el grado de seguridad de un sistema biométrico se suele utilizar la tasa de error de intersección, definida en el punto donde la FAR y la FRR toman el mismo valor. Utilizando el clasificador basado en redes neuronales, el error de intersección tiene la forma definida por la figura 20.

El punto de intersección permite definir, como criterio único para la validación de autenticidad, que exista un índice de pertenencia del 99% entre el patrón de validación y alguna de las clases regis-

tradas. Con este porcentaje se obtiene un rendimiento del 8,42%, medido en términos de la FRR, y de 14,29% en términos de la FAR. El desempeño de identificación es del 91,43%.

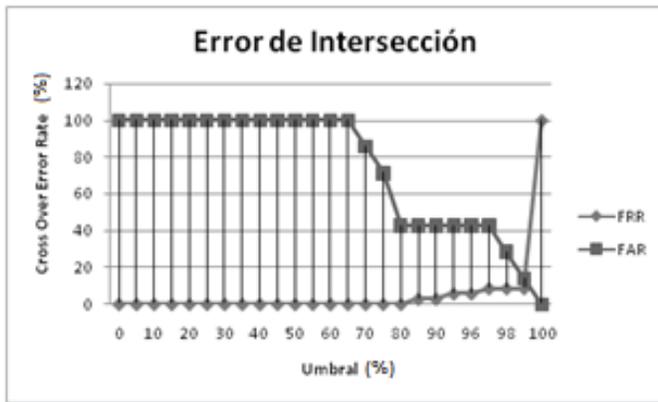


Figura 20. Error de Intersección para la Aproximación por RNA

Correlación

En la implementación de la etapa de clasificación por correlación, el coeficiente de correlación proporcionará la probabilidad de que un patrón de entrada aleatorio pertenezca a la clase en la que el coeficiente presenta el mayor valor numérico. Para la misma base de datos empleada en el apartado anterior, se tiene la tasa de falso rechazo representada por la figura 21.



Figura 21. Tasa de falso rechazo para la aproximación por correlación

El resultado mostrado permite apreciar que la tasa de falso rechazo presenta un comportamiento más suave en comparación a la obtenida con redes neuronales. En este caso no es evidente un punto crítico en donde la FRR cambie de forma significativa; sin embargo, a partir del 60% inicia su crecimiento.

Por el resultado obtenido es necesario definir el error de intersección que indique el umbral de seguridad del sistema ya que en la gráfica de falso rechazo no es evidente el punto adecuado. Para determinar el error de intersección se debe generar previamente la tasa de falsa aceptación con las mismas condiciones establecidas para la aproximación con redes neuronales.

El error de intersección (Figura 23) permite establecer el nivel de seguridad en un rango de probabilidades de pertenencia definido entre el 50% y el 70%. En la Tabla 3 se muestra el rendimiento del sistema en función de la FRR y la FAR para el rango de umbrales establecido.



Figura 22. Tasa de falso rechazo para la aproximación por correlación

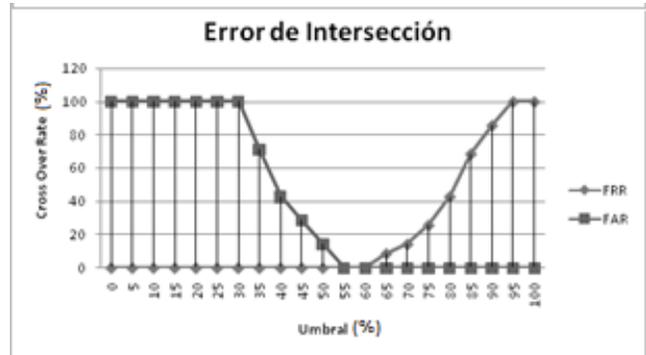


Figura 23. Error de intersección para la aproximación por correlación

Tabla 3 Índices de desempeño del sistema biométrico

Umbral (%)	FRR (%)	FAR (%)	Desempeño (%)
50	0	14.29	92.86
55	0	0	100
60	0	0	100
65	8.57	0	95.71
70	14.29	0	92.86

Un índice de desempeño definido entre el 55% y 60% ofrece un rendimiento de clasificación del 100%; sin embargo, son límites bajos, y el establecer un umbral de aceptación más alto implica el desmejoramiento del rendimiento del sistema. De la Tabla 3 se observa que un índice de desempeño ubicado en el 65% no genera un desmejoramiento crítico, siendo el sugerido para esta aplicación.

Las curvas representadas en las figuras 21 a 23 exhiben una topología similar a las documentadas en las referencias bibliográficas de soporte (Badawi, A., 2007; Lin, L. & Fan, K. C., 2003; y Tanaka, T. & Kubo, N., 2004). Además, los índices de desempeño se encuentran en el mismo orden que los obtenidos en la bibliografía citada, tal como se muestra en la tabla 4.

Tabla 4. Índices de desempeño de las referencias consultadas

Fuente	Umbral (%)	FRR (%)	FAR (%)	Desempeño (%)
Lin & Fan	58	1.5	3.5	95
	60	8	6.18	85.82
Tanaka & Kubo	62	16	2.18	81.81
	64	24	0.36	75.64
Badawi	78	0,03	7.84	99.88

Condiciones de excepción

Del sistema de adquisición de imágenes infrarrojas no todas las muestras que se obtienen reúnen las condiciones que permite realizar sobre ellas las etapas de procesamiento y registro o validación ya que no brindan información discriminante del patrón (figura

24). Este fenómeno aparece principalmente en superficies dorsales muy gruesas, en las cuales la radiación infrarroja no penetra totalmente; en superficies muy delgadas, en las que la radiación atraviesa totalmente y satura el sensor de la cámara, y aquellas con exceso de vellos sobre la superficie dorsal.

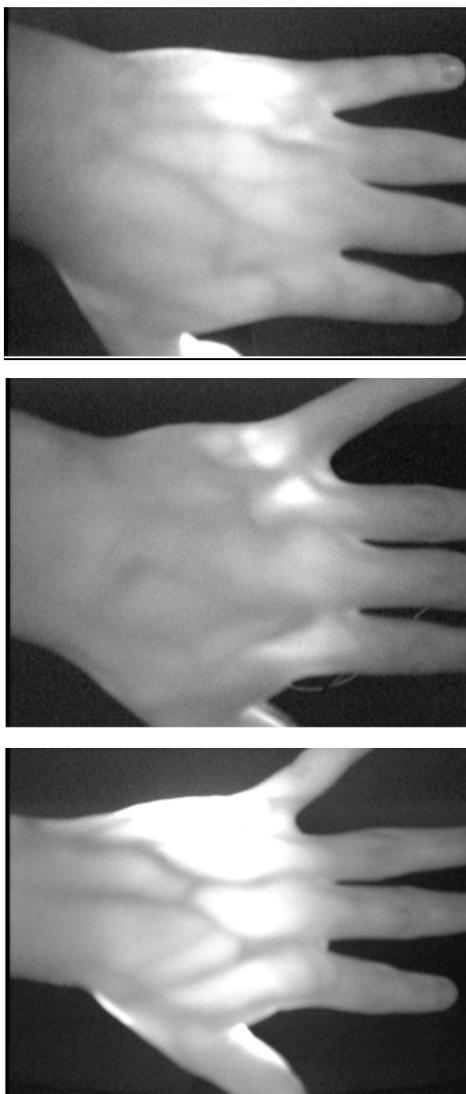


Figura 24. Muestras inadecuadas para su verificación

Conclusiones

Con el desarrollo de este trabajo se logró implementar un sistema biométrico constituido por un módulo hardware para la adquisición de imágenes infrarrojas y módulo software de procesamiento digital de imágenes y de reconocimiento de patrones, capaz de realizar las tareas de captura, registro y validación de autenticidad de personas utilizando los patrones de la red vascular de la cara dorsal de la mano.

Las cámaras de video diseñadas para operar en el espectro infrarrojo, cercano o lejano, son de alto costo y orientadas a un mercado especializado; no obstante, en este proyecto se logró diseñar un sistema de adquisición infrarrojo cercano de bajo costo, utilizando una cámara convencional con sensor CCD, fuentes infrarrojas cercanas y un filtro infrarrojo, obteniendo los resultados esperados para la aplicación.

La localización y extracción de una región de interés en la superficie dorsal de la mano reduce el área de procesamiento de la imagen y concentra en una región más pequeña la información significativa del indicador biométrico. Además, el método propuesto garantiza la extracción de la región de interés en una zona similar para cada una de las imágenes, evita el uso de dispositivos de fijación para centrar la mano en una posición deseada y elimina las influencias ocasionadas por pequeños desplazamientos y rotaciones que puedan presentarse en la captura de las imágenes.

La esqueletización del patrón permite depurar la información contenida en el contorno de las venas de la mano, conservando solamente la información de su estructura. Así se logra independizar la extracción de características del grosor del patrón vascular.

La etapa de clasificación por redes neuronales permitió validar que el indicador biométrico es lo suficientemente discriminante para el conjunto de usuarios de la base de datos. Sin embargo, su uso en este tipo de sistemas dinámicos se hace impráctico en la medida en que la base de datos crece, ya que un nuevo registro implica el crecimiento de la red y un reentrenamiento.

El desempeño global del sistema de identificación biométrica fue evaluado sobre una base de datos de 100 muestras adquiridas de forma aleatoria en diversos tiempos. El rendimiento de autenticación fue estimado en términos de las tasas de falso rechazo (FRR) y falsa aceptación (FAR), siendo en el mejor de los casos del 100% en un umbral de similitud de hasta el 60% y de 91,43% y de 85,71% para umbrales de 65% y 70%, respectivamente. Comparada esta eficiencia con las documentadas en algunas de las referencias que caracterizan sus sistemas en estos términos, se puede establecer que los resultados se encuentran en el mismo orden que los obtenidos en la bibliografía citada, lo que le aumenta validez al sistema propuesto.

Este trabajo de investigación se posiciona como un referente en el desarrollo de sistemas de identificación, robustos e higiénicos, cuya referencia comercial se perfila como la tecnología más moderna utilizada hoy en la banca³. Los resultados recogidos desde 2005 en el banco Tokio-Mitsubishi (Japón) y recientemente en Bradesco (Brasil), muestran altos índices de desempeño y de aceptación por parte de los usuarios respecto a tecnologías basadas en reconocimiento del iris, la huella y la voz.

Además, en la literatura consultada no se ha encontrado a nivel nacional un reporte que abarque el desarrollo completo y una evaluación global, con una base de datos amplia, de un sistema de estas características.

Finalmente, se debe aclarar que las imágenes contenidas en la base de datos son tomadas en un ambiente controlado, donde los voluntarios son totalmente cooperativos, por lo que en un ambiente de validación externo el rendimiento de autenticación debería ser menor.

Bibliografía

- Badawi, A., Hand Vein Biometric Verification Prototype: A Testing Performance and Patterns Similarity., *International Journal of Biomedical Sciences*, 2007, pp. 141-148.
- Cross, J., y C.L., Thermographic Imaging of the Subcutaneous Vascular Network of the Back the Hand for Biometric Identification., *Institute of Electrical and Electronics Engineers*

³ Tomado de Diario El País de Cali - Colombia, edición impresa, 6 de Abril del 2008. "Una revolución en el cajero", pp. 19.

- 29th Annual 1995 International Carnahan Conference, 1995, pp. 20-35.
- Fujitsu Laboratories Ltd., Palm Vein Authentication Technology and its Applications. ,Retrieved from www.fujitsu.com/downloads/GLOBAL/labs/papers/palmvein.pdf, 2003.
- IASToolbox., Image Adquisition System Toolbox for use with Matlab., Matlab Mathworks, 2007.
- Jain, A., Hong, L., Pankanti, S., Biometrics: Promising Frontiers for Emernging Identification Market., Retrieved from www.cse.msu.edu/publications/tech/TR/MSU-CSE-00-2.ps, 2000.
- Lin, L., Fan, K. C., Biometric Verification Using Thermal Images of Palm-dorsa Vein-patterns., 16th IPPR Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing (CVGIP 2003), 2003, pp. 188-195.
- RNAToolbox., Neural Network Toolbox For Use with MATLAB., Matlab Mathworks, 2007.
- Tanaka, T., Kubo, N., Biometric Authentication by Hand Vein Patterns., SICE Annual Conference in Sapporo, Hokkaido Institute of Tecnology, Japan , 2004, pp. 49-253.
- Wang, L., Leedham, G., Near- and Far- Infrared Imaging for Vein Pattern Biometrics., Proceedings of the IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance (AVSS'06), 2006, pp. 1-6.
- Zhao, S., Wang, Y., Wang, Y., Extracting Hand Vein Patterns from Low-Quality Images: A New Biometric Technique Using Low Cost Devices., Fourth International Conference on Image and Graphics, IEEE , 2007, pp. 667-671.