

Aplicación Potencial de las Imágenes de las Venas del Dedo: Identificación de Personas por Medio de Componentes Principales y Redes Neuronales

Potential Application for Finger Vein Images: Identification of People through Principal Components and Neural Networks

Yazmin VASQUEZ Barrera [1](#); Marisol GÓMEZ Camacho [2](#); Carlos Arturo BELTRÁN Gómez [3](#); Jhonatan CAMACHO Navarro [4](#); Marco Fidel FLÓREZ Franco [5](#)

Recibido: 26/05/2017 • Aprobado: 21/06/2017

Contenido

- [1. Introducción](#)
- [2. Método](#)
- [3. Resultados](#)
- [4. Conclusiones](#)
- [Agradecimientos](#)
- [Referencias bibliográficas](#)

RESUMEN:

El establecer la identidad humana de forma confiable y segura, se ha convertido en un reto ambicioso para los investigadores. Uno de los métodos para lograr la identificación personal esta soportado en tecnologías biométricas, las cuales consideran patrones característicos biológicos y conductuales. Se ha logrado demostrar que uno de los métodos más utilizados a lo largo de la historia es la identificación por medio de huella dactilar pero ésta es vulnerable a la falsificación, es por ello que este trabajo propone un algoritmo basado en imágenes del patrón venoso del dedo, el cual es una alternativa que ofrece mayor grado de confiabilidad, porque utiliza características internas que no están expuestas y que no pueden ser modificadas como si sucede con las crestas dactilares. Para el estudio de esta propuesta se hace uso de una base de datos pública, que es procesada y por medio de redes neuronales se logra un porcentaje de clasificación del 73.3% alcanzado a partir de mínimo 2 características, concluyendo así que es posible ofrecer un porcentaje de clasificación a partir de un sistema dinámico auto adaptativo.

Palabras clave Procesamiento de imágenes, filtro, pca, red neuronal, identificación humana

ABSTRACT:

Establishing human identity in a reliable and secure way has become an ambitious challenge for researchers. One of the methods to achieve personal identification is supported by biometric technologies, which consider characteristic biological and behavioral patterns. It has been demonstrated that one of the most used methods throughout history is the identification by means of fingerprint but this is vulnerable to counterfeiting, that is why this work proposes an algorithm based on images of the venous pattern of the finger, which is an alternative that offers a greater degree of reliability, because it uses internal features that are not exposed and cannot be modified as if it happens with the fingerprints. For the study of this proposal is made use of a public database, which is processed and via neural networks is achieved a percentage of classification of 73.3% reached from minimum 2 characteristics, concluding so it is possible to offer a percentage Of classification from a dynamic adaptive auto system.

Keywords image processing, filter, PCA, neural network, human identification

1. Introducción

La confiabilidad en la identificación es una variable fundamental al realizar la caracterización sistemática de una persona. Este factor toma en la actualidad gran importancia debido a los continuos ataques a los sistemas de seguridad de una gran variedad de entidades bancarias y financieras. Los métodos tradicionales vigentes aún en el mercado, *e.g.* claves de seguridad y tarjetas inteligentes, han permitido mantener un control de la información sin una mayor verificación de la veracidad de la coincidencia personal. En este contexto, los autores de fraudes han empleado estrategias para realizar clonaciones y suplantaciones de identidad, accediendo a los diferentes bienes patrimoniales, razón por la cual superintendencia de notariado fue uno de los entes que adopto la firma digital y la biometría para la huella (Forero Mayorga, 2006).

Una herramienta para evitar los fraudes consiste en utilizar las características propias comportamentales (*e.g.* la forma de caminar, la firma, el golpe de teclado y funciones de registro de voz) o fisiológicas (*e.g.* registro facial, huella dactilar, el iris, geometría de la mano) se han introducido en el mercado con resultados importantes (Motato Toro & Loaiza Correa, 2009). Las características fisiológicas se refieren a rasgos provenientes de las primeras etapas embrionarias del desarrollo humano (Down & Sands, 2004). Por lo cual, corresponden a patrones únicos para cada usuario. A pesar de esta exclusividad en los rasgos, los sistemas existentes pueden ser vulnerados; *e.g.* las huellas dactilares, son accesibles tan pronto como la persona toca una superficie (Malki, Fuquiang, & Spaanengurg, 2006) y debido a que son características externas pueden ser clonadas de manera artificial.

Por otra parte el empleo del sistema venoso de los dedos, es una tecnología biométrica en potencia para la identificación, basada

en el patrón único de los vasos sanguíneos que están presentes subcutáneamente. Las investigaciones iniciales han centrado su atención en los patrones venosos como técnica para la identificación de individuos (Yin, 2008), demostrando que son patrones suficientemente diferentes a través de los individuos y estables a lo largo del tiempo (*i.e.* no se ven afectados por envejecimiento e inalterables por ser características internas); más aún, la diferenciación puede aplicarse incluso entre los gemelos (Yin, 2008). Sin embargo, hasta el momento la diferenciación realizada por medio de las venas se ha dirigido en el área de la salud y no como método de identificación humana que pueda complementar a otros sistemas y logre el fin de no ser alterado.

En sintonía con lo anterior, el presente manuscrito utiliza los patrones venosos del dedo para ofrecer un método de identificación con el mínimo grado de suplantación de los individuos. Las imágenes del patrón venoso fueron tomadas de la base de datos pública SDUMLA-HTMT (Yin, Liu, & Sum, 2011). La extracción de las características más relevantes de los patrones venosos de la base de datos es efectuada por medio de la proposición de nuevas coordenadas linealmente independientes utilizando el método de análisis por componentes principales (PCA) y la clasificación por medio de redes neuronales.

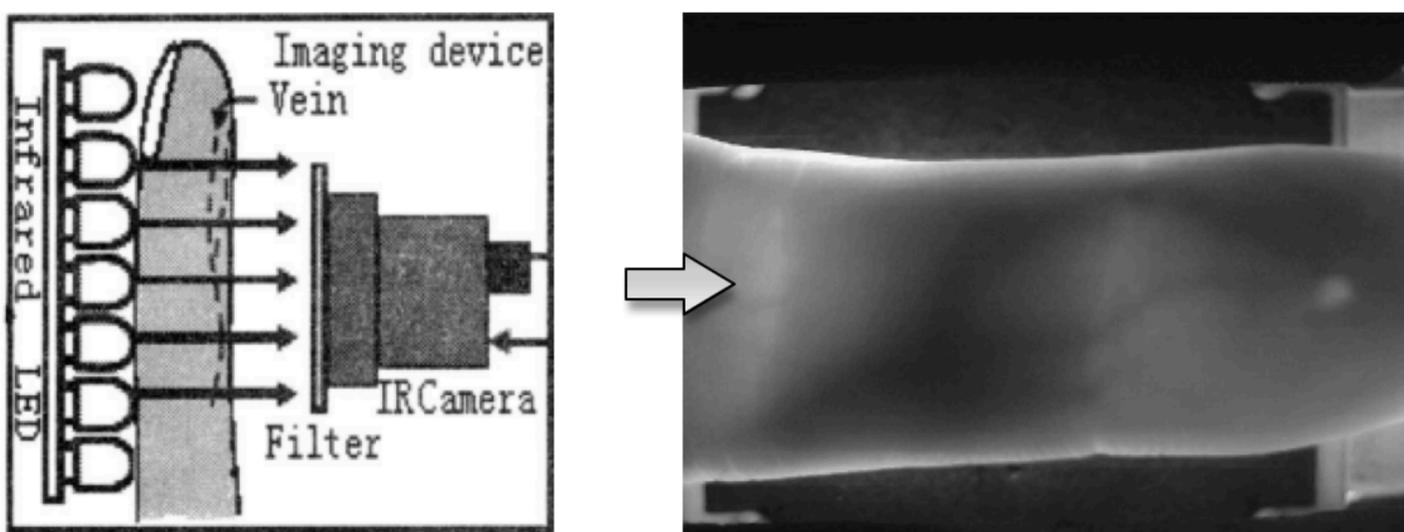
2. Método

2.1 Base de datos

La fuente de información seleccionada corresponde a una base de datos pública que reporta imágenes de venas de dedos de la mano, según un dispositivo de captura de imágenes diseñado por Yilong Yin et al. (Pérez, Travieso, & Alonso, 2014). Esta base está conformada por 3816 imágenes obtenidas de 106 individuos que proporcionaron 6 muestras para cada dedo (índice, medio y anular) de ambas manos. Una muestra de las imágenes que conforman la base se ilustra en la Figura 1. Cada imagen se encuentra almacenada en formato de mapa de bits ("bmp) con una resolución de 320x240 píxeles para un tamaño total de 0.85 GB (Pérez, Travieso, & Alonso, 2014). En el presente trabajo se utilizan las imágenes del dedo índice de 15 individuos seleccionados aleatoriamente.

Figura 1

a) .Proceso de adquisición de imágenes del patrón venoso. (Zhong Bo Zhang, Wu, Si Lian Ma, & Jie Ma, 2005). b) Imagen muestra de la base de datos (Yin, Liu, & Sum, 2011)

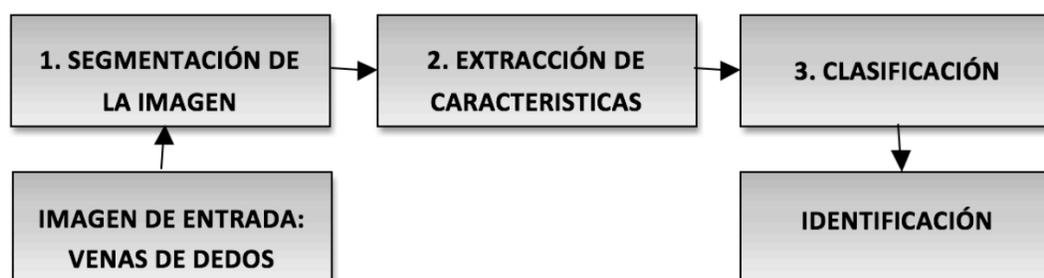


2.2 Metodología

La metodología para el tratamiento de las señales tomadas de la base de datos está dividida en 3 etapas, i) Segmentación de la imagen, ii) Extracción de características relevantes y iii) Clasificación con base en las características relevantes. La figura 2 ilustra la metodología propuesta.

Figura 2

Diagrama de bloques de la metodología implementada.



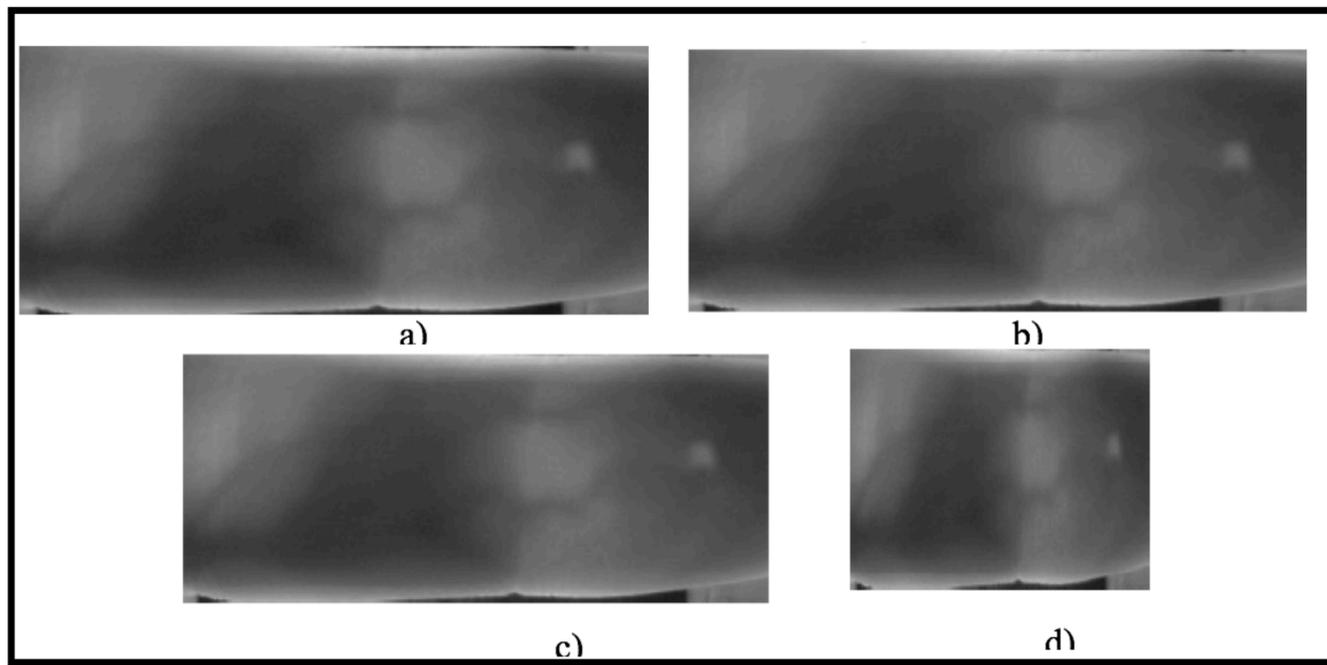
2.3. Segmentación de la imagen

Esta etapa consiste en la eliminación del ruido de la imagen, por medio de su ajuste a escala de grises. Para la conversión a escala de grises, el cálculo del equivalente blanco y negro de la imagen se efectúa como una media ponderada de las distintas componentes de color para cada pixel ((GPOEI), 2016).

Asimismo, las zonas superior e inferior sin presencia de venas son sometidas a un recorte, generando una imagen como la visualizada en la Figura 3. Por último, las imágenes son redimensionadas a un tamaño 128x128 píxeles para asegurar mejor precisión y menor tiempo de cálculo en los procedimientos computacionales (Beng & Rosdi, 2011).

Figura 3

a) Imagen recortada- sin ruido. b) Imagen normalizada.
 c) Imagen en escala de grises. d) Cambio de tamaño en la imagen.



2.4. Extracción de Características usando Análisis de Componentes Principales (PCA)

El objetivo de la extracción consiste en la selección de características específicas constantes (Falla & Khotanlou, 2016) en todos los patrones venosos. Esta extracción se puede efectuar por medio de una reducción de la dimensión inicial de las figuras aplicando el análisis por componentes principales de descomposición en scores y loadings siguiendo la dirección mínima de varianza (PCA). El PCA ha sido utilizado en diferentes aplicaciones como la neurociencia.

2.5. Clasificación mediante red neuronal

Una red neuronal artificial consta de una serie de entradas (x_i) o características iniciales del sistema, las cuales reciben una determinada ponderación (w_i) antes de ser sumadas para alimentar a las neuronas (Figura 4). Las neuronas generan una salida mediante la operación con una determinada función de activación. El valor de la salida generado por la red es comparado con la respuesta del sistema real; si el error es apreciable, los pesos deben ser cambiados para alcanzar una determinada tolerancia o un valor mínimo de la función de costo. El proceso de cambio de los pesos y minimización de la función de costo es denominado como entrenamiento o proceso de aprendizaje. En redes artificiales multicapa, como la mostrada en la Figura 5, el entrenamiento se efectúa por medio de un método de minimización multivariable, entre los cuales se encuentran el método de Levenberg-Marquardt, enmarcado en el algoritmo *backpropation* para el cálculo del gradiente de la función de costo.

Figura 4

Modelo general de la red neuronal artificial. (Ballesteros, s.f.)

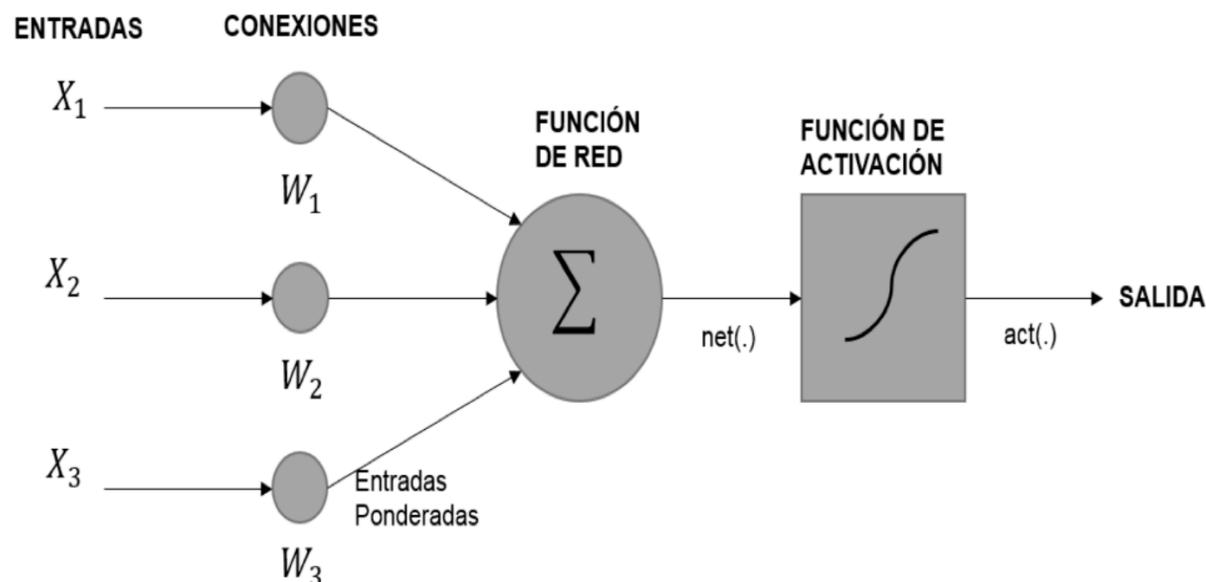
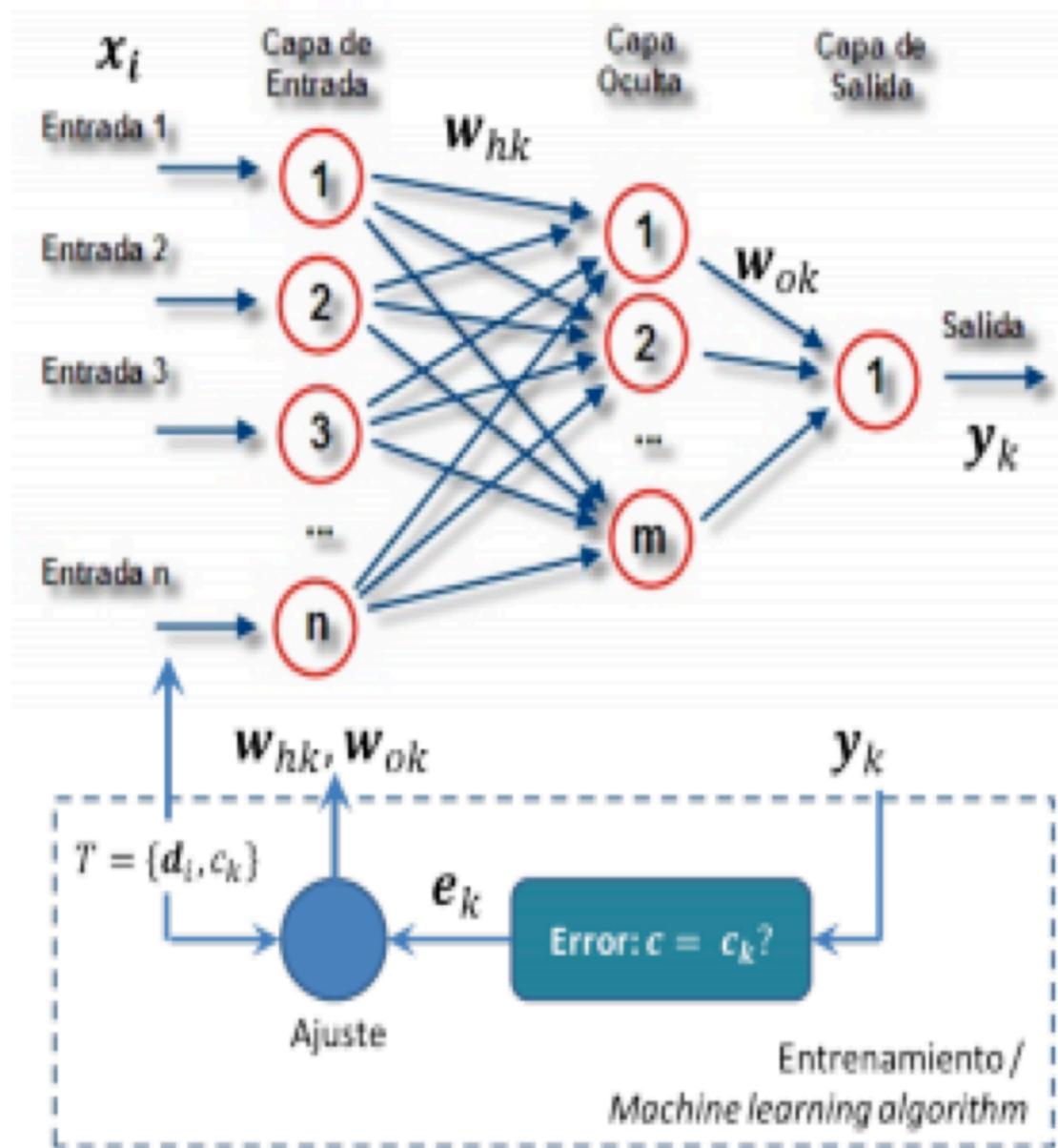


Figura 5

Modelo de la red neuronal artificial multicapas. (Arroyo F. , 2009)

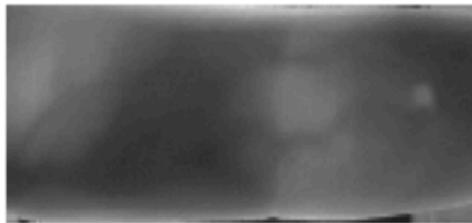


3. Resultados

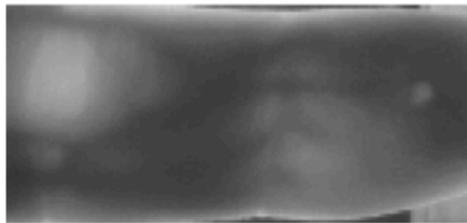
La evaluación del rendimiento del sistema propuesto se realizó con la herramienta matemática MATLAB. Todos los experimentos se llevaron a cabo mediante el uso de un computador con un procesador Intel (R) Core (TM) i5, a 2.5GHz, memoria de 4 GB y el sistema operativo Windows 7. En la Figura 1.b) se presentan las imágenes de entrada, las cuales contienen información que no aportan a las características propias del individuo. Dada la anterior premisa, se extrae la región de interés tal como se presenta a continuación.

Figura 6. Resultado de recortar las imágenes de entrada para 15 individuos diferentes.

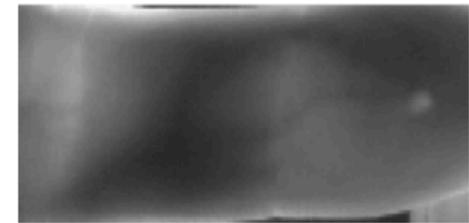
Persona 01



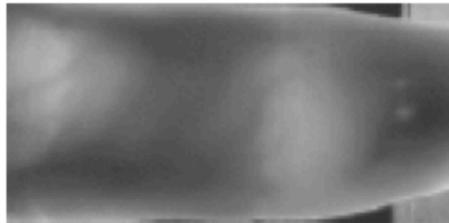
Persona 02



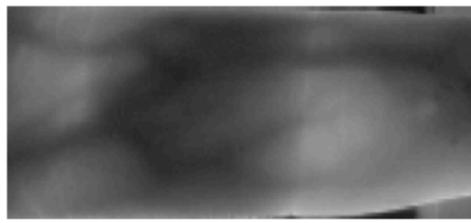
Persona 03



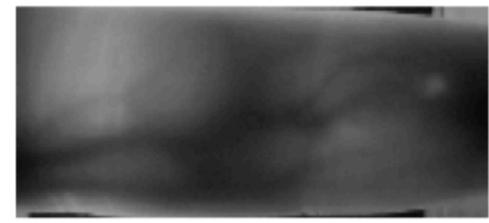
Persona 04



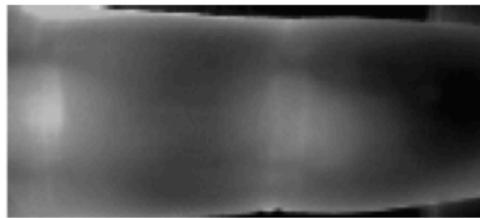
Persona 05



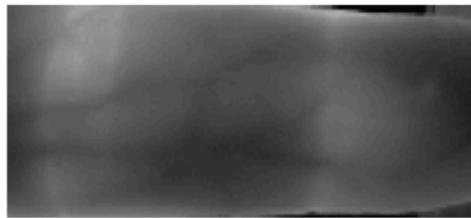
Persona 06



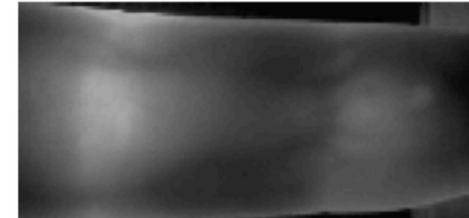
Persona 07



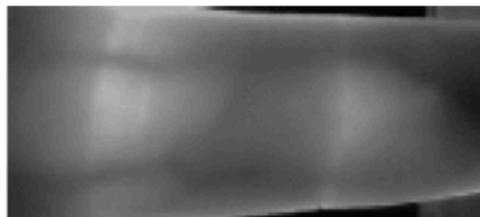
Persona 08



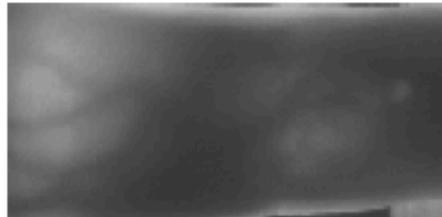
Persona 09



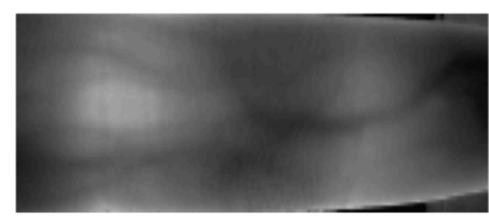
Persona 10



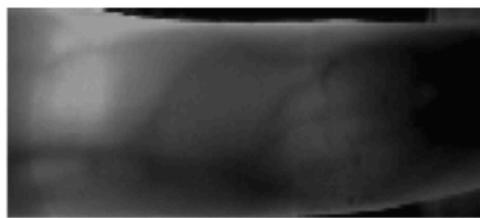
Persona 11



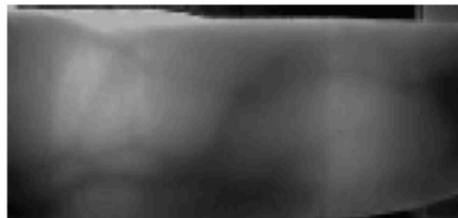
Persona 12



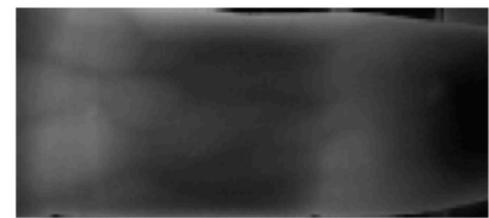
Persona 13



Persona 14



Persona 15



En la Tabla 1, se presentan los parámetros que fueron utilizados para el entrenamiento de la red neuronal.

Tabla 1
Parámetros de entrenamiento para la red de neuronal

Número de componentes principales	3
Número de entradas	$3 \times 128 = 484$
Número de neuronas ocultas	5
Decadencia del peso	0.3
Números de salidas	15
Número de ciclos de entrenamiento	60
Target	Matriz (45x45)

Los datos ilustrados fueron obtenidos empíricamente para hacer un correcto entrenamiento de la red neuronal tomando como referencia 3 de las 6 imágenes totales para cada individuo. Las restantes 3 imágenes fueron empleadas para la prueba de verificación logrando obtener la siguiente matriz de clasificación.

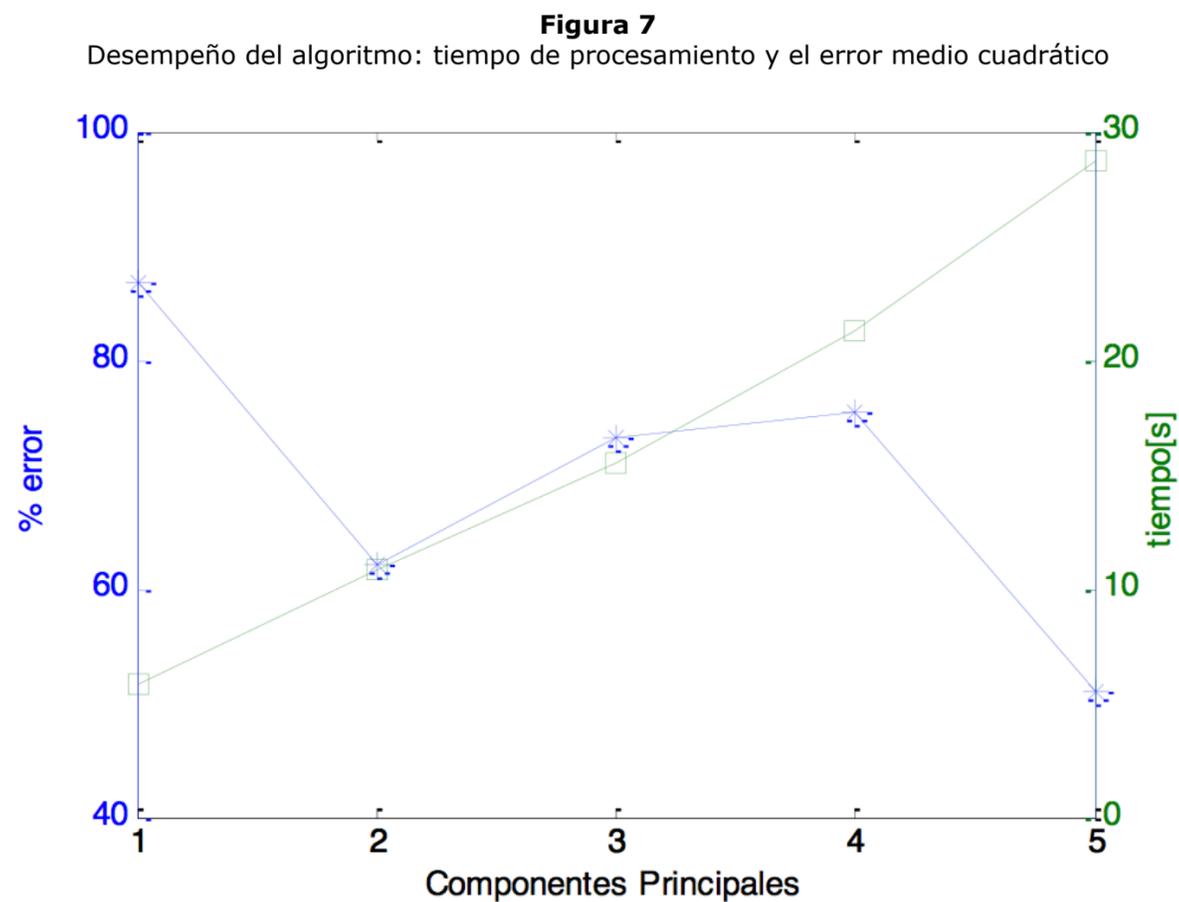
Tabla 2
Matriz de clasificación obtenida de la herramienta de simulación

Classification rate: 73.3333%

Persona 1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
Persona 2	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Persona 3	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Persona 4	0	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0
•	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0
•	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0
•	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0
•	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0
	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0
Persona 15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3

La tabla anterior se estudia a partir de los valores en la diagonal de tal forma que lo ideal sería que en mencionada posición se mantuviera la cantidad de muestras empleadas para la validación del algoritmo, sin embargo para algunos individuos el sistema tiende a fallar manifestación como posible justificación a este porcentaje de error es la calidad de las imágenes, estas son de una resolución muy pobre lo cual hace que con tan solo dos características para el algoritmo de ingreso de PCA sean suficientes para la clasificación.

En relación al error obtenido del método aplicado, es posible estudiar las curvas obtenidas mediante correspondencia con el número de componentes y el tamaño de la imagen.

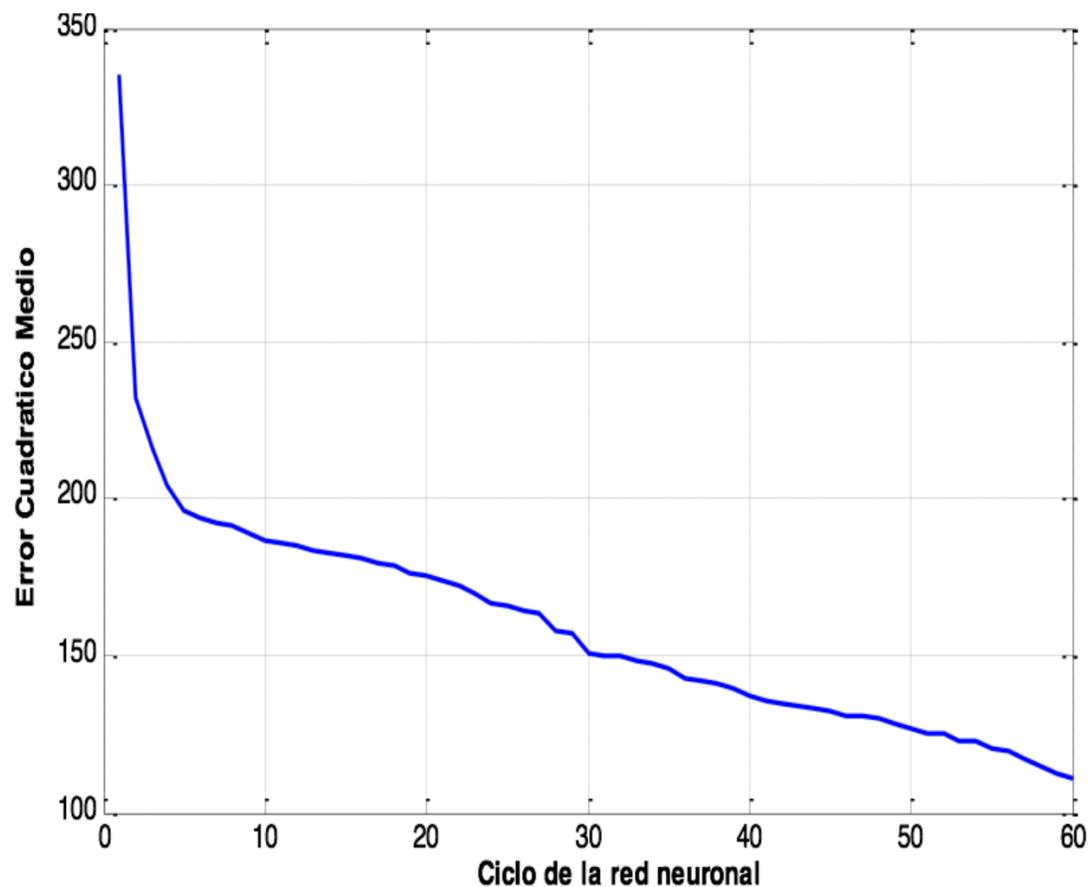


En la Figura 7 es posible visualizar que el error cuadrático medio tiende a disminuir. Sin embargo, es importante aclarar que al continuar aumentando la cantidad de componentes principales, el consumo de memoria es mayor y por consiguiente con un número superior de componentes principales no es posible compilar el código porque éste demanda mayor capacidad de memoria.

En este contexto, también es posible analizar la cantidad de tiempo necesario para la ejecución del código. Al aumentar el número de componentes principales se logra observar mayor demanda de tiempo para la ejecución del programa. A pesar que el error disminuye con mayor número de componentes principales, el tiempo necesario para el desarrollo del mismo aumenta linealmente. Un tiempo superior a 15 segundos de espera para el usuario es considerado un consumo de tiempo significativo para el reconocimiento del patrón biométrico.

Analizando la propagación del error es posible observar que a medida que el ciclo va aumentando el error va disminuyendo considerablemente, con los parámetros ilustrados en la tabla 1, se presenta la Figura 7.

Figura 8 . Propagación del error en la red neuronal



4. Conclusiones

La aplicación de la metodología para la identificación de personas basada en los patrones de las venas de los dedos conlleva a considerar la calidad y el estado de las imágenes como factores decisivos para la consecución de una clasificación adecuada; estos factores permiten que el sistema sea selectivo al momento de realizar la extracción de características. Por esta razón, los elementos hardware se hacen necesarios para generar una base de datos con calidad suficiente (resolución, bajo ruido, alto contraste) para la aplicación. Asimismo, es recomendable incluir sistemas con la capacidad de detectar que los datos bajo análisis corresponden a un individuo y no a suplantaciones digitales.

Es importante resaltar que para un buen uso de las redes neuronales se requiere una etapa de autoajuste sobre los parámetros de entrenamiento, por lo que se recomienda incluir una metodología que permita seleccionar de manera eficiente dichos parámetros. De acuerdo con el desempeño de la red neuronal.

El sistema de identificación por medio del patrón venoso es una alternativa que puede verse reflejada en el uso de diferentes aplicaciones actuales, como por ejemplo control de acceso a personal, control de zonas, seguridad de la información, minimizando la falsificación personal.

Agradecimientos

Agradecimientos a la Universitaria de Investigación y Desarrollo UDI, que patrocina la investigación. El proyecto tiene un acto administrativo aprobado por rectoría con el Número 2016-006.

Referencias bibliográficas

- Arroyo F., I. (2009). *Academia*. Recuperado el 12 de Septiembre de 2016, de https://www.academia.edu/8030374/Algoritmos_de_clasificaci%C3%B3n_Rednes_neuronales_artificiales_y_retropropagaci%C3%B3n
- Ballesteros, A. (s.f.). *Redes neuronales*. Obtenido de Neural Networks network : <http://www.redes-neuronales.com.es/tutorial-redes-neuronales/Las-redes-neuronales-multicapa.htm>
- Beng, T., & Rosdi, B. (2011). Finger-Vein Identification using Pattern Map and Principal Component Analysis. *IEEE, Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*, 530-534. doi:10.1109/ICSIPA.2011.6144093
- Down, M. P., & Sands, R. J. (2004). Biometrics: An Overview of the Technology, Challenges and Control Considerations. *Information Systems Control Journal*, 4, 43-54. doi:10.1.1.599.6204
- Falla, B., & Khotanlou, H. (2016). Identify human personality parameters based on handwriting using neural network. *IEEE, Artificial Intelligence and Robotics (IRANOPEN)*, 120-126. doi:10.1109/RIOS.2016.7529501
- Kurban, O. C., & Yildirim, T. (2016). Neural network based wrist vein identification using ordinary camera. *IEEE, International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA)*, 1-4. doi:10.1109/INISTA.2016.7571860
- Malki, S., Fuquiang, Y., & Spaanengurg, L. (2006). Vein Feature Extraction Using DT-CNNs. (1. I. Applications, Ed.) *IEEE*, 1-6. doi:10.1109/CNNA.2006.341650
- Pérez, A., Travieso, C. M., & Alonso, J. B. (2014). Biometric personal identification system based on patterns created by finger veins. *IEEE, Bio-inspired Intelligence (IWOBI)*, 65-70. doi:10.1109/IWOBI.2014.6913940
- Roomi, S., & Rajee, R. (2015). COIN DETECTION AND RECOGNITION USING NEURAL NETWORKS. *IEEE. Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT)*, 1-6. doi:10.1109/ICCPCT.2015.7159434
- Terrádez Gurrea, M. (s.f.). *Universitat Oberta de Catalunya*. Recuperado el 15 de Septiembre de 2016, de (UOC) : http://www.uoc.edu/in3/emath/docs/Componentes_principales.pdf
- Universidad de Valencia*. (13 de Septiembre de 2016). Obtenido de UV:

http://www.uv.es/gpoei/eng/Pfc_web/generalidades/grises/grey.htm

Yin, P. (2008). *Pattern Recognition Techniques, Technology and Applications Handbook*. Vienna, Australia.

Yin, Y., Liu, L., & Sum, X. (2011). "A Multimodal Biometric Database" *Biometric Recognition Springer, Lecture Notes in Computer Science*. 7098, 260-268.

Zhong Bo Zhang, Wu, D. Y., Si Lian Ma, & Jie Ma. (2005). Multiscale Feature Extraction of Finger-Vein Patterns Based on Wavelet and Local Interconnection Structure Neural Network. *IEEE, International Conference on Neural Networks and Brain*, 1081-1084. doi:10.1109/ICNNB.2005.1614805

Matlab (Versión R2015a) [*Software de computación*]. Englewood, NJ: Biostat.

Artículo de investigación, tipo de enfoque cuantitativo, resultado de un proyecto de la investigación en curso, perteneciente al área de Ingeniería y Criminalística, sub área de Humanidades, desarrollado por los grupos de investigación GPS y VIDOCQ y fue financiado por la Universitaria de Investigación y Desarrollo UDI de la ciudad de Bucaramanga (Colombia). Dirección Calle 9 No. 23-55, PBX: 6352525. Fecha de inicio: 01 de Septiembre del 2016, fecha de terminación: 07 de Octubre del 2016.

1. Ingeniera Electrónica, Universidad Industrial de Santander. Maestra en Ciencias, Instituto Nacional de Astrofísica Óptica y Electrónica. Docente- investigadora del grupo: GPS. Universitaria de Investigación y Desarrollo de la ciudad de Bucaramanga (Colombia): Dirección Calle 9 No 23-55, PBX: 6352525. Correo electrónico institucional: yvasquez2@udi.edu.co

2. Profesional en Criminalística, Universitaria de Investigación y Desarrollo UDI. Magister en Investigación Criminal, Escuela de investigación criminal Policía Nacional Colombia. Docente-Líder del grupo: Vidocq. Universitaria de Investigación y Desarrollo de la ciudad de Bucaramanga (Colombia): Dirección: Calle 9 No 23-55, PBX: 6352525. Correo electrónico institucional: marisol.gomez@udi.edu.co

3. Ingeniero de Sistemas, Universidad Incca de Colombia. Magister en Seguridad Informática, Universidad Internacional de la Rioja España. Docente- investigador del grupo: Vidocq Universidad de Investigación y Desarrollo UDI de la ciudad de Bucaramanga (Colombia): Dirección Calle 9 No. 23-55, PBX: 6352525. Correo electrónico institucional: cbeltran1@udi.edu.co

4. Ingeniero Electrónico, Universidad Industrial de Santander. Magister en Ingeniería Electrónica, Universidad Industrial de Santander. Docente- investigador del grupo: GPS. Universitaria de Investigación y Desarrollo de la ciudad de Bucaramanga (Colombia): Dirección: Calle 9 No 23-55, PBX: 6352525. Correo electrónico institucional: jcamacho1@udi.edu.co

5. Ingeniero Electricista, Universidad Industrial de Santander. Magister en Ingeniería, Universidad Pontificia Bolivariana. Docente- Líder del grupo: GPS. Universitaria de Investigación y Desarrollo de la ciudad de Bucaramanga (Colombia): Dirección: Calle 9 No 23-55, PBX: 6352525. Correo electrónico institucional: marcoflorez@udi.edu.co

Revista ESPACIOS. ISSN 0798 1015
Vol. 38 (Nº 47) Año 2017
Indexado em Scopus, Google Schollar

[Index]

[En caso de encontrar un error en esta página notificar a [webmaster](#)]

©2017. revistaESPACIOS.com • ®Derechos Reservados