

[dx.doi.org/10.17488/RMIB.38.2.4](https://doi.org/10.17488/RMIB.38.2.4)

Implementación de un sistema de imagenología infrarroja para la detección vascular del antebrazo y mano

Implementation of an infrared imaging system for vascular detection in the forearm and hand

Á. Azueto-Ríos, R. Santiago-Godoy, L. E. Hernández-Gómez, K. A. Hernández-Santiago

BIÓNICA UPIITA-IPN.

RESUMEN

En el área clínica son procedimientos comunes la venopunción, la colocación de catéteres, inyecciones intravenosas, etc. La visualización de las venas en algunas personas es compleja. En este trabajo se presenta el desarrollo de un sistema capaz de realzar la distribución de las venas en el antebrazo de una persona para, en un trabajo futuro, ayudar de forma no invasiva a localizar las venas en los procedimientos de venopunción. Para llevar a cabo el desempeño de esta tarea se utilizó una cámara web, a la cual se le ha extraído el filtro que impide el paso de luz infrarroja y es sustituido por otro que lo permite. Para mejorar la detección de las venas se le agregó a la cámara un arreglo de LEDs emisores de luz infrarroja (830nm). Las imágenes obtenidas fueron procesadas mediante la ecualización del histograma adaptable y clasificadas por dos métodos, el primero basado en el algoritmo Fuzzy C-Means, el segundo basado en un modelo probabilístico de tipo Bayes, técnicas del área de inteligencia artificial, presentadas como alternativa en el procesamiento de imágenes. Para la obtención de las imágenes se consideraron las regiones anteriores y exteriores del antebrazo izquierdo y derecho de cada sujeto generando una base de datos. Este sistema también tiene aplicación en la detección de venas varicosas debido a que se puede dar un seguimiento a la dilatación de las venas.

PALABRAS CLAVE: Luz infrarroja, venopunción, venas, ecualización de histograma, Fuzzy C-Means, Bayes.

ABSTRACT

The venipuncture, the catheterization and intravenous (IV) injections are some of the common procedures in the clinical practice. The location of the veins may be complex in some patients. In this paper a system able to enhance the vein distribution in a patient's forearm in order to help, in future works, to locate the veins in a non-invasive way and accomplish the IV procedures, is described. To carry out this work a web cam was used, the filter that blocks out the infrared light has been removed and replaced for one who does not. To increase the vein detection an array of infrared LEDs (830 nm) was attached. The resulting images were processed using the adaptive histogram equalization and then classified by two methods, the first one based on the Fuzzy C-Means Algorithm, and the second based in a Bayesian probabilistic model. For the image acquisition, the anterior-exterior regions of the left and right forearm of each subject were considered to generate a data base. This system also has relevance in the detection of varicose veins since is able to monitor the vein dilatation.

KEYWORDS: Infrared light, venipuncture, veins, adaptive histogram equalization, Fuzzy C-Means, Bayesian.

Correspondencia

DESTINATARIO: Á. Azueto-Ríos y L. E. Hernández-Gómez

INSTITUCIÓN: BIÓNICA UPIITA-IPN

DIRECCIÓN: Av. Instituto Politécnico Nacional #2580,
Col. Barrio la Laguna Ticomán, Del. GAM, C.P. 07340,

Ciudad de México, CDMX, México

CORREO ELECTRÓNICO: aanzuetor@ipn.mx;

lehernandezgo@hotmail.com

Fecha de recepción:

21 de octubre de 2016

Fecha de aceptación:

20 de febrero de 2017

I. INTRODUCCIÓN

El método de venopunción es aplicado por personal que utiliza la observación y su experiencia para la detección de las venas, sin embargo existen factores externos tales como la pigmentación de la piel, profundidad venosa, cantidad de tejido graso, etc. que complican la detección, volviéndose una tarea difícil, aún para el personal con experiencia.

Se ha utilizado el ultrasonido como técnica de detección de venas, con el inconveniente de que éstas deben ser lo suficientemente largas para poder detectarlas, además se requiere de un piezoeléctrico especializado y es necesaria amplia experiencia en su ejecución para generar imágenes útiles [1]. En otros trabajos se ha empleado la técnica de exponer a una fuente de iluminación infrarroja al antebrazo para medir su transparencia (transiluminación) la cual tiene la desventaja de que las zonas a procesar deben ser lo suficientemente delgadas para que la luz las atraviese (manos y dedos) [2-6]; para zonas en las que esta técnica no funciona, como el antebrazo o pierna, se ha propuesto utilizar el método de reflectografía infrarroja [7-11]; el trabajo aquí presentado se basa en una idea similar.

Con la finalidad de presentar una herramienta que en lo posterior apoye a la técnica de venopunción, se propone un sistema de bajo costo y de componentes comerciales que ayude en la visualización, adquisición y procesamiento de imágenes de la distribución venosa, empleando un método no invasivo de reflectografía infrarroja utilizando una longitud de onda específica, en un diseño de iluminación circular.

El sistema de reflectografía IR, toma como base la propiedad que tiene la hemoglobina desoxigenada, que circula por las venas, de absorber este tipo radiación [12]. Crisan y Tarnovan [10], han caracterizado el patrón de absorción del sistema sanguíneo y los datos obtenidos son presentados en Figura 2, donde se observa el rango de longitudes de onda adecuadas para la realización en la tarea de detección de venas.

Para mejorar el contraste de las imágenes capturadas y su posterior clasificación, se han propuesto diferentes técnicas [13]. En este trabajo se proponen técnicas del área de inteligencia artificial, que desarrollen esta tarea (Fuzzy C-means, FCM y probabilidad bayesiana, EM), demostrando ser una alternativa en este campo. Una de las primeras etapas del procesamiento de imágenes es la segmentación. La segmentación es una técnica que descompone a las imágenes en regiones de interés, los píxeles que integran una región son clasificados basados en un rasgo en común como son la posición que ocupa dentro de la imagen o su valor en la escala de grises.

Esta técnica se le aplicó a treinta sujetos de prueba, en ocho diferentes regiones de sus extremidades superiores. Cada imagen fue procesada y segmentada de acuerdo a su tonalidad de gris, presentando una imagen binaria de salida, los píxeles de tonalidad blanca representan la región de interés. Se genera una base de datos en donde se almacenan los resultados.

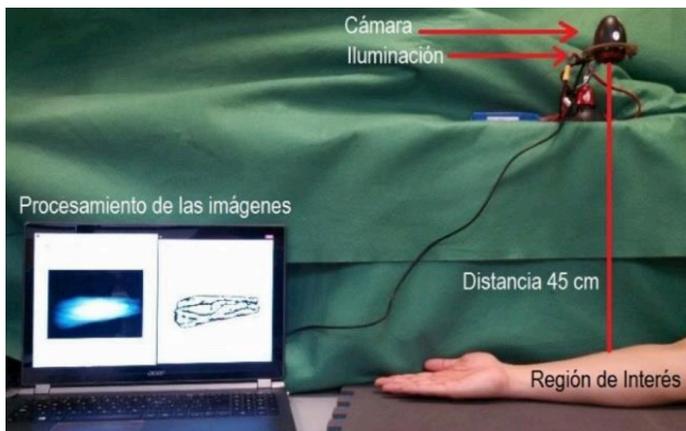
La metodología empleada en este trabajo es descrita en el apartado II. En III se presentan los resultados. Las conclusiones y perspectivas de este trabajo son reportadas en apartado IV.

II. METODOLOGÍA

El sistema propuesto realiza la detección de la distribución de las venas usando imágenes en espectro infrarrojo y presenta como resultado una imagen donde las regiones de interés son aisladas. El diagrama a bloques del sistema es presentado en Figura 1.



a)



b)

FIGURA 1. Diseño funcional del sistema. 1a. Diagrama funcional. 1b. Distribución de los elementos del sistema.

El sistema de adquisición de imágenes en el espectro infrarrojo está basado en una cámara digital comercial, “Green Leaf 18-9805”, que tiene una resolución de imagen de 640x480 píxeles con la capacidad de adquirir imágenes a 30 cuadros por segundo, cuenta con

conexión USB para el envío de imágenes a una computadora, además de venir equipada de fábrica con un filtro de luz que permite el paso de longitudes de onda del espectro visible.

Para la adquisición de imágenes donde se resalte la distribución venosa, es necesario reemplazar el filtro por uno que permita el paso de luz infrarroja dentro del rango sugerido en Figura 2.

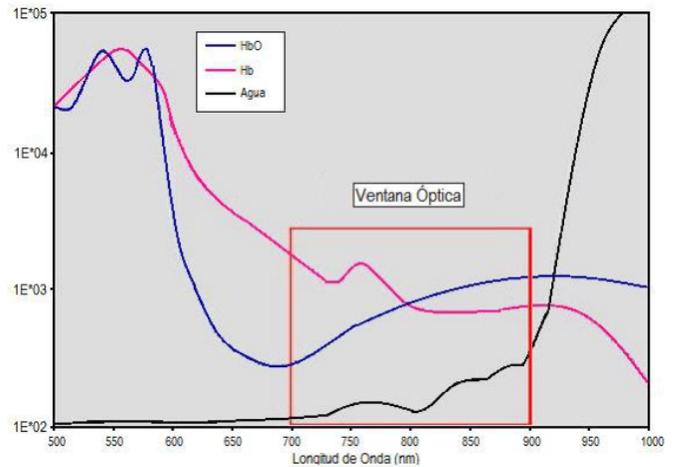


FIGURA 2. Ventana óptica para la detección de venas.

Se utiliza una película fotográfica que ha pasado por el proceso de revelado, permitiendo ser usada como un filtro con para el intervalo de longitudes de onda comprendido entre los 700 y 1200 nanómetros [14]. En la Figura 3 se aprecia resultado del cambio de filtros. En Figura 3a se muestra la escena con el filtro de luz visible en Figura 3b la misma escena con el filtro infrarrojo.



FIGURA 3. Imágenes capturadas con las cámara modificada; 3a Imagen sin filtros, 3b Imagen con filtro IR.

El tipo de iluminación empleada en la construcción del sistema de detección de venas es reflectiva. Se hace incidir luz infrarroja sobre la superficie a explorar, la luz penetra la superficie de la piel, una parte es absorbida por la sangre desoxigenada de las venas y la otra es reflejada. La luz reflejada pasa por un filtro que solo permite el paso de luz infrarroja y es capturada por la cámara, representando las diferentes intensidades de luz en una imagen, esta técnica es conocida como reflectografía. En Figura 4 se muestra un esquema óptico general para la reflectografía IR.

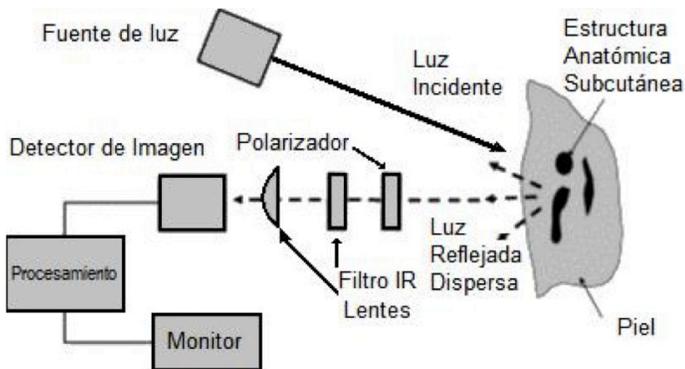
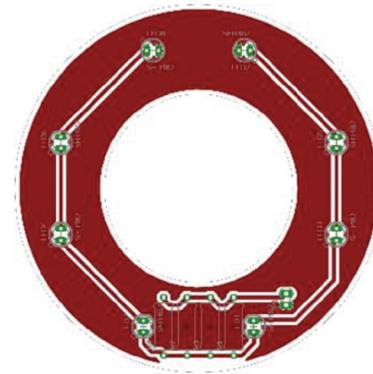


FIGURA 4. Diagrama esquemático del sistema de reflectografía IR.

El filtro IR impide que componentes visibles de la luz sean captadas por la cámara, permitiendo tener condiciones de luz controladas. La luz incidente es generada por un sistema de iluminación infrarroja, que consta de un arreglo de LEDs que suministran longitudes de onda de 830 *nanómetros*. Este arreglo es de tipo circular donde los LEDs se colocaron de manera equidistante, buscando que la iluminación sea uniforme. El sistema de iluminación se montó alrededor de la cámara empleada, ayudando a resaltar la distribución venosa. El diseño circular permite que el arreglo sea montado en la cámara. En la Figura 5 se muestra la cámara modificada y el arreglo de LEDs.



a)



b)

FIGURA 5 a. Circuito impreso del arreglo de LEDs infrarrojos. 5 b. Cámara modificada con el sistema de iluminación acoplado.

Con la finalidad de obtener mejores registros de las venas, se proponen tres tipos de longitudes de onda para el arreglo de iluminación que corresponden a LEDs IR comerciales. Las longitudes de onda de prueba son 720, 830 y 960 *nm*. Una muestra de las imágenes obtenidas por reflectografía utilizando cada una de las longitudes de onda para el sistema de iluminación se encuentra en la Figura 6.

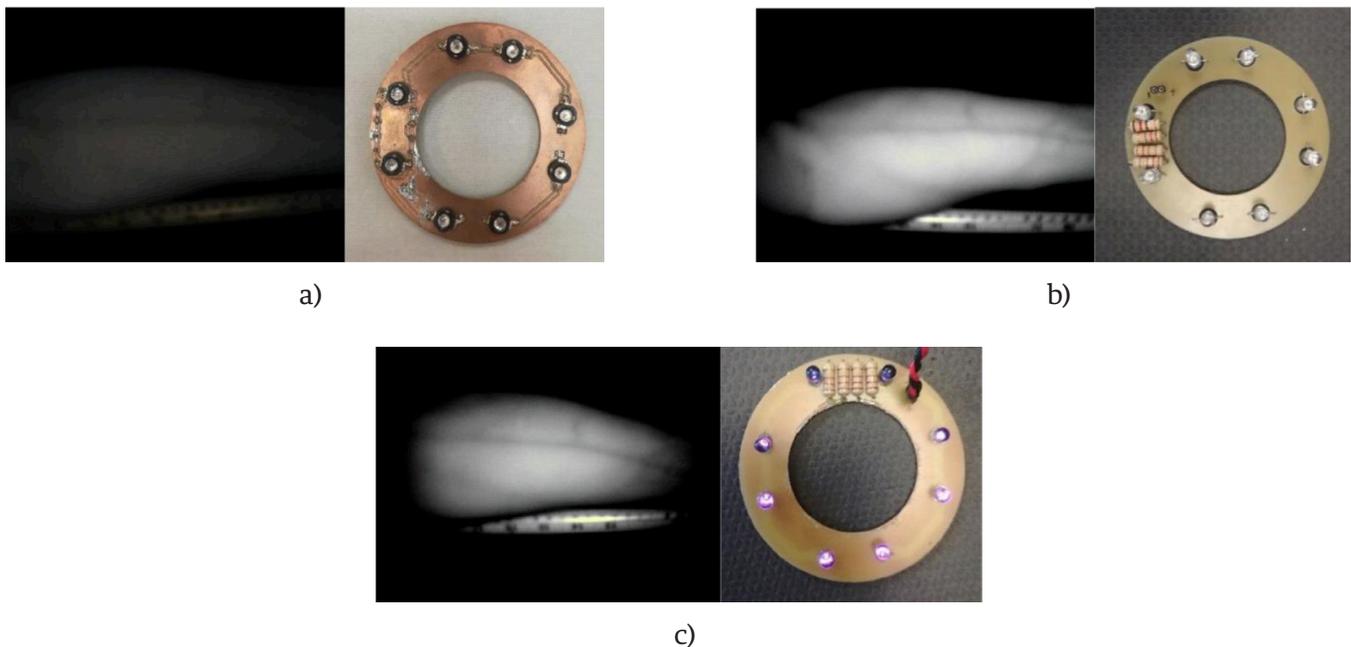


FIGURA 6. Imágenes obtenidas del sistema de reflectografía infrarroja. a. 720 nm b. 830nm y c. 960nm.

Un tópico en el procesamiento de imágenes son filtros de mejora de contraste, los cuales son desarrollados para enfatizar ciertas características o resaltar niveles de grises de interés. Con la finalidad de realzar el contraste entre las venas, la piel y el fondo, se aplica el método de ecualización de histograma adaptable. Este método divide la imagen en subsecciones y modifica localmente los valores de los píxeles. Esta modifi-

cación local ha demostrado un mejor desempeño en la mejora de contrastes sobre imágenes que presentan un histograma uniforme ^[15].

Los valores numéricos de los píxeles son modificados mediante una función que se obtiene de la dispersión de los valores numéricos aplicado sobre una de las subsecciones de la imagen. Matemáticamente se define como:

$$s' = (1 - y)((1 - x)g_A(s) + xg_B(s)) + y((1 - x)g_C(s) + xg_D(s)) \quad (1)$$

Donde s es el valor en escala de grises del píxel actual y s' es el valor modificado, g_A, g_B, g_C, g_D son medidas de dispersión (media, moda, varianza) de los píxeles contenidos en las subsecciones correspondientes, de donde A, B, C y D, son los valores numéricos centrales y a su vez x y y son las distancias normalizadas con respecto a los centros.

El siguiente paso en el procesamiento de la imagen es la segmentación. La segmentación es el proceso de agrupamiento de los píxeles basados en alguna característica que tienen en común. Para realizar este proceso se considera

como rasgo común los valores de niveles de intensidad. En el trabajo se han considerado dos métodos para realizar este agrupamiento, el primero es el llamado Fuzzy C-means (FCM) y el segundo un clasificador de tipo Bayesiano.

El algoritmo FCM, propuesto por Bezdek y colaboradores, usa conjuntos difusos de pertenencia para asociar cada píxel con al menos una clase. Dada una imagen $x = \{x_i, \in R^p, i = 1..n\}$, donde $n > 0$ es el número de píxeles y $p > 0$ es la dimensión del conjunto de datos de X , se asigna $c \in N, 2 \leq c \leq n$, como el número de clases en X ^[16].

Estableciendo a $V=\{V_k \in R^p, k= 1..c\}$, como el conjunto de centros de las clases c en la partición difusa; $U= \{u_{ki} \in [0,1], i= 1... n,k= 1...c\}$ es la matriz de partición, donde u_{ki} es el grado de pertenencia difusa de cada pixel x_i a la k^{th} clase y

$$\sum_{k=1}^c U_{ki} = 1, \quad i = 1 \dots n. \quad (2)$$

El problema de clasificación recae en determinar los valores de c y V es decir:

$$(X|U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c u_{ki} \|x_i - v_k\| \rightarrow \min \quad (3)$$

Siendo $\|x-y\|$ la distancia entre los pixeles x con respecto a y en R^p , definida usando la distancia Euclidiana como:

$$\|x - y\|^2 = \sum_{i=1}^p (x^i - y^i)^2 \quad (4)$$

Al utilizar conjuntos difusos para asignar los pixeles a las clases, el algoritmo FCM permite a las clases adyacentes sobreponerse una sobre otra, y entonces ofrecer más información de las relaciones entre los pixeles. Además, al utilizar el factor difuso, m , en su función objetivo ecuación (4), el modelo de clasificación del FCM es más flexible en cambiar sobre regiones sobrepuestas entre las clases [17].

$$J(X|U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c u_{ki}^m \|x_i - v_k\| \rightarrow \min \quad (5)$$

Donde $m, 1 \leq m \leq \infty$, es el factor difuso.

La ecuación 4 puede ser resuelta usando multiplicadores de LaGrange con respecto a (2).

$$V_k = \sum_{i=1}^n u_{ki}^m x_i / \sum_{i=1}^n u_{ki}^m \quad (6)$$

$$u_{ki} = \left(\frac{1}{\|x_i - v_k\|^2} \right)^{\frac{1}{1-m}} / \sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{\|x_i - v_j\|^2} \right)^{\frac{1}{1-m}} \quad (7)$$

Para estimar la solución del sistema de ecuaciones (6) y (7), el FCM utiliza un proceso iterativo. Los valores de U son inicializados al azar. Los valores de V son estimados usando (6). Los valores de U son reestimados usando (7) con los nuevos valores de V . Este proceso es iterado hasta un valor convergente.

$$\exists \varepsilon_u > 0, T > 0; \forall t > T.$$

$$\|U_{t+1} - U_t\| = \max_{k,i} \{ \|u_{ki}(t+1) - u_{ki}(t)\| \} < \varepsilon_u \quad (8)$$

$$O, \exists \varepsilon_v > 0, T > 0; \forall t > T.$$

$$\|V_{t+1} - V_t\| = \max_k \{ \|v_{ki}(t+1) - v_{ki}(t)\| \} < \varepsilon_v \quad (9)$$

El segundo método empleado se basa en una clasificación bayesiana, utilizando el algoritmo de máximo valor esperado (EM) ; consiste en construir un modelo de la distribución de niveles de grises Y , de una imagen dada A , como un conjunto de distribuciones más simples, para este estudio se asume que cada clase de la imagen posee una distribución Gaussiana, entonces la distribución de Y será la suma ponderada de funciones Gaussianas [18].

La probabilidad de observar el valor y_i en el pixel i , sabiendo que ese pixel pertenece a la clase k , es:

$$p(y_i | z_i = c_k, \mu_k, \sigma_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y_i - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2\right) \quad (10)$$

En la ecuación (10), z_i es la clase del pixel i , y Z es la distribución de clases de la imagen. La fórmula de Bayes utiliza ésta probabilidad para encontrar la probabilidad de que el pixel i pertenezca a la clase k , sabiendo que el valor y_i es observado.

$$p(z_i = c_k | y_i, \mu_k, \sigma_k) = \frac{p(y_i | z_i = c_k, \mu_k, \sigma_k)p(z_i = c_k)}{\sum_{k'} p(y_i | z_i = c_{k'}, \mu_{k'}, \sigma_{k'})p(z_i = c_{k'})} \quad (11)$$

En la ecuación (11), $p(z_i = c_k)$ es la probabilidad inicial del i ésimo pixel de pertenecer a la clase k . Con la finalidad de encontrar la clase más correcta para cada pixel, se utiliza la aproximación por Máxima similitud (ML por sus siglas en inglés). Lo que significa buscar estimados de los parámetros Gaussianos μ_k y σ_k , denotados por $\hat{\mu}_k$ y $\hat{\sigma}_k$. Estos parámetros tienen la finalidad de maximizar la función de similitud:

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \ell(\theta; y; z) \quad (12)$$

Donde $\theta = [\mu_k, \sigma_k]_k$, $y = [y_i]_i$, $z = [z_i]_i$, y

$$\ell(\theta; y; z) = \log p(y, z | \theta) = \log \prod_i p(y_i, z_i | \mu_k, \sigma_k) \quad (13)$$

Debido a que la variable Z se desconoce, se utiliza el algoritmo EM. Éste es dividido en dos pasos.

1. Paso E. Partiendo de valores iniciales para los parámetros Gaussianos, se estima con la ecuación (11) la probabilidad que $z_i = c_k$ para cada pixel i .

2. Paso M. Se actualiza $\hat{\theta}$ maximizando la función de similitud modificada dada por:

$$\sum_{i,k} p(z_i = c_k | y_i, \hat{\theta}) \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y_i - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2\right)\right) \quad (14)$$

Donde $p(z_i = c_k | y_i, \hat{\theta})$ es estimada en el paso E.

Para actualizar los parámetros de distribución Gaussiana, se deriva la ecuación (11) con respecto a μ_k y σ_k obteniéndose:

$$\frac{\partial \ell'}{\partial \mu} = \sum_{i,k} p(z_i = c_k | y_i, \hat{\theta}) \left(\frac{y_i - \mu_k}{\sigma_k^2}\right) \quad (15)$$

$$\frac{\partial \ell'}{\partial \sigma} = \sum_{i,k} p(z_i = c_k | y_i, \hat{\theta}) \left(\frac{\sigma_k^2 - (y_i - \mu_k)}{\sigma_k^3}\right) \quad (16)$$

Igualando a cero (15) y (16) se tiene que:

$$\mu_k = \frac{\sum_{i,k} p(z_i = c_k | y_i, \hat{\theta}) y_i}{\sum_{i,k} p(z_i = c_k | y_i, \hat{\theta})} \quad (17)$$

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se construyó un sistema de adquisición de imágenes infrarrojas y se generó una base de datos considerando un total de 30 voluntarios. El rango de edad de los sujetos es de 18 a 25 años, de los cuales 17 son mujeres y 13 son hombres. El espacio donde se realizan las capturas de imágenes es una habitación cerrada que evita el paso de luz solar, y que cuenta con iluminación artificial. La distancia entre el objeto de interés y la cámara es de 45 cm, para garantizar una amplitud de visión horizontal de 28 cm, que cubra la región del antebrazo, dado el ángulo de visión de 35° de la misma. Esta relación se ilustra en la Figura 7.

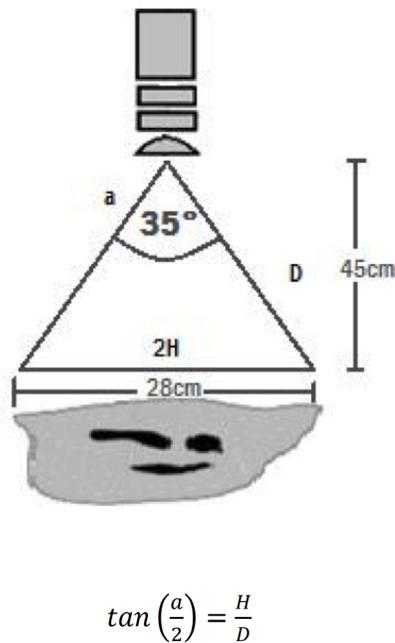


FIGURA 7. Relación del ángulo de visión horizontal (a) con la distancia al objeto (D) y la amplitud de visión (2H).

Un juego imágenes está comprendido por 8 fotografías, 4 imágenes para el brazo izquierdo y 4 para el derecho. La primera imagen capta la región anterior del antebrazo; la segunda se ubica en la región anterior de la palma; la región posterior es considerada para la tercera y cuarta imagen, una de ellas en posición anatómica y en la otra se le pide al usuario cerrar la mano para tensar los músculos y así mejorar la visualización venosa.

Se obtuvieron conjuntos de 240 imágenes por cada uno de los tipos de arreglo de iluminación (720, 830 y 960 nm) respectivamente, siendo el correspondiente a 830 nm en el cual las imágenes presentaron el mayor contraste, al presentar distribuciones de píxeles más definidas (separables) en sus histogramas al compararlos con las de los otros dos conjuntos.

Un juego de imágenes de un sujeto con la iluminación seleccionada de 830 nm, es presentado en la Figura 8.

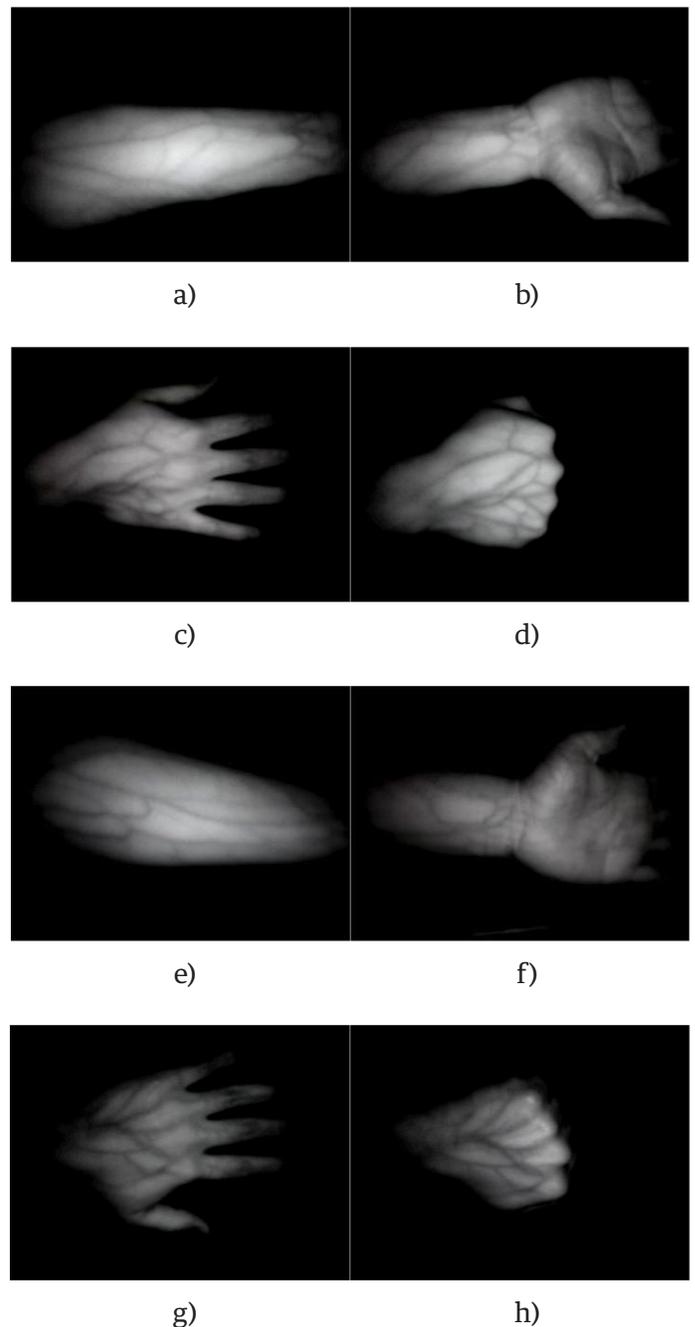
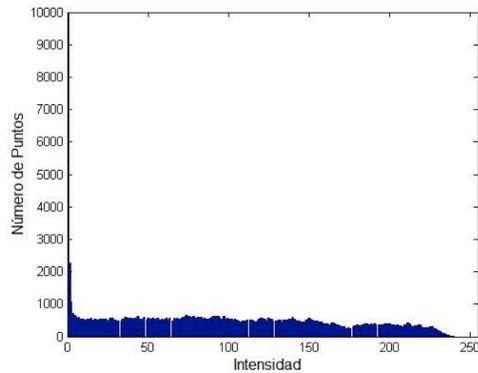


FIGURA 8. Juego de imágenes de un individuo, siguiendo el protocolo señalado. a-d Brazo derecho. e-h Brazo izquierdo.

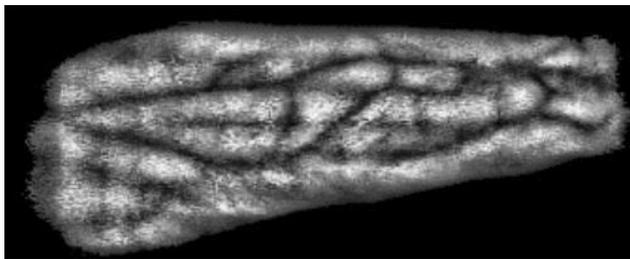
Como resultado de la implementación de la técnica de ecualización adaptable de histograma, se presentan las imágenes en Figura 9.



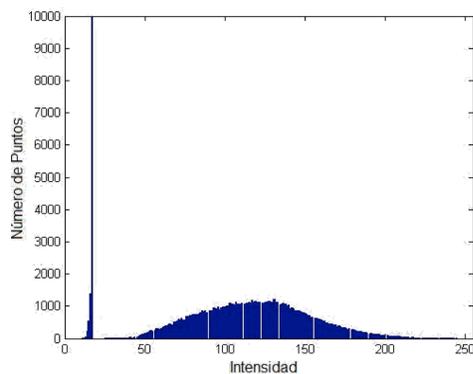
a)



b)



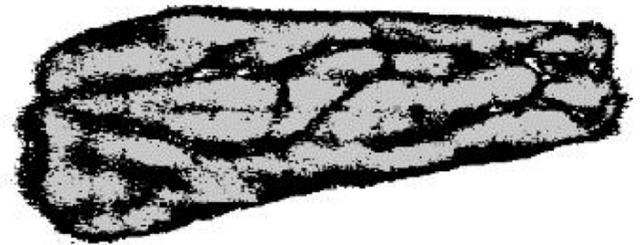
c)



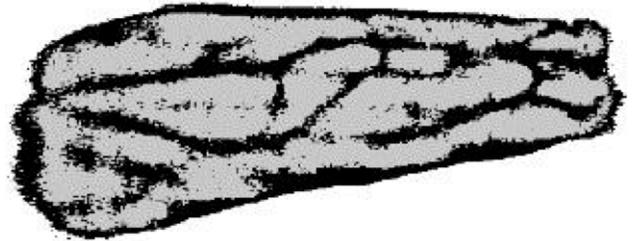
d)

FIGURA 9. Resultado de mejora de contraste por la técnica de eualización adaptable. a Imagen original, b histograma original, c Imagen modificada y d histograma modificado.

Después de realizar la modificación en el histograma se aplican los métodos de clasificación FCM y EM con una función objetivo de separación en tres clases. Los resultados de cada uno de ellos se muestran en la Figura 10 respectivamente.



a)



b)

FIGURA 10. Resultado del procesamiento de la imagen y su segmentación: a FCM y b EM.

Para medir cuantitativamente el resultado del proceso de segmentado se ha seleccionado el método de dispersión de los niveles de grises asociados a los píxeles. Las imágenes que se obtienen con el sistema contienen tres principales objetos o zonas a segmentar, la primera zona a considerar es el fondo de la imagen, esta es la base donde el paciente colocó el antebrazo. La segunda región es la correspondiente al antebrazo sin las venas. La última región es propiamente la distribución venosa.

Para las imágenes segmentadas, con el método FCM, cada píxel tiene un valor numérico que representa la pertenencia a una región. Cuando un píxel tiene un valor alrededor de 0.5 significa que su pertenencia a una zona es imprecisa, por lo contrario, cuando el

valor es cercano a la unidad o a cero tiene la certeza de pertenecer o no a una región. Por lo tanto, si consideramos esta premisa como medida de calidad en el segmentado, podemos argumentar que cuando la cantidad de píxeles, alrededor del valor 0.5, es baja se tendrá una imagen con zonas mejor definidas. El caso, para las imágenes procesadas con el método EM, es similar al descrito para FCM, con la diferencia que los valores en los píxeles representan los valores de probabilidad de que un píxel pertenece a una región.

Para medir la calidad del segmentado de la imagen se ha aplicado el índice lineal de difusividad, el cual fue propuesto por Kaufmann y utilizado en [19], este índice está definido en ecuación (15)

$$\gamma = \frac{2}{MN} \sum_M \sum_N \min(\mu_{MN}, 1 - \mu_{MN}) \tag{18}$$

Los resultados de aplicar este índice a las imágenes de prueba Figura 10 se muestran en la Tabla 1.

TABLA 1. Medición de la difusividad, para evaluar el desempeño de los algoritmos utilizados.

Método	Ambigüedad de la Segmentación	
	Input	output
FCM	0.9137	0.6882
EM	0.9137	0.7165

Para la imagen procesada con el método FCM se obtiene un valor menor en el cálculo del índice lineal difuso, esto indica que la imagen segmentada por este método tiene mejor definición de las zonas reconocidas. Sin embargo, las imágenes han sido presentadas a personal médico y de forma cualitativa, han indicado que las imágenes procesadas con el método FCM tiene una mejor definición del sistema venoso extraído.

Por otro lado, existe diferencia entre los tiempos de ejecución. Los algoritmos son ejecutados utilizando una

computadora con un procesador Intel® Core™ i5-3337U CPU @ 1.80 GHz y 8 GB de memoria RAM mediante el software IDE de MATLAB® 8.1.0.604 instalado en el sistema operativo Windows 8.1 y los resultados de los tiempos de ejecución son mostrados en la Tabla 2.

TABLA 2. Tiempos de ejecución de los algoritmos de clasificación.

Imagen sujeto A**	Fuzzy C-Means		Expectation Maximization*	
	C=3	C=4	$\mu = [5 \ 100 \ 150]$ $\sigma = [2 \ 3 \ 3]$	$\mu = [70 \ 95 \ 130]$ $\sigma = [1 \ 1 \ 1]$
a	1.63 s	1.64 s	6.46 s	6.21 s
b	1.55 s	1.72 s	5.93 s	6.38 s
c	1.53 s	1.57 s	2.88 s	5.14 s
d	1.56 s	1.68 s	2.43 s	4.35 s
e	1.73 s	1.60 s	5.05 s	5.10 s
f	1.54 s	1.60 s	5.41 s	4.98 s
g	1.59 s	1.60 s	2.73 s	4.77 s
h	1.59 s	1.59 s	1.93 s	3.52 s

* Los parámetros Gaussianos son los más significativos para el algoritmo EM.

** Las imágenes son referidas a la Figura 7.

IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se presentó un sistema accesible y de bajo costo para la detección de la distribución de las venas, empleando iluminación infrarroja de tipo reflectiva, haciendo uso de la propiedad de la hemoglobina desoxigenada de absorber esta longitud de onda. El filtro elaborado con película fotográfica rebelada demostró su eficiencia al eliminar las longitudes de onda del rango visible, permitiendo el paso en el rango infrarrojo, con lo que se obtuvieron condiciones de iluminación controladas. El arreglo de LEDs infrarrojos ayudó a iluminar de forma uniforme la región de interés mejorando el contraste de las imágenes capturas. La longitud de onda seleccionada, de 830 nm, para el sistema de iluminación presentó el mejor contraste. De las imágenes registradas en la base de datos, se observó que la pigmentación en la piel no es un factor determinante para la obtención de la distribución

venosa, lo que concuerda con los estudios realizados en [6]. Sin embargo, la cantidad de tejido graso subcutáneo afecta la absorción de la luz infrarroja por la sangre venosa, dificultando su detección. Los datos de pigmentación e índice de masa corporal, junto con la edad y sexo, servirán para la realización de un estudio detallado de los patrones de distribución venosa para la investigación y desarrollo futuros de un dispositivo biométrico.

La segmentación que se logra con los algoritmos de clasificación dependen en gran medida de la separabilidad de las clases, ésta es mejorada empleando el método de ecualización de histograma adaptable.

Se han probado dos métodos de clasificación FCM y EM, demostrando un buen desempeño en la tarea de clasificación, el resultado se aprecia en Figura 10.

Los datos presentados en la Tabla 1 y 2 nos muestran que el algoritmo FCM presenta una definición superior y es, en promedio, 2.5 veces más rápido que el EM. Como perspectivas de este trabajo se ha considerado su implementación en un dispositivo portátil de respuesta continua, que proyecte la imagen final sobre la región capturada; por lo tanto es imprescindible minimizar los tiempos de ejecución. Se ha considerado seguir trabajando con el algoritmo FCM debido que presenta el menor tiempo de ejecución.

REFERENCIAS

- [1] S. A. Taheri, "Ultrasonic Vein Detector Implementation for Medical Applications," 2013.
- [2] Ó. F. M. Toro and H. L. Correa, "Identificación biométrica utilizando imágenes infrarrojas de la red vascular de la cara dorsal de la mano," *Ing. e Investig.*, vol. 29, no. 1, pp. 90-100, 2009.
- [3] T. Chakravorty, D. N. Sonawane, Sa. D. Sharma, and T. Patil, "Low-cost subcutaneous vein detection system using ARM9 based single board computer," *ICECT 2011 - 2011 3rd Int. Conf. Electron. Comput. Technol.*, vol. 2, pp. 339-343, 2011. DOI: [10.1109/ICECTECH.2011.5941714](https://doi.org/10.1109/ICECTECH.2011.5941714)
- [4] D. Hejtmankova, R. Dvorak, M. Drahansky, and F. Orsag, "BIOSIGNAL 2010 Method for Finger Veins Detection," pp. 240-243, 2010.
- [5] D. Hejtmánková, R. Dvorak, M. Drahanský, and F. Orság, "A new method of finger veins detection," *Int. J. Bio-Science Bio-Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 11-16, 2009.
- [6] N. V Limbad and P. G. D. P. Asstistant, "Vein Pattern Detection System Using Cost-effective Modified IR Sensitive Webcam," *Int. J. Technol. Res. Eng.*, vol. 1, no. 9, pp. 975-979, 2014.
- [7] V. P. Zharov, S. Ferguson, J. F. Eidt, P. C. Howard, L. M. Fink, and M. Waner, "Infrared Imaging of Subcutaneous Veins," *Lasers Surg. Med.*, vol. 34, no. 1, pp. 56-61, 2004. DOI: [10.1002/lsm.10248](https://doi.org/10.1002/lsm.10248)
- [8] A. Shrotri, S. C. Rethrekar, M. H. Patil, D. Bhattacharyya, and K. Tai-hoon, "Infrared Imaging of Hand Vein Patterns for Biometric Purposes," vol. 5, pp. 57-66, 2009. DOI: [10.1007/978-3-642-13365-7_11](https://doi.org/10.1007/978-3-642-13365-7_11)
- [9] F. Suárez-Ruiz, R. Fajardo, and D. Tibaduiza, "Sistema de autenticación de personas a partir de la biometría de las venas de la mano," *III Work. Colomb. Robótica*, pp. 1-6, 2007.
- [10] S. Crisan, J. G. Tarnovan, and T. E. Criuan, "A Low Cost Vein Detection System Using Near Infrared Radiation," *Ieee*, pp. 6-8, 2007. DOI: [10.1109/SAS.2007.374359](https://doi.org/10.1109/SAS.2007.374359)
- [11] M. Wadhvani, A. D. Sharma, A. Pillai, N. Pisal, and M. Bhowmick, "Vein Detection System using Infrared Light," vol. 6, no. 12, pp. 780-786, 2015.
- [12] M. B. Hidalgo, A. Marcotti, and L. Mathe, "Estudio de Factibilidad de un Método No Invasivo para Detección de Venas en Neonatos y Pacientes Pediátricos," 2011.
- [13] R. C. Gonzales and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Third. New Jersey, USA: Pearson, 2008. DOI: [10.9780/22307850](https://doi.org/10.9780/22307850)
- [14] D. Summerhayes, "Digital Infra Red Photography," no. November, 2004.
- [15] V. T. Tom and G. J. Wolfe, "Adaptive histogram equalization and its applications," *Proc. SPIE, Appl. Digit. Image Process. IV*, vol. 354, pp. 204- 209, 1982. DOI: [10.1117/12.965966](https://doi.org/10.1117/12.965966)
- [16] T. J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. 2009. DOI: [10.1002/9781119994374](https://doi.org/10.1002/9781119994374)
- [17] T. Le and T. Altman, "A new initialization method for the Fuzzy C-Means Algorithm using Fuzzy Subtractive Clustering," no. April, 2016. DOI: [10.1.1.217.9936](https://doi.org/10.1.1.217.9936)
- [18] P. Suetens, *Fundamentals of Medical Imaging*. 2009. DOI: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511596803>
- [19] A. Anzueto-Ríos, J. A. Moreno-Cadenas, and F. Gómez-Castañeda, "Fuzzy Technique for Image Enhancement Using B-spline," México, 2005. DOI: [10.1109/MWSCAS.2009.5235904](https://doi.org/10.1109/MWSCAS.2009.5235904)