

Individuals Identification Using Finger Veins under a Multi-core Platform

Cristofher Rojas, Ruber Hernández-García, Ricardo J. Barrientos
LITRP, Depto. DCI, Facultad de Ciencias de la Ingeniería
Universidad Católica del Maule
Talca, Chile
Email: rbarrientos@ucm.cl

Abstract—Nowadays, the individuals identification is a problem in many private company, but also in governmental and public order entities. Currently, there are multiple biometric methods, each with different advantages. A modern biometric method, which has several advantages, especially in terms of security against forgery, is finger vein identification. In the present work we have proposed and developed multi-core algorithms for the identification of people using finger veins, based on the SIFT displacement method, which currently has reached the highest efficiency performance in the state-of-the-art in the finger vein identification. The highest performance was reached with the hierarchical multi-core version, which uses two different type of threads, one is in charge of the query management and the second one in charge of the query processing with the database.

Index Terms—Reconocimiento de venas, Biometría, multi-núcleo, multi-hilo, desplazamiento SIFT.

I. INTRODUCCIÓN

El análisis biométrico es una creciente área de investigación en el mundo actual. La biometría se centra en el estudio de métodos automáticos para el reconocimiento de personas utilizando sus rasgos fisiológicos y/o de comportamiento [1]. En particular las técnicas basadas en las venas de dedos y manos para el reconocimiento biométrico de personas, también conocidas como biometría vascular, resultan métodos emergentes en los últimos años [2]. Los patrones de venas resultan un rasgo biométrico único basado en las características y atributos fisiológicos de las venas en el dedo humano. Este método resulta uno de los avances tecnológicos más recientes en el campo de la biometría con múltiples aplicaciones tales como en la medicina legal, soporte de la legalidad, así como innumerables aplicaciones con requerimientos de altos niveles de seguridad.

Las venas son estructuras internas en el dedo humano que presentan importantes características biométricas como la universalidad, distintividad, permanencia y aceptabilidad. Adicionalmente, en comparación con otros rasgos biométricos (p.e. cara, forma de caminar, huellas dactilares) posee tres ventajas distintivas [3]: (1) solo pueden ser capturadas en

un cuerpo vivo, evitando fraudes con individuos fallecidos o técnicas de fraude no presencial; (2) son muy difíciles de copiar o falsificar; (3) no sufren daños por factores externos, como sí lo sufre la huella dactilar por desgaste de la piel. Estas ventajas garantizan la elevada seguridad de este método de reconocimiento, lo que ha aumentado mucho más la atención de la comunidad científica.

El rendimiento y la calidad de los resultados en el reconocimiento de patrones de venas del dedo han sido mejorados por diversas aproximaciones en los últimos años [4]–[7]. Dentro de los múltiples trabajos disponibles en el estado del arte, se destaca el trabajo de Meng et al. [7], en cuanto a eficiencia en el porcentaje de acierto. La técnica propuesta fundamenta que las deformaciones presentes en las imágenes de venas capturadas pueden ser usadas como información discriminativa, a diferencia de los métodos existentes que intentan prevenir su influencia. En términos de metodología, ellos incorporan una correspondencia optimizada para obtener los desplazamientos de los píxeles en dos dimensiones (2D) producto de las deformaciones. La similitud final entre dos imágenes de venas del dedo, se obtiene a partir de la textura de uniformidad [8] de las matrices de desplazamiento obtenidas. Los resultados, en función de las tasas de errores promedio (EER) de 0.0010 y 0.0049 en dos reconocidas bases de datos, PolyU y SDU-MLA respectivamente, reflejan la superioridad de este método de reconocimiento sobre el resto dentro del estado del arte.

A pesar de los importantes aportes realizados por Meng et al. en el rendimiento de la técnica propuesta, en cuanto a eficiencia en tasa de acierto, posee la desventaja de implicar un alto cómputo en el proceso de comparación entre imágenes. Tomando en cuenta una base de datos de gran tamaño, en donde sea necesario la identificación de individuos en tiempo real, es necesario una aceleración de este método. En este sentido la complejidad y el tamaño del descriptor de los patrones de venas que se utilizan influye en gran medida, tanto en la calidad de los resultados como en el tiempo de ejecución. De igual manera el proceso de reconocimiento es fundamental para su implementación real. Dependiendo del contexto de aplicación, un sistema biométrico puede funcionar

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el proyecto CONICYT FONDEF/ Cuarto Concurso IDeA en dos Etapas del Fondo de Fomento al Desarrollo Científico y Tecnológico, Programa IDeA, FONDEF/CONICYT 2017 ID17i10254.

en dos modos diferentes: verificación e identificación [1]. La verificación es un proceso de reconocimiento de uno a uno, mientras que la identificación es de uno a muchos. Por esta razón es que cuando se trabaja con una base de datos en un contexto real, como pudiera ser a nivel de país con millones de registros a comparar, es crítico tener en cuenta el tiempo de ejecución como un aspecto de gran importancia.

Por esta razón, el objetivo del presente trabajo es fundamentar una propuesta que, basada en el algoritmo de Meng et al. [7], y haciendo uso de una plataforma paralela multi-núcleo, contribuya a la implementación de un método de reconocimiento de venas del dedo en tiempo real. A saber de los autores de este artículo, el procesamiento paralelo ha sido un aspecto poco estudiado en el reconocimiento de patrones de venas.

El resto del trabajo está estructurado de la siguiente manera. Primeramente, en la Sección II se revisan los conceptos y técnicas fundamentales asociados al reconocimiento de venas del dedo humano. En la Sección III se analizan los aspectos teóricos que sustentan el reconocimiento de venas basado en la información de la deformación. Posteriormente en la Sección IV, se presenta el modelo multi-núcleo propuesto para el reconocimiento de patrones de venas en tiempo real. Finalmente, se discuten los resultados de los experimentos realizados en la Sección V, y en la Sección VI se ofrecen las conclusiones.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

Un esquema general de un sistema de reconocimiento de venas de dedos se muestra en la Figura 1. Típicamente, se compone de cuatro procesos principales: captura de imagen, pre-procesamiento, extracción de características, y reconocimiento. La captura se realiza mediante dispositivos infrarrojos que obtienen una imagen del patrón de venas en los dedos. Durante el pre-procesamiento se segmenta la imagen para obtener la región de interés (ROI), y se aplican técnicas para mejorar la calidad de la imagen. En la extracción de características se obtienen los rasgos para la representación de los patrones de venas, que posteriormente serán usados en el proceso de reconocimiento automático. Las principales contribuciones de la literatura relacionada con el tema, se centran en la etapa de extracción de características y de reconocimiento, por ser estas componentes decisivas en la calidad de los resultados [9].

Son varios los trabajos que proponen múltiples aproximaciones para la extracción de rasgos y patrones de las venas de dedos. Los métodos basados en patrones locales extraen características a nivel del pixel. Este tipo de técnicas incluyen los patrones binarios locales (LBP) [10] y sus diferentes variantes [11], [12]. En general su rendimiento se ve afectado cuando los vasos sanguíneos son escasos en la imagen capturada, y su procesamiento pixel a pixel es extremadamente sensible a las deformaciones. Los métodos basados en redes funcionan a partir de la segmentación de los vasos sanguíneos, usando la similitud de los patrones de venas obtenidos para su reconocimiento. Entre estos se destacan los basados en

la curvatura media (MeanC) [13], en líneas repetidas de seguimiento (RLT) [3], entre otros. El principal hándicap de este tipo de técnicas es que la segmentación de los vasos sanguíneos es un proceso muy difícil y que carece de precisión, razón que afecta su rendimiento. Otras propuestas usan las minucias como rasgos de identificación [10], [14], [15], sin embargo, su extracción es limitada en la imagen de venas capturada, lo que reduce la calidad de los resultados. Por otra parte se encuentran los métodos basados en aprendizaje automático, principalmente en el análisis de componentes principales (PCA) [16], [17] y en análisis discriminante lineal (LDA) [18]. En estos casos no siempre se cuenta con suficientes imágenes de entrenamiento para la configuración de la matriz de transformación, por lo que su funcionamiento no es satisfactorio en este sentido.

A pesar de los variados aportes realizados por los trabajos antes mencionados, los resultados de reconocimiento no muestran mejoras significativas, debido principalmente a problemas con la calidad de la imagen y las deformaciones [19]. La calidad de la imagen es usualmente solucionada usando técnicas de restauración [20] o mejoramiento visual [21]. Respecto a las deformaciones, las imágenes capturadas de las venas en dedos son severamente afectadas por éstas, debido a que el dedo es flexible y la captura se realiza sin contacto físico. En este sentido se debe destacar el trabajo de Meng et al. [7], que introduce una nueva perspectiva para tratar el problema de las deformaciones. Su aporte es diferente a otros trabajos que intentan reducir la influencia de las deformaciones mediante una segmentación más precisa del ROI [10], [21], una extracción de rasgos más robusta [3], [12], [13], [15], entre otros. Los rasgos obtenidos a nivel de pixel en [7] se basan en la observación que el desplazamiento de píxeles en la correspondencia de imágenes de venas, producto de las deformaciones de estas, son convenientes como información discriminativa.

A partir del principio introducido por Meng et al. [7], la información que permite distinguir una correspondencia de imágenes como verdadera o falsa se basa en dos principios: (1) el desplazamiento de un pixel y sus vecinos es similar porque los píxeles en una localidad tienden a ser similares en las deformaciones; (2) el número de píxeles que tienen el mismo desplazamiento tienden a ser mayor porque dos imágenes similares comparten la misma estructura de venas. Por estas razones se obtiene el desplazamiento a nivel de pixel tratando el proceso de correspondencia como un problema de optimización basado en la propuesta de Liu et al. [22]. Así, se generan las matrices de desplazamiento de las correspondencias densas del descriptor SIFT [23], de las cuales se extrae el rasgo de textura de uniformidad [8] que conforma el grado final de correspondencia. Esta nueva perspectiva soluciona el problema de las deformaciones y evita la segmentación de la estructuras de vasos sanguíneos, a la vez que propone un método de reconocimiento más robusto y mucho más discriminativo que las aproximaciones tradicionales.

Como ha sido presentado, el rendimiento y la calidad de los resultados en el reconocimiento de patrones de venas del dedo

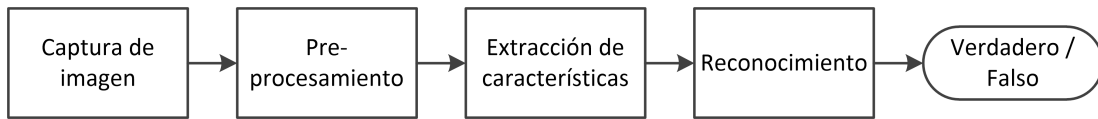
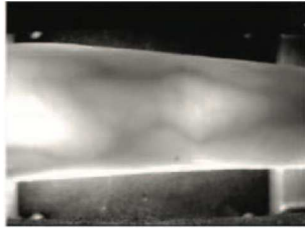
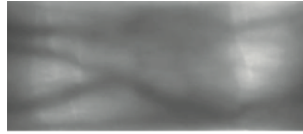


Fig. 1. Esquema general de un sistema de reconocimiento de venas del dedo.



(a) Ejemplo de imagen de vena del dedo.



(b) Ejemplo de imagen segmentada según [7].

Fig. 2. Imágenes de muestra de venas de dedo.

han sido mejorados por diversas aproximaciones. No obstante, en general el problema que presentan estas técnicas es su alta complejidad que acarrea una ineficiencia temporal, sobre todo para aplicaciones civiles (Aplicaciones para Bancos, Control de Acceso, Control de Asistencia, entre otros) en las cuales el tiempo de espera del usuario es un factor muy importante. Por otra parte, en aplicaciones forenses la reducción del tiempo de comparación es interesante cuando se compara con una base de datos de millones de registros, donde también es crítico tener en cuenta el tiempo de ejecución. En particular, los aportes realizados por Meng et al. [7], en cuanto a tiempo de procesamiento, presentan este mismo problema debido al descriptor de gran tamaño que se utiliza y al proceso de optimización que se lleva a cabo para obtener las correspondencias densas. En la siguiente sección será presentada con mayor profundidad la metodología propuesta en [7], de manera que se puedan sentar las bases para plantear un modelo multi-núcleo que permita reducir el tiempo de cómputo de la misma.

III. RECONOCIMIENTO DE VENAS BASADO EN LA INFORMACIÓN DE DEFORMACIÓN

La metodología de reconocimiento de venas basado en la información de deformación propuesta en [7] se compone de varias etapas. La Figura 3 muestra el diagrama de los procesos que se llevan a cabo. Primero, se realiza el pre-procesamiento de la imagen de venas capturada para la segmentación del ROI y el mejoramiento de la imagen, tal como indica la Figura 2. Luego, se extrae el descriptor denso SIFT [23] a nivel de pixel como método de representación de la imagen. A continuación, se lleva a cabo el proceso optimizado de correspondencia para obtener las matrices de desplazamiento. Por último, se calcula el rasgo de textura de uniformidad [8] del desplazamiento que permite conocer el resultado final de la correspondencia entre dos imágenes de venas.

En la implementación propuesta se utiliza el descriptor SIFT denso [23] para representar cada pixel. Este descriptor permite una representación más apropiada de cada punto debido a que

se extrae a partir de una vecindad más amplia. El proceso de extracción se realiza para cada pixel de la imagen, dividiendo ésta en vecindades de 16×16 como un conjunto de celdas de 4×4 , y cuantificando la orientación de cada celda en 8 bins. De este modo, se obtiene un vector de 128 dimensiones ($4 \times 4 \times 8$) como rasgo SIFT de cada pixel de la imagen. Al descriptor conformado por todos los vectores SIFT de una imagen se le llama imagen SIFT. Como se aprecia, el rasgo obtenido presenta una alta dimensionalidad al ser un proceso que se lleva a cabo para cada pixel de la imagen, aspecto que también influye en que presente un elevado tiempo de cómputo [24]. A la vez, su alta dimensionalidad influye en el cálculo de la distancia entre vectores de características para la correspondencia pixel a pixel. El cálculo de distancia de esta correspondencia presenta una complejidad $O(mlk)$, donde m es el número de descriptores extraídos en la primera imagen, l es el número de posibles correspondencias, y k es la dimensión del descriptor.

Para la obtención de las matrices de desplazamiento es necesario encontrar la correspondencia para cada pixel entre las imágenes a comparar. Para ello, se considera que la mejor correspondencia para un punto debe presentar los rasgos más similares. En base a esta consideración el proceso de correspondencia es tratado como un problema de optimización. Este proceso es diseñado a partir de la propuesta de Liu et al. [22] y es formulado como sigue. Sean $p = (x, y)$ un punto de la imagen, s_1 y s_2 las dos imágenes SIFT a comparar, con ϵ que contiene todas las vecindades espaciales de un punto (en este caso una vecindad de 4×4), se define la siguiente función de energía:

$$E(w) = \sum_p \|s_1(p) - s_2(p + w(p))\|_1 \quad (1)$$

$$+ \frac{1}{\sigma^2} \sum_p (\Delta x^2(p) + \Delta y^2(p)) \quad (2)$$

$$+ \sum_{(p,q) \in \epsilon} \min(\alpha|\Delta x(p) - \Delta x(q), d) + \quad (3)$$

$$\min(\alpha|\Delta y(p) - \Delta y(q), d),$$

donde $w(p) = (\Delta x(p), \Delta y(p))$ denota el desplazamiento 2D de la correspondencia óptima para un punto p , siendo $\Delta x(p)$ y $\Delta y(p)$ vectores de valores enteros de solo L posibles estados, donde L es el tamaño de la ventana de búsqueda.

Las tres partes que componen la función son: el término de datos (1), que es usado para calcular la similitud entre las dos imágenes después del desplazamiento; el término de desplazamiento (2) que debe ser tan pequeño como sea

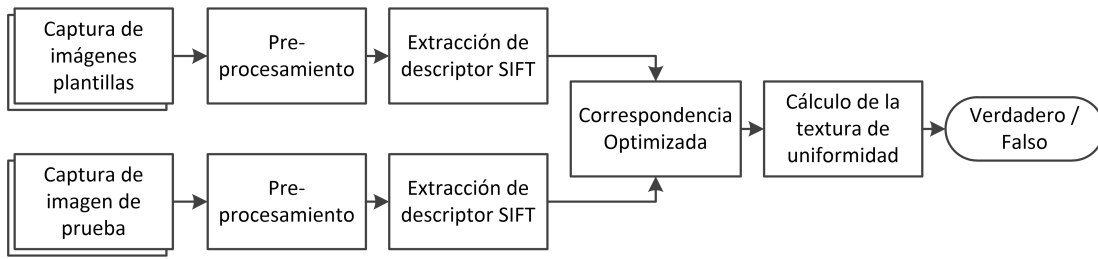


Fig. 3. Flujo de procesos del sistema de reconocimiento de venas basado en la información de deformación [7].

posible para seleccionar la mejor correspondencia; y el término de uniformidad (3) que indica que los píxeles adyacentes tienden a tener desplazamientos similares. En el término de uniformidad se utiliza la norma L1 truncada para preservar las discontinuidades de las imágenes y la correspondencia de valores atípicos.

En la implementación del proceso de correspondencia propuesto por Meng et al. [7], la configuración de los parámetros se realiza de acuerdo con [22] en: $\sigma = 300$, $\alpha = 0.5$, y $d = 2$. Es importante señalar que la separación del término de uniformidad (3) en las componentes Δx y Δy permite separar ambos desplazamientos en paso de mensajes, como es sugerido en [25]. Siendo así, se utiliza el algoritmo *belief propagation* (BP) de doble capa [26] para la optimización de la función objetivo. Como resultado del uso del algoritmo BP de doble capa, la complejidad del algoritmo es reducida de $O(L^4)$ a $O(L^2)$ para una iteración de paso de mensajes.

A pesar de la aceleración introducida en la Ecuación (3) usando un esquema de paso de mensajes, el uso del algoritmo BP de doble capa no ofrece una mejora del tiempo de cómputo respecto a las dimensiones de la imagen. Se debe tener en cuenta que un píxel de una imagen puede corresponder con cualquier otro punto en la imagen de prueba. Por lo que suponiendo que la imagen tiene h^2 píxeles, entonces $L \approx h$ y la complejidad computacional y espacial sería $O(h^4)$. Por ejemplo, el tiempo de procesamiento de una imagen de 145×105 con una ventana de búsqueda de 80×80 sería de 50 segundos. Así mismo se requeriría más de dos horas para procesar un par de imágenes de 256×256 , con consumo de memoria de 16GB para almacenar el término de datos.

Para tratar este inconveniente en el rendimiento de la implementación del algoritmo BP de doble capa, se utiliza un esquema piramidal de correspondencia (*coarse-to-fine*) para calcular el desplazamiento, como proponen Liu et al. [22]. Este esquema piramidal mejora significativamente el tiempo de cómputo al estimar el desplazamiento en un nivel más amplio de la imagen para luego refinarlo en un nivel inferior. De esta manera, se logra reducir significativamente la complejidad computacional a $O(h^2 \log h)$. De acuerdo con [22], este esquema permite procesar imágenes de 256×256 en un tiempo promedio de 31 segundos, mucho menor comparado con los 127 minutos que llevaría con el proceso general de correspondencia usando BP. Además, este esquema piramidal

permite obtener valores inferiores de energía respecto al algoritmo tradicional. No obstante, estos tiempos de procesamiento aún resultan elevados para su uso en aplicaciones donde el tiempo de procesamiento es crítico.

Finalmente, la metodología propuesta en [7] determina el rasgo de textura de uniformidad [8] a partir de las matrices de desplazamiento obtenidas en el proceso de correspondencia optimizada. Mediante este rasgo se evalúa el grado final de similitud entre dos imágenes de venas a comparar. Siendo h_x y h_y los histogramas de las matrices de desplazamiento, donde $h(i)$ denota el número de píxeles con un valor de desplazamiento igual a i , la uniformidad se define como sigue:

$$f = \sum_{i \in l} \left(\frac{h_x(i) + h_y(i)}{2MN} \right)^2. \quad (4)$$

Donde M y N representan el alto y ancho de la imagen de vena, respectivamente. El valor de l varía en el rango $[\min(\Delta X, \Delta Y), \max(\Delta X, \Delta Y)]$. Consecuentemente, el valor de f se encuentra entre 0 y 1. De acuerdo con [7], cuando dos imágenes se corresponden con el mismo patrón de venas del dedo, la textura de uniformidad del desplazamiento tiende a ser relativamente alta. Por el contrario, cuando se trata de dos imágenes de dedos diferentes la uniformidad tiende a ser pequeña. De esta manera, la uniformidad del desplazamiento es usada para discriminar entre patrones de venas verdaderos o falsos.

IV. IDENTIFICACIÓN DE INDIVIDUOS MEDIANTE VENAS DEL DEDO EN UN ENTORNO MULTI-NÚCLEO

En la sección anterior se fundamentó la metodología propuesta por Meng et al. [7]. Ésta conforma la base teórica del reconocimiento de patrones de venas del dedo implementado en el presente trabajo. En dicha explicación, se profundizó en las diferentes mejoras implementadas en el proceso de correspondencia optimizada, aspectos no tratados por los autores en [7]. Estas mejoras, aunque reducen el tiempo de cómputo del algoritmo BP de doble capa, no ofrecen aún resultados de procesamiento que permitan su uso en aplicaciones con bases de datos reales. En correspondencia con esto, se propone acelerar el proceso de comparación de imágenes de venas usando una plataforma multi-núcleo.

Durante el proceso de correspondencia optimizada, llevado a cabo para la determinación de las matrices de desplazamiento, es necesario recorrer todos los píxeles a comparar.

Para la solución del problema de optimización que se realiza para minimizar la ecuación de energía planteada, se utiliza el algoritmo BP de doble capa [26]. BP es un algoritmo iterativo que utiliza operaciones de paso de mensajes hasta que se satisface una determinada condición de parada. La característica principal del algoritmo BP radica en que la convergencia de la ecuación de energía se calcula utilizando paso de mensajes entre los nodos, en este caso entre todos los píxeles de las imágenes. Cada nodo del modelo envía y recibe mensajes hasta que alcanza una situación estable. Los mensajes son calculados localmente por cada pixel, teniendo información de interés para sus vecinos. Por este motivo es que el tiempo de cómputo es importante cuando se quieren afrontar grandes volúmenes de datos, y se desean obtener resultados en un tiempo razonable.

En los últimos años, la popularización de los procesadores multi-núcleo, los clusters de computadores, y las grids computacionales han impulsado el diseño de aplicaciones paralelas. Siguiendo esta tendencia, se ha implementado en el presente artículo, una aplicación paralela basada en un entorno multi-núcleo, utilizando OpenMP [27].

Una paralelización ideal del sistema estaría dada por un esquema en que cada pixel de las imágenes a comparar está relacionado con un procesador o hilo de procesamiento. De esta manera, el proceso de paso de mensajes del algoritmo BP se haría totalmente paralelo. No obstante, esta aproximación no sería factible en el problema a tratar debido a la cantidad de píxeles que se comparan. Siendo así, se propone como solución que cada hilo de procesamiento se responsabilice de un grupo de píxeles. En este caso se decidió que fuera por filas como se muestra en la Figura 4, donde los hilos siguiendo una distribución circular acceden a los distintos píxeles de la imagen, cada uno encargándose de procesar $NumFilas/NumHilos * NumColumnas$ píxeles. Con el objetivo que no se generen problemas de sincronización entre los diferentes hilos, se utiliza un esquema maestro-trabajador. El proceso maestro se encarga de controlar las iteraciones y recoger los resultados, y por otra parte los procesos trabajadores se utilizan para el envío de mensajes del subconjunto de píxeles que gestionan.

El pseudocódigo del Algoritmo 1 muestra los pasos a seguir del proceso maestro, que es el encargado de crear los procesos trabajadores. Cada uno de estos procesos es ejecutado por un hilo distinto. Para el adecuado cálculo de la *energía* (Algoritmo 1, línea 8), es necesario que el proceso paso de mensajes haya finalizado por completo, por ello existe la barrera de la línea 7. La barrera de la línea 9 es necesaria para que todos los hilos tengan un valor actualizado de *energía* antes de comenzar una siguiente iteración. El código de un proceso trabajador está representado por el Algoritmo 2, que muestra la distribución de los hilos al acceder a la imagen, tal como se mostró en la Figura 4.

V. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

La Tabla I muestra las características del servidor utilizado para los experimentos, sobre las versiones secuencial y multi-

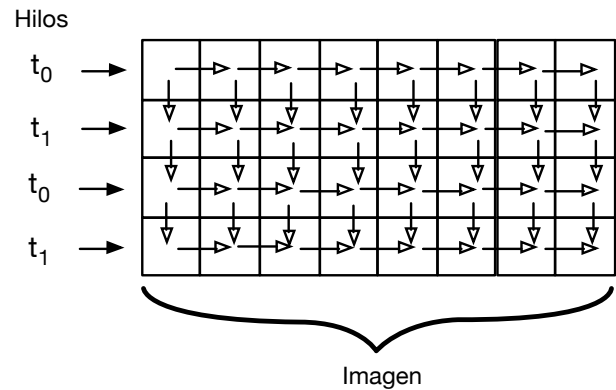


Fig. 4. Ejemplo de esquema de paralelización con 2 hilos. Cada cuadrado representa un pixel, y las flechas blancas una operación de paso de mensaje.

Algoritmo 1 Pseudocódigo del proceso maestro. El paso 5 es ejecutado en paralelo.

- 1: Leer imágenes y calcular descriptor SIFT.
- 2: Calcular el término de datos.
- 3: Calcular el término de uniformidad.
- 4: **for** $i \leftarrow 0; i < NumIterations; i++$ **do**
- 5: Paso de mensajes del algoritmo BP en los procesos trabajadores.
- 6: **end for**
- 7: Barrera de Sincronización
- 8: Calcular la *energía* y dejarla disponible a los procesos trabajadores.
- 9: Barrera de Sincronización
- 10: Chequear condición de parada y mostrar resultados.

núcleo.

Se utilizó como base de datos para los experimentos, el repositorio público PolyU [28], de la *Hong Kong Polytechnic University*. Esta base de datos consiste de imágenes de venas del dedo y de imágenes de la textura de la superficie de los dedos, de voluntarios hombres y mujeres. Esta base de datos fue creada entre Abril/2009 y Marzo/2010 usando un dispositivo de obtención de imagen sin contacto. La base de datos tiene 6.264 imágenes de 156 voluntarios en formato bitmap (*.bmp). Alrededor del 93% de los sujetos son menores de 30 años. Las imágenes fueron adquiridas en dos sesiones

Algoritmo 2 Pseudocódigo de procesos trabajadores (Paso 5 del Algoritmo 1).

- 1: **for** $i \leftarrow HiloID; i < Height; i++ = NumProcs$ **do**
- 2: **for** $j \leftarrow 0; j < Width; j++$ **do**
- 3: Ejecutar paso de mensajes a vecinos.
- 4: **end for**
- 5: **end for**
- 6: Retornar resultados al proceso maestro.

TABLA I
HARDWARE USADO EN LOS EXPERIMENTOS.

Procesador	2xIntel Xeon E5-2620v3, 12-núcleos (en total) 15MB Cache, 2.40 GHz, Haswell
Memoria	32 GB
Sistema Operativo	GNU Debian System Linux kernel 3.10.0-693.21.1.el7.x86_64
Compilador	g++ versión 4.8.5, flags: -O3

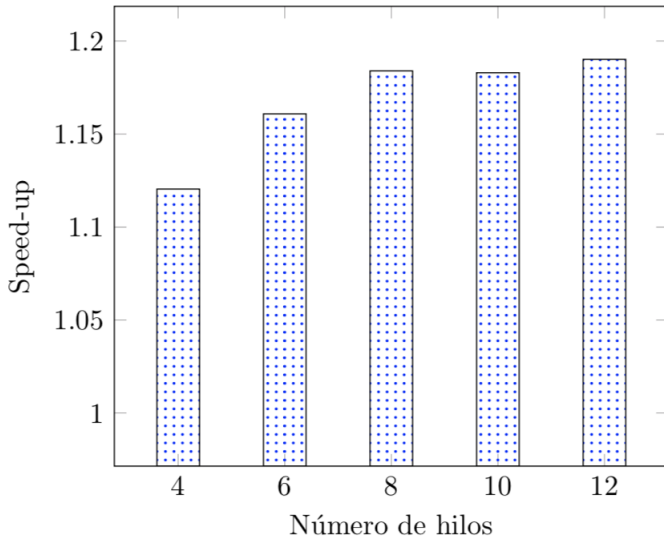


Fig. 5. Speed-up usando diferentes configuraciones de la versión multi-núcleo.

separadas por un intervalo entre uno y seis meses. En cada sesión los voluntarios otorgaron 6 muestras de imágenes del dedo índice y dedo medio, y cada muestra consistió de una imagen de venas del dedo y una imagen de textura del dedo de la mano izquierda. Por lo tanto, cada voluntario otorgó 24 imágenes en una sesión. Para el objetivo del presente artículo solo se tomaron en cuenta las imágenes de venas del dedo, que consisten en 3.132 imágenes. Para la comparación de tiempos de ejecución en los experimentos, éstos se realizaron bajo un entorno de identificación para cada imagen de la base de datos, lo que implicó 3.132^2 comparaciones.

La Figura 5 muestra los resultados de speed-up del método multi-núcleo variando el número de hilos. Los resultados muestran un speed-up que no es alto tomando en cuenta el número de hilos involucrados. Esto es debido principalmente a que la imagen que representa las venas de un dedo es de un tamaño pequeño, por lo tanto, la ganancia en tiempo de ejecución del algoritmo multi-núcleo se ve perjudicada por las barreras necesarias para el adecuado funcionamiento del algoritmo. El procesamiento de una imagen de mayor tamaño implicará un speed-up más favorable.

Debido a los resultados obtenidos, se propone una segunda versión multi-núcleo, pero agregando otra jerarquía de hilos, por un lado los mismos hilos que ya teníamos anteriormente

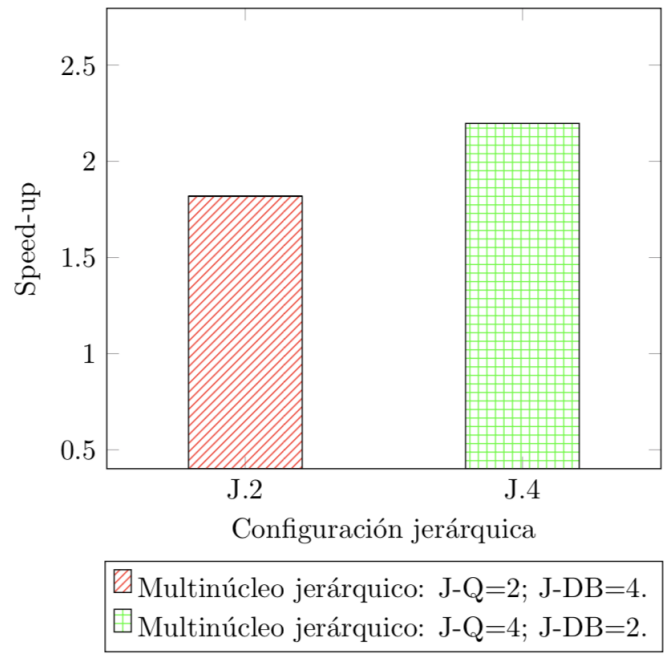


Fig. 6. Speed-up obtenidos para diferentes configuraciones de la versión multi-núcleo.

(denominados *Hilos J-DB*), y por otro lado, hilos encargados de la gestión de consultas (denominados *Hilos J-Q*). Estos últimos, se encargan del procesamiento completo de una consulta, y por lo tanto, crearán y ejecutarán los hilos *J-DB* necesarios para procesar la consulta, usando el algoritmo previo multi-núcleo (Sección IV).

La Figura 6 muestra los resultados de la implementación de la versión multi-núcleo jerárquica con distinta configuración en la cantidad de hilos *J-DB* y *J-Q*. Cabe destacar que en ambas configuraciones se utilizaron la misma cantidad de hilos en total (10 hilos).

VI. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se ha propuesto un método de identificación de personas mediante venas del dedo, utilizando una plataforma paralela para permitir el procesamiento de consultas en tiempo real.

El método desarrollado por Meng et al. [7] fue tomado como referencia para la implementación de los algoritmos multi-núcleo. Meng et al. proponen una técnica de reconocimiento de venas del dedo basada en los desplazamientos SIFT de las imágenes comparadas, que respecto a otras alternativas del estado del arte, obtienen el mejor resultado en cuanto a porcentaje de acierto en la identificación.

Se han propuesto e implementado dos soluciones multi-núcleo basadas en la correspondencia optimizada del desplazamiento SIFT. La mejor de ellas, establece una jerarquía de hilos que se procesan de forma anidada, donde el primer tipo de hilo se encarga de gestionar las consultas (hilos *J-Q*), mientras que el segundo tipo lo hace del procesamiento

de la consulta con los elementos de la base de datos (hilos J-DB). Este algoritmo mostró en los experimentos un speed-up de hasta 2.19x utilizando 2 hilos J-Q y cada uno de ellos con 4 hilos J-DB.

Cabe destacar la gran eficiencia del algoritmo de correspondencia SIFT entre imágenes comparado con trabajos actuales del estado del arte. Pero, también se destaca la gran dificultad presente al momento de extender este algoritmo a una versión multi-núcleo, debido a que muchos de sus métodos son intrínsecamente secuenciales, y las regiones de código susceptibles a ser paralelizadas no implican un gran porcentaje de cómputo. Considerando esto último, el speed-up obtenido en este trabajo es significativo con respecto a la versión secuencial del mismo.

REFERENCES

- [1] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," *IEEE Trans Circ Syst Vid*, vol. 14, pp. 4–20, 2004.
- [2] M. Kono, H. Ueki, and S. Umemura, "A new method for the identification of individuals by using of veins pattern matching of a finger," in *Proceedings of the 5th Symposium on Pattern Measurement*, 2000, pp. 9–12.
- [3] N. Miura and A. Nagasaka, "Feature extraction of finger-vein pattern based on repeated line tracking and its application to personal identification," *Machine Vision and Applications*, vol. 15, no. 4, pp. 194–203, 2004.
- [4] H. Liu, L. Yang, G. Yang, and Y. Yin, "Discriminative binary descriptor for finger vein recognition," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 5795–5804, 2017.
- [5] X. Xi, L. Yang, and Y. Yin, "Learning discriminative binary codes for finger vein recognition," *Pattern Recognition*, vol. 66, pp. 26–33, 2017.
- [6] L. Yang, G. Yang, Y. Yin, and X. Xi, "Finger vein recognition with anatomy structure analysis," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017.
- [7] X. Meng, X. Xi, G. Yang, and Y. Yin, "Finger vein recognition based on deformation information," *Science China Information Sciences*, vol. 61, no. 5, p. 052103:1–052103:15, 2018.
- [8] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and E. L. Eddins, *Digital Image Processing Using MATLAB*. Princeton: Pearson Education Inc., 2004.
- [9] D. Ezhilmaran and P. R. B. Joseph, "A study of feature extraction techniques and image enhancement algorithms for finger vein recognition," *International Journal of PharmTech Research*, vol. 8, no. 8, pp. 222–229, 2015.
- [10] E. C. Lee, H. C. Lee, and K. R. Park, "Finger vein recognition using minutia-based alignment and local binary pattern-based feature extraction," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 19, pp. 179–186, 2009.
- [11] H. C. Lee, B. J. Kang, E. C. Lee, and K. R. Park, "Finger vein recognition using weighted local binary pattern code based on a support vector machine," *Journal of Zhejiang University*, vol. 11, pp. 514–524, 2010.
- [12] B. A. Rosdi, C. W. Shing, and S. A. Suandi, "Finger vein recognition using local line binary pattern," *Sensors*, vol. 11, pp. 11 357–11 371, 2011.
- [13] W. Song, T. Kim, H. C. Kim, J. H. Choi, H. J. Kong, and S. R. Lee, "A finger-vein verification system using mean curvature," *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, pp. 1541–1547, 2011.
- [14] C. Yu, H. Qin, Y. Cui, and X. Hu, "Finger-vein image recognition combining modified hausdorff distance with minutiae feature matching," *Interdisciplinary Sciences: Computational Life Sciences*, vol. 1, pp. 280–289, 2009.
- [15] F. Liu, G. Yang, Y. Yin, and S. Wang, "Singular value decomposition based minutiae matching method for finger vein recognition," *Neuro-computing*, vol. 145, pp. 75–89, 2014.
- [16] J. D. Wu and C. T. Liu, "Finger-vein pattern identification using principal component analysis and the neural network technique," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 5423–5427, 2011.
- [17] G. Yang, X. Xi, and Y. Yin, "Finger vein recognition based on $(2d)^2$ pca and metric learning," *Journal of Biomedicine and Biotechnology*, vol. 2012, no. 324249, 2012.
- [18] J. D. Wu and C. T. Liu, "Finger-vein pattern identification using svm and neural network technique," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 14 284–14 289, 2011.
- [19] L. Yang, G. Yang, Y. Yin, and L. Zhou, "A survey of finger vein recognition," School of Computer Science and Technology, Shandong University, Tech. Rep., 2014.
- [20] E. C. Lee and K. R. Park, "Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition," *Optical Laser Engineering*, vol. 49, pp. 816–828, 2011.
- [21] J. Yang and Y. Shi, "Finger-vein roi localization and vein ridge enhancement," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 1569–1579, 2012.
- [22] C. Liu, J. Yuen, and A. Torralba, "Sift flow: Dense correspondence across scenes and its applications," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, no. 5, pp. 978–994, 2011.
- [23] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, pp. 91–110, 2004.
- [24] J. Luo and G. Oubong, "A comparison of sift, pca-sift and surf," *International Journal of Image Processing*, vol. 3, no. 3, 2010.
- [25] A. Shekhovtsov, I. Kovtun, and V. Hlavac, "Efficient mrf deformation model for non-rigid image matching," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2007.
- [26] P. F. Felzenszwalb and D. P. Huttenlocher, "Efficient belief propagation for early vision," *International journal of computer vision*, vol. 70, no. 1, pp. 41–54, 2006.
- [27] L. Dagum and R. Menon, "Openmp: an industry standard api for shared-memory programming," *IEEE computational science and engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 46–55, 1998.
- [28] A. Kumar and Y. Zhou, "Human identification using finger images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 21, no. 4, pp. 2228–2244, 2012. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/TIP.2011.2171697>