

**DETECCIÓN DE DETALLES EN HUELLAS DACTILARES USANDO REDES
NEURONALES**

FABIÁN HUMBERTO HERRERA SANTANA

LEONARDO URIBE KAFFURE

Trabajo de Grado

para optar al título de Ingeniero Electrónico

Director

Ingeniero Pedro Raul Vizcaya Guarín

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA

FACULTAD DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO DE ELECTRÓNICA

BOGOTÁ D.C.

2005

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA

RECTOR MAGNÍFICO:	R. P. GERARDO REMOLINA, S. J.
DECANO ACADÉMICO:	ING. ROBERTO ENRIQUE MONTOYA VILLA
DECANO DEL MEDIO UNIVERSITARIO:	R. P. ANTONIO JOSÉ SARMIENTO NOVA, S. J.
DIRECTOR DE CARRERA:	ING. JUAN CARLOS GIRALDO
DIRECTOR DEL PROYECTO:	ING PEDRO RAUL VIZCAYA GUARÍN

ARTÍCULO 23 DE LA RESOLUCIÓN No. 13 DE JUNIO DE 1946

“La universidad no se hace responsable de los conceptos emitidos por sus alumnos en sus proyectos de grado. Sólo velará por que no se publique nada contrario al dogma y a la moral católica y por que los trabajos no contengan ataques o polémicas puramente personales. Antes bien, que se vea en ellos el anhelo de buscar la verdad y la justicia.”

A nuestros padres, por su apoyo incondicional.

A Dios.

Fabián Herrera

Leonardo Uribe

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos al Ingeniero Pedro Vizcaya por la forma adecuada en que dirigió este proyecto. Su gran capacidad como investigador y sus indicaciones claras y oportunas facilitaron el cumplimiento de nuestros objetivos.

Aprendimos más que huellas dactilares... nos iniciamos como investigadores.

RESUMEN

El presente trabajo investiga, desarrolla y evalúa una red neuronal tipo perceptrón multicapa con algoritmo de propagación hacia atrás (backpropagation) enfocada a la detección eficaz de detalles en imágenes de huellas dactilares. La herramienta matemática utilizada para hacer la extracción de las características a partir de la imagen de la huella es la transformación de Poincaré.

Esta investigación se desarrolla como una continuación de la labor realizada en el trabajo de grado 'Análisis y síntesis de patrones dactilares' [2] y busca mostrar un método alternativo para detectar detalles en huellas dactilares evitando los procesos tradicionales de binarización y segmentación [8].

GLOSARIO

Arco, arco tendido, presilla izquierda, presilla derecha y verticilo: Esta es una de las posibles clasificaciones para los patrones dactilares teniendo en cuenta las características globales, es decir, el número de núcleos y deltas presentes en la huella.

Cresta: Es la parte de la huella dactilar que se imprime en una hoja cuando ésta es adquirida mediante tinta. Es el sector sobresaliente de la yema del dedo que se visualiza como líneas gruesas.

Detalle (Minucia): Un detalle es un punto en el que una cresta de un patrón dactilar termina o se bifurca. En dactiloscopia los detalles son la característica utilizada para el reconocimiento de patrones dactilares. Un detalle se denomina verdadero cuando estando en la imagen es identificado por medio del procedimiento utilizado para tal fin. Y se denomina falso cuando el procedimiento de identificación arroja como resultado la presencia de un detalle que en realidad no hace parte de la imagen.

Falsa aceptación: Indicador utilizado en la medición del desempeño de sistemas de detección. La falsa aceptación ocurre cuando el sistema indica la presencia de una característica que en realidad no existe.

Falso rechazo: Indicador utilizado en la medición del desempeño de sistemas de detección. El falso rechazo ocurre cuando el sistema no indica la presencia de una característica existente.

Perceptrón multicapa (MLP): Este es uno de los tipos de red neuronal más comunes. Esta estructura nació con la intención de dar solución a las limitaciones del Perceptrón simple o unicapa. En este tipo de red el número de capas ocultas puede ser mayor o igual que una. Es una red unidireccional (feedforward).

Perceptrón simple o unicapa: Este no es más que un conjunto de neuronas no unidas entre sí, de manera que cada una de las entradas del sistema se conectan a cada neurona, produciendo cada una de ellas su salida individual.

Plano de orientación: La definición de plano de orientación que tomaremos en este trabajo, será la desarrollada en [7], en la cual se toma como base el cuadrado del gradiente.

Propagación hacia atrás: (back-propagation, BP) Es uno de los algoritmos de aprendizaje más utilizados en el campo de las redes neuronales. La principal característica de este método es la utilización de un aprendizaje simple y claro en grandes sistemas compuestos de pequeños subsistemas elementales, los cuales pueden ser representados por funciones bien

definidas y diferenciables. Este método es una herramienta muy útil en varios tipos de aplicaciones, entre las que cabe destacar reconocimiento de patrones, establecimiento de modelos de forma dinámica, análisis de sensibilidad, y sistemas de control en tiempo real.

Singularidad: Una singularidad es un punto alrededor del cual la orientación de las crestas de una huella dactilar puede no ser definida unívocamente. Las impresiones de las huellas presentan tres tipos de singularidades: núcleos, deltas y doble núcleos

Transformación de Poincaré (TP): La transformación de Poincaré, tratada en [8] es una extensión del Índice Difuso de Poincaré (Fuzzy Poincaré Index) introducida por el mismo autor [7]. Consiste en la transformación de Fourier de cuatro números complejos y, cuando es aplicado a la matriz de orientación de una huella dactilar, mide el grado de membresía de un patrón dado a cada uno de los tipos de singularidades.

Valles: Canales que separan las crestas en la yema de los dedos. Es la parte que no se imprime cuando una huella es adquirida con tinta. Al observar un dedo, las líneas delgadas visualizadas corresponden a los valles.

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Detección de detalles en 9 huellas haciendo uso de la TP (Promedios por huella).	36
Tabla 2. Detección de detalles usando red TP + red de grises.....	37
Tabla 3. Detección de detalles con red TP automática. ‘% unos’ hace referencia al porcentaje de detalles en los datos de entrenamiento.	38
Tabla 4. Detección de detalles usando red TP manual. ‘% unos’ hace referencia al porcentaje de detalles en los datos de entrenamiento.	39
Tabla 5. Detección de detalles por el método de Araque [2].....	40
Tabla 6. Error para cada método de detección de detalles.....	43

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Huella dactilar.	4
Figura 2. Detalles (bufurcación y terminación) y singularidades (núcleo y delta) en huellas dactilares.....	5
Figura 3. Imagen de la huella sin filtrar (izquierda) y filtrada (derecha).....	8
Figura 4. Huella binarizada y esqueletizada.	9
Figura 5. Imagen de huella y representación de su transformación de Poincaré.....	11
Figura 6. Identificación de detalles con singularidades a pequeña escala..	12
Figura 7. Esquema básico de una Red tipo Perceptrón multicapa (izquierda) y función de salida de la neurona (derecha).	16
Figura 8. Diagrama en bloques del sistema de detección de detalles en huellas dactilares.	19
Figura 9. Sector de huella sin filtrar y su FFT.	21
Figura 10. FFT modificada y sector de huella resultante.	22
Figura 11. Reconstrucción de imagen con interpolación bilineal (derecha) y sin ella (izquierda).	22
Figura 12. Proceso de obtención del vector de orientación para una ventana de 4x4 pixeles.	24

Figura 13. Arquitectura de la red de grises.	25
Figura 14. Diagrama en bloques de la TP y la red de grises trabajando juntas.	26
Figura 15. Arquitectura de la red TP.	27
Figura 16. Red neuronal implementada.	29
Figura 17. Imagen A_F0230_10 de la base de datos del NIST.	32
Figura 18. Imagen filtrada.	32
Figura 19. Imagen de huella con rotulación manual.	33
Figura 20. Imagen de huella con detección de detalles haciendo uso de la TP.	33
Figura 21. Imagen de huella y marcación de detalles con red TP + red grises.	34
Figura 22. Imagen de huella y marcación de detalles con red TP automática.	34
Figura 23. Imagen de huella y detección de detalles con TP manual.	35
Figura 24. Imagen de huella y detección de detalles por el método de Araque [2].	35

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN	1
2. MARCO TEÓRICO	4
2.1 HUELLAS DACTILARES	4
2.1.1 INTRODUCCIÓN.....	4
2.1.2 IDENTIFICACIÓN DE DETALLES EN HUELLAS DACTILARES.....	6
2.2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	13
2.2.1 DEFINICIÓN	13
2.2.2 APLICACIONES.....	13
2.2.3 CLASIFICACIÓN	14
2.2.4 PERCEPTRÓN MULTICAPA (MLP)	16
3. ESPECIFICACIONES	18
4. DESARROLLO	20
4.1 PROCESAMIENTO DE LA HUELLA.....	20
4.1.1 FILTRADO	20
4.1.2 MATRIZ DE ORIENTACIÓN.....	23
4.2 REDES NEURONALES	25

4.2.1	RED DE GRISES	25
4.2.2	RED TP.....	26
5.	RESULTADOS	30
6.	ANALISIS DE RESULTADOS.....	41
7.	CONCLUSIONES.....	44
8.	BIBLIOGRAFÍA	45

1. INTRODUCCIÓN

Las mediciones biométricas son empleados como métodos de reconocimiento de personas basados en una característica fisiológica o comportamental. Entre las características medidas están: la cara, las huellas dactilares, la geometría de la mano, el estilo de escritura, el iris, la retina, las venas y la voz. Las tecnologías biométricas se están convirtiendo en el fundamento de sistemas de identificación y verificación personal altamente confiables. La necesidad de esta tecnología nace de diversos sectores entre los que se encuentran el sector gubernamental, el militar y el comercial.

El uso de indicadores biométricos para autenticación personal, ya sean solos o integrados con otras tecnologías se están volviendo cada vez más convenientes y considerablemente más seguros que los métodos corrientes (tales como la utilización de claves personales). La razón de ello es que una clave puede ser reproducida fácilmente después de ser 'hurtada', mientras que el requisito de la huella dactilar del individuo o el iris de sus ojos es más difícil de reproducir sin contar con la presencia del mismo en el lugar donde se requiera la identificación o autenticación personal.

Como una muestra de la popularización de los métodos de identificación biométrica, recientemente la Unión Europea (UE) ha alcanzado un acuerdo

para incluir las huellas dactilares en formato digital en los pasaportes en un plazo de tres años; de esta forma, los pasaportes de los Estados miembros contarán con un microprocesador con dos datos biométricos, tras el acuerdo del pasado mes de junio (2004) para introducir la fotografía digital en un plazo de 18 meses, según han decidido los ministros de Justicia de la UE.¹

Las huellas dactilares, a pesar de no ser un mecanismo de identificación tan confiable como el iris, continúan conservando un papel importante dentro de las medidas biométricas. Esto es debido a varios factores: primero, al hecho de que fue el primer mecanismo de identificación personal con un grado aceptable de confiabilidad y por lo tanto cuenta en la actualidad con mayor trayectoria investigativa que cualquier otra medida biométrica; además, muchas instituciones cuentan con importantes bases de datos de huellas dactilares, información esta que no es fácilmente transformable a otro tipo de parámetro biométrico y que debe ser conservada en muchos casos. Un segundo factor, de índole judicial, es el hecho de que la huella dactilar es una de las únicas medidas biométricas fácilmente recuperables en una escena de un crimen. El proceso relativamente fácil de adquisición de la huella dactilar se constituye en otra

¹ Agencias Iblnews. Martes 26 de octubre de 2004. <http://iblnews.com/noticias/10/117948.html>

de sus ventajas, esta vez en el ámbito comercial y de seguridad para ingreso a recintos relativamente pequeños y poco concurridos.

2. MARCO TEÓRICO

2.1 HUELLAS DACTILARES

2.1.1 INTRODUCCIÓN

Las huellas dactilares –que han sido usadas desde hace aproximadamente 100 años de manera sistemática– son la característica biométrica de uso más antiguo. Los estudios científicos en huellas dactilares se iniciaron al final del siglo XVI, pero los fundamentos de las técnicas modernas de identificación fueron establecidos en los estudios de F. Galton y E. Henry hacia finales del siglo XIX.²

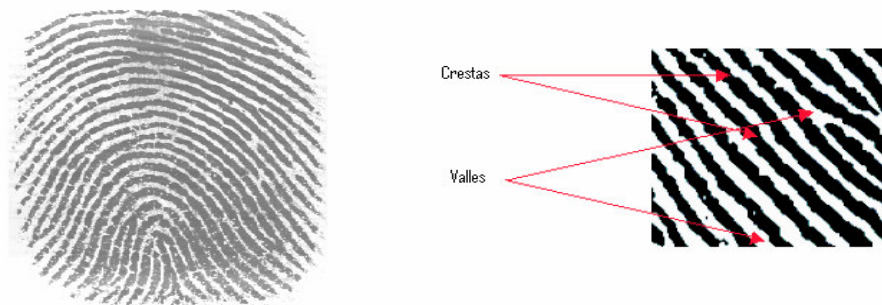


Figura 1. Huella dactilar.

² Para una explicación más amplia de los trabajos de Henry y Galton, ver [¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.].

Una huella dactilar está compuesta de segmentos curvilíneos. Las líneas oscuras se denominan crestas, mientras que las blancas se llaman valles. Galton introdujo el concepto de minucia, que representa una discontinuidad local en el patrón de flujo de las crestas. Las minucias se denominan también detalles y sirven como características para discriminación de huellas. Las dos clases más importantes de detalles son las terminaciones y las bifurcaciones de las crestas.

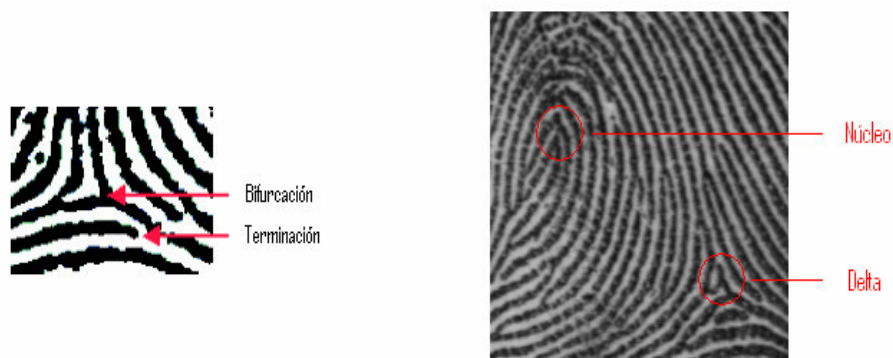


Figura 2. Detalles (bifurcación y terminación) y singularidades (núcleo y delta) en huellas dactilares.

En el estudio realizado por Henry, éste examinó la estructura global de las huellas dactilares y estableció el 'sistema de Henry' para clasificación de huellas. Éste sistema es un método muy efectivo de clasificación de huellas y se utiliza en la mayoría de los sistemas actuales de identificación. El

método se basa en las características del flujo de las cretas, en el cual se forman singularidades conocidas como deltas y núcleos [2].

Actualmente, en el proceso de identificación de huellas, primero se hace una clasificación de la huella por el método de Henry y posteriormente se busca la huella exacta haciendo comparación de detalles.

2.1.2 IDENTIFICACIÓN DE DETALLES EN HUELLAS DACTILARES

PROCESAMIENTO TRADICIONAL DE LA HUELLA

Con el objetivo de extraer adecuadamente los detalles presentes en la imagen de una huella dactilar, se procede a un procesamiento de la imagen de la huella que incluye normalmente 4 etapas:

- a) Preprocesamiento
- b) Reconstrucción
- c) segmentación de las crestas
- d) Codificación de los detalles

El **preprocesamiento** incluye pasos como correcciones geométricas de la óptica del sistema de adquisición, aplicación de filtros pasabajo para remover ruido en altas frecuencias, pasabanda para resaltar bordes y corregir difusión, y filtro mediana para remover poros.

La **reconstrucción** de la huella dactilar es el conjunto de procesos enfocados a conectar las crestas las cuales generalmente aparecen con desconexiones producidas por la misma textura de la piel y su contacto incompleto con el sistema de adquisición. El método más efectivo de reconstrucción es la aplicación de filtros pasabajos en la dirección de la orientación. Un método efectivo de realizar este filtro direccional, sin conocimiento a priori de la orientación, es a través de la modificación no lineal de transformación de Fourier bidimensional. La modificación consiste en aplicar una función cuadrática a la magnitud de todas las componentes de la transformación en una ventana de la imagen (excepto la componente constante) normalizadas con respecto a la máxima componente. Esta operación enfatiza las componentes principales que corresponden a la frecuencia espacial de las crestas. La reconstrucción en el dominio de la transformación de Fourier se realiza con un solapamiento del 50% para evitar los efectos de borde en las ventanas. En el ejemplo mostrado en la Figura 3 se usa una ventana de 32x32 puntos con 50% de solapamiento.



Figura 3. Imagen de la huella sin filtrar (izquierda) y filtrada (derecha).

Otro método alternativo, que resulta más eficiente, aunque menos efectivo, consiste en determinar la respuesta de un conjunto de filtros directivos. El FBI propuso un método basado en 8 direcciones usando una ventana de 9×9 . Estos filtros solo tienen 5 puntos distintos de cero alineados a lo largo de una de 8 direcciones. La salida se escoge como la dirección en la cual la varianza de los puntos seleccionados sea mínima, lo cual normalmente corresponde a la dirección de las crestas o valles.

En el presente trabajo se ha optado por trabajar con el método de modificación no lineal de la transformación de Fourier, expuesto con más detalle en [2]. Se utilizan ventanas de 32×32 píxeles y se hacen variaciones sobre el exponente de la función del filtro, observando las consecuencias de estas variaciones sobre el desempeño del sistema de detección.



Figura 4. Huella binarizada y esqueletizada³.

Después de el proceso de reconstrucción de la imagen de la huella se procede a un proceso llamado **segmentación de las crestas**, que consiste en aplicar un umbral sobre la imagen reconstruida. Este umbral es local y se determina del promedio de niveles de gris en una región de al menos 8x8 puntos. La imagen binarizada (Figura 4) es entonces procesada con operaciones morfológicas para producir el esqueleto de las crestas. Las operaciones morfológicas se aplican usualmente sobre vecindarios de 3x3 puntos, empleando tablas para realizar operaciones como dilación, erosión, limpieza, rellenado y adelgazamiento, que finalmente reproducen las líneas con un mínimo de ramas espúreas. Finalmente, sobre la imagen adelgazada es posible detectar los detalles analizando el vecindario de

³ Aunque el proceso de esqueletización parece desconectar las crestas, esto solo es efecto de la resolución de la impresión de este documento.

cada punto sobre una ventana de 3x3 puntos. La **codificación** que se genere en adelante depende del método de comparación de huellas que se emplee y puede ser desde la simple localización geométrica de los detalles hasta el grafo que relacione las crestas con información de su longitud y vecindad.

PROCESAMIENTO DE LA HUELLA USANDO LA TRANSFORMACIÓN DE POINCARÉ

Definición

La transformación de Poincaré (TP) es una transformación espacial bi-dimensional cuyo primer paso consiste en aplicar la transformación discreta de Fourier de 4 puntos (DFT-4) a todas las vecindades de 2x2 puntos de una imagen en escala de grises en el sentido de las manecillas del reloj. Puesto que la base de la DFT-4 es unitaria (no requiere multiplicaciones) y compleja, la TP también es unitaria y compleja. El n-ésimo paso de la TP se completa aplicando reiteradamente el anterior paso a cada uno de los planos generados por el paso anterior n veces. La Figura 5 muestra la imagen de una huella dactilar junto con la imagen resultante de aplicar sobre ella el primer paso de la TP.

Interpretaciones de la TP

La interpretación del primer paso de la TP aplicada sobre una imagen en tono de grises es como sigue: el primer plano es real y es el promedio local de la imagen a escala 1:2. El segundo y el cuarto plano son complejos

conjugados entre sí y están relacionados directamente con el gradiente local del vecindario (ver Figura 5). El tercer plano es real y es una medida de la incoherencia entre un plano y los cuatro puntos. Los componentes resultantes de este proceso se pueden usar para generar un vector de orientación cuyo ángulo representa la orientación local de las crestas y cuya magnitud es una medida de la coherencia local de esta orientación y está normalizada entre cero y uno.

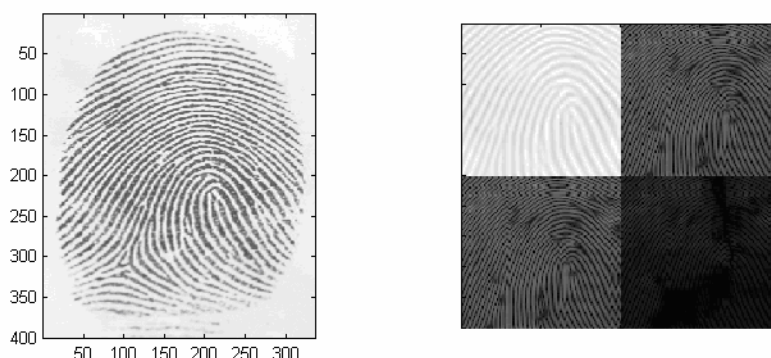


Figura 5. Imagen de huella y representación de su transformación de Poincaré.

Cuando se aplica sobre un plano de orientación⁴, la interpretación de la TP es la siguiente: la magnitud del primer plano es la orientación promedio de

⁴ Orientación: inclinación dominante de las crestas en una región de la huella. Se representa como un vector unitario cuya fase está en el intervalo $(-\pi/2, \pi/2]$. El plano de orientación es representado por una matriz cuyos elementos son los vectores de orientación de la huella.

la vecindad y su relación con los demás planos puede generar una medida de la coherencia de la orientación en la vecindad correspondiente; la magnitud del segundo plano es una medida de la presencia de un núcleo en esa vecindad, la magnitud del tercer plano indica la presencia de un patrón de delta y la magnitud del cuarto plano indica la presencia de un núcleo o delta doble. La Figura 6 muestra como un detalle, cuando es visto de cerca, se puede representar como un núcleo (en forma de U) y un delta en el plano de orientación, concepto que posibilita la aplicación de la TP a la detección de detalles en huellas dactilares.

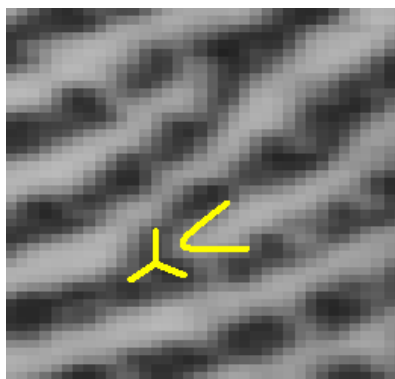


Figura 6. Identificación de detalles con singularidades a pequeña escala.

2.2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

A Continuación se exponen algunos conceptos de RNA relevantes para el presente proyecto. Para una descripción más detallada de los conceptos teóricos relacionados con el tema, referirse al anexo correspondiente.

2.2.1 DEFINICIÓN

Una Red neuronal artificial es un sistema computacional que simula el comportamiento del cerebro humano. Consta de procesadores elementales de información denominados neuronas, conectados entre si a través de sus diversas entradas y su función de salida. Se pueden distinguir en una red neuronal estructuras de neuronas denominadas capas neuronales, existiendo una capa de entrada, una de salida y capas intermedias (ocultas). El procesamiento de la información se hace en paralelo y, según el tipo de red, de manera síncrona o asíncrona.

2.2.2 APLICACIONES

Las redes neuronales tienen su principal campo de aplicación en aquellos problemas para los cuales no hay o no se han encontrado procedimientos algorítmicos satisfactorios para afrontarlos. Debido a su capacidad de aprendizaje a través de un proceso de entrenamiento, no es necesario

poseer un modelo previo de la problemática a tratar para poder abordar su solución con ayuda de las RNA.

Entre los problemas trabajados con esta tecnología se encuentran la predicción de crisis bancarias, la estabilización computarizada de vuelo en aviones de combate y el diagnóstico de electroencefalogramas.

En el caso de la presente investigación, las RNA se usan como método para mejorar la capacidad de una herramienta determinada (La transformación de Poincaré), buscando explorar características de dicha herramienta que aun no hallan sido puestas en evidencia cuando se trabaja en detección de detalles en huellas dactilares.

2.2.3 CLASIFICACIÓN

Dependiendo del modelo de neurona que se utilice, de la arquitectura o topología de las conexiones y del algoritmo de aprendizaje, surgen distintos modelos de redes neuronales.

Los dos conceptos que más caracterizan un modelo neuronal son el tipo de aprendizaje y la arquitectura de la red y, a partir de estos dos parámetros se puede proceder a una clasificación general de las RNA. Según el tipo de aprendizaje se pueden dividir en:

REDES SUPERVISADAS:

Se presenta a la red un conjunto de patrones junto con las salidas esperadas para cada uno de ellos y, a través de esta información, la red va ajustando los pesos sinápticos con una regla de aprendizaje que debe converger. Este tipo de aprendizaje se utiliza en procesos en los que se busca que la red sea un estimador universal de funciones, es decir, que la red se aproxime a una función conocida o desconocida.

REDES NO SUPERVISADAS O AUTO-ORGANIZADAS:

Se busca la estimación de una función de densidad de probabilidad $p(x)$ que describa la distribución de los patrones x pertenecientes al espacio de entrada de la red. En este tipo de aprendizaje se presentan a la red multitud de patrones sin adjuntar la respuesta deseada. Se busca simplemente que la red reconozca regularidades en el conjunto de datos de entrada.

Además de esta clasificación, se puede hacer una subclasificación dependiendo de la topología de las conexiones entre neuronas en redes realimentadas y no realimentadas.

2.2.4 PERCEPTRÓN MULTICAPA (MLP)

El perceptrón multicapa es un tipo de red neuronal no realimentada que consta de una capa de entrada, una de salida y por lo menos una capa oculta.

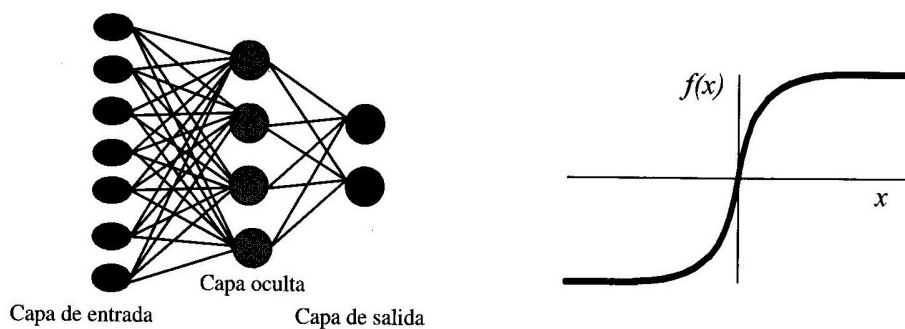


Figura 7. Esquema básico de una Red tipo Perceptrón multicapa (izquierda) y función de salida de la neurona (derecha).

Esta arquitectura suele entrenarse de manera supervisada mediante un algoritmo denominado retropropagación de errores o BP (BackPropagation). En muchas ocasiones el conjunto arquitectura MLP + aprendizaje BP suele denominarse red de retropropagación o simplemente BP. Un MLP de una única capa oculta puede aproximar hasta el nivel deseado cualquier función continua en un intervalo, por lo tanto, las redes multicapa unidireccionales son aproximadores universales de funciones.

En el algoritmo BP, la actualización de los valores de los pesos sinápticos de la capa de salida se hace teniendo en cuenta el error de la salida actual de la red (señal de error). A continuación, se propagan hacia atrás los

errores a través de las sinapsis, proporcionando así señales de error a las neuronas de la capa oculta, que con esta información actualizan sus pesos y propagan nuevamente la señal de error hasta llegar a la capa de entrada.

3. ESPECIFICACIONES

La entrada al sistema es la imagen de una huella dactilar proveniente de una base de datos (ver Figura 8). La imagen debe tener densidad de 500 puntos por pulgada y debe ser en blanco y negro (tonos de grises). El sistema detecta la ubicación de los detalles esenciales (bifurcaciones y terminaciones de crestas) presentes en la imagen de entrada. El sistema analiza la imagen usando la transformación de Poincaré para grupos de cuatro vectores adyacentes (formando un cuadrado) con solapamiento de 50%; cada vector representa una vecindad de 3x3 píxeles en la imagen original. Los posibles detalles obtenidos por este método se someten a un filtro consistente en eliminar una detecciones que se encuentre muy cerca de otra, ya que se considera como doble detección de un mismo detalle. Con la información adquirida de los detalles se genera un vector-salida de características de la imagen de entrada, el cual puede ser aplicado a sistemas de verificación o identificación basados en huellas dactilares. El procesamiento de la imagen y la extracción de características de la misma se implementan en Matlab 7.

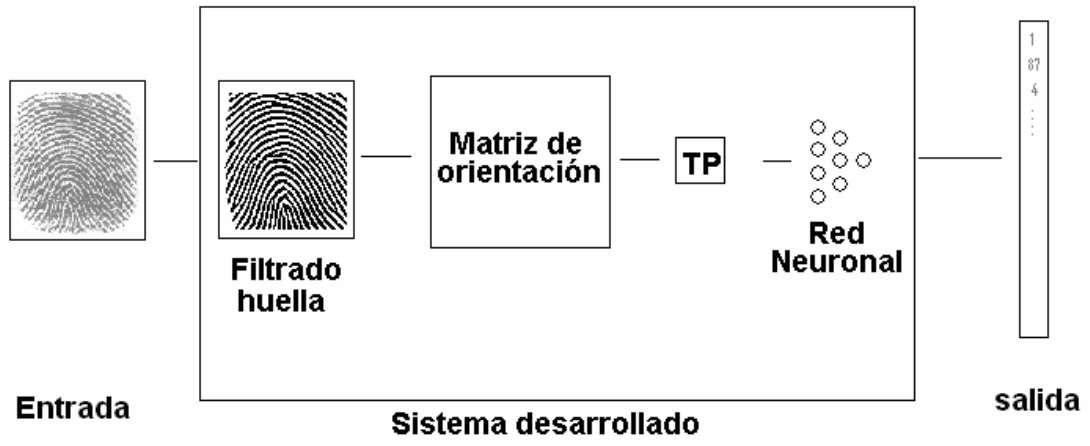


Figura 8. Diagrama en bloques del sistema de detección de detalles en huellas dactilares.

4. DESARROLLO

4.1 PROCESAMIENTO DE LA HUELLA

La etapa de procesamiento de la huella dactilar se divide en dos sub-etapas principales. Primero se procede a filtrar la huella y posteriormente, sobre la huella filtrada, se obtiene la matriz de orientación. Las especificaciones de cada uno de los procesos se exponen a continuación:

4.1.1 FILTRADO

El objetivo principal del filtrado es generar una imagen uniforme, con bordes suaves, crestas continuas, sin poros (los cuales no son ruido sino parte constituyente de la huella) y con un mínimo de ruido.

Debido a que en cada sector de la huella la orientación de las crestas es diferente a la de los demás sectores, se debe hacer un proceso de filtrado sectorizado. Se escoge un tamaño de ventana (sector) de la huella de 32 x 32 píxeles. Este tamaño de ventana es suficientemente grande para contener alrededor de 3 crestas y sus respectivos valles y lo suficientemente pequeño para que en toda la ventana la dirección de la orientación de las crestas no varíe considerablemente, permitiendo hacer un filtrado direccional.

El método de filtrado, propuesto por Vizcaya [8], consiste en alterar la magnitud de los coeficientes de la transformada discreta de Fourier de la imagen de tal manera que se resalten los componentes más importantes (los cuales representan la orientación dominante de la ventana) y tiendan a anularse las componentes pequeñas (ruido principalmente).

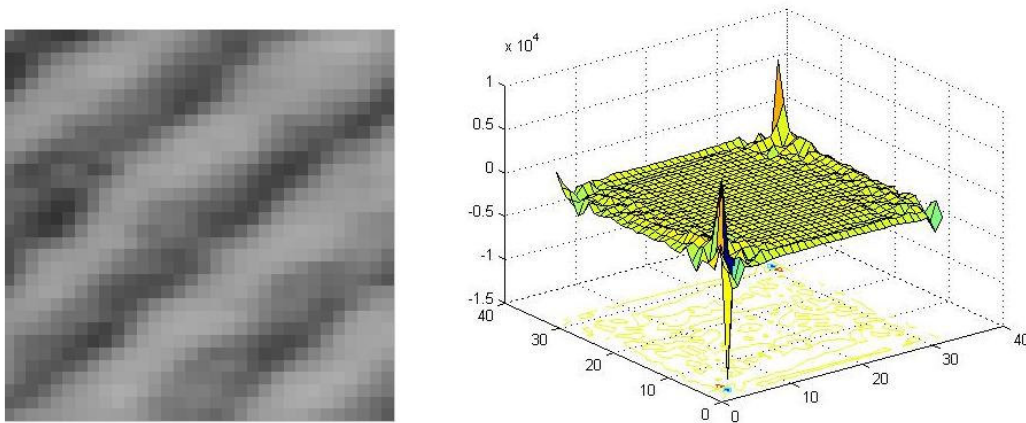


Figura 9. Sector de huella sin filtrar y su FFT.

Los componentes de la la FFT del sector de huella sin filtrar (Figura 9) fueron elevados a una potencia fija entre 1,5 y 3,5.

El filtrado descrito se aplicó sobre vecindarios 32×32 de la huella con solapamiento (Usando interpolación bilineal para evitar el efecto de ventaneo. Figura 11).

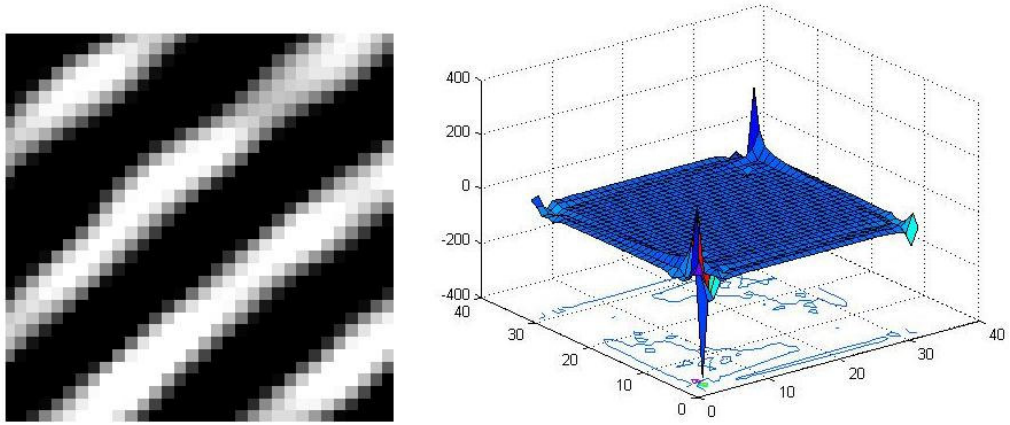


Figura 10. FFT modificada y sector de huella resultante.

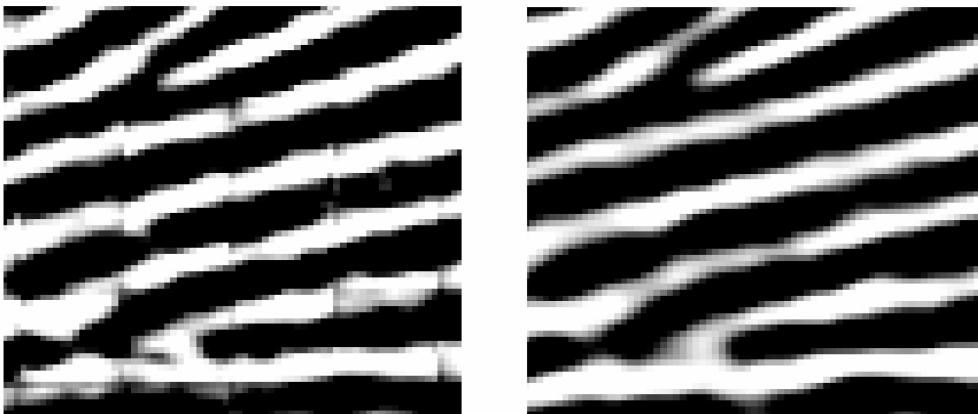


Figura 11. Reconstrucción de imagen con interpolación bilineal (derecha) y sin ella (izquierda).

Es importante mencionar que en cada uno de los casos de reconstrucción se ha realizado un proceso de normalización de la imagen, el cual mejora considerablemente la calidad de la imagen. El proceso consiste en dar a los datos de la matriz de la imagen media cero y desviación estandar uno, haciendo uso de la siguiente transformación:

$$A_2 = \frac{A - \mu}{\sigma} \sigma_2 + \mu_2 \quad (1)$$

Donde A representa el conjunto de datos original, μ su media y σ su desviación estandar, mientras A_2 , μ_2 y σ_2 representan el conjunto modificado con los valores de desviación y media deseados.

4.1.2 MATRIZ DE ORIENTACIÓN

La matriz de orientación es una representación de una imagen que ofrece información local sobre la orientación de la misma. En nuestro caso consiste en una matriz de vectores que representan la orientación de la imagen en un vecindario de tamaño determinado.

El método utilizado para la construcción de la matriz de orientación (Figura 12) consiste en la asignación a cada pixel de un vector hallado mediante la transformación de Poincaré de los cuatro pixeles adyacentes (derecho, izquierdo, superior e inferior).

Como se hace necesario asignar una única orientación a vecindarios de 4 x 4 píxeles, se procede a promediar RMS los vectores de orientación en ventanas de 2 x 2 (sin solapamiento), repitiendo el proceso y logrando los vecindarios de 4 x 4 deseados.

En el proceso anteriormente descrito, el segundo vector promediado (vecindario 4 x 4) se promedia nuevamente RMS con el vector 2 x 2 contenido en él. Se busca con esto lograr un balance adecuado ruido-resolución, aprovechando el hecho de que para vecindades pequeñas hay mejor resolución de la orientación (habiendo sin embargo más ruido) y para vecindades mayores se elimina parte del ruido (por medio de la promediación), perdiéndose en el proceso parte de la información acerca de detalles en la orientación.

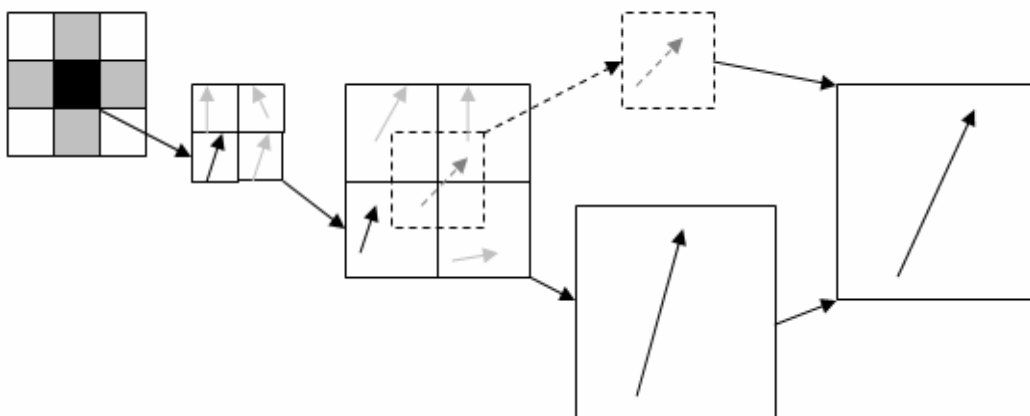


Figura 12. Proceso de obtención del vector de orientación para una ventana de 4x4 píxeles.

4.2 REDES NEURONALES

4.2.1 RED DE GRISES

Partiendo del hecho conocido [2] de que la Transformación de Poincaré por si sola no es un detector suficientemente bueno de detalles en huellas dactilares, se procedió al desarrollo de una red neuronal que hiciera un análisis complementario de la imagen original en tono de grises. Las entradas de la red son vecindarios de 8x8 pixeles de la imagen en tono de grises y cuya salida representa la presencia o no de un detalle en la imagen, la arquitectura de la red se muestra en la Figura 13. El objetivo de esta red es ayudar a la red de TP a depurar la decisión tomada (basada en vectores de orientación) apoyándose en la imagen original (filtrada).

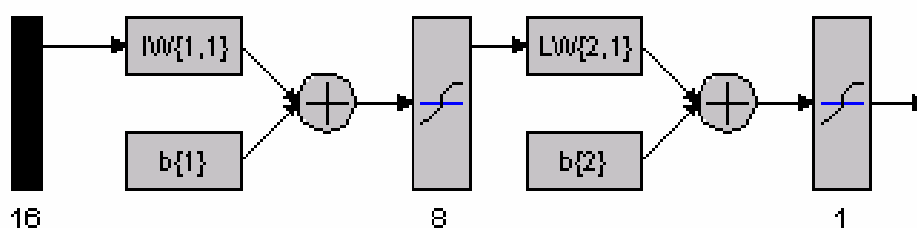


Figura 13. Arquitectura de la red de grises.

Los resultados del análisis de la imagen con la TP muestran que ésta tiene una tasa baja de falsos rechazos y en cambio un gran porcentaje de falsas aceptaciones. Este hecho permite procesar la imagen en una arquitectura

de cascada, donde primero se aplica la TP sobre la matriz de orientación y, sobre las aceptaciones de ésta se procede a aplicar la red de grises, la cual se encarga de depurar las falsas aceptaciones y confirmar las verdaderas (ver Figura 14). Para completar el procesamiento, se aplica un selector (criba) encargado de eliminar uno de dos detalles que se encuentren muy cercanos, al ser estas dos detecciones consideradas registros de un mismo detalle original.

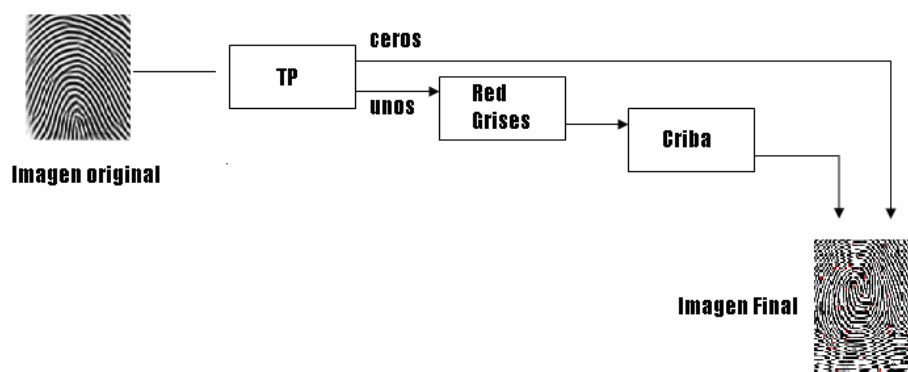


Figura 14. Diagrama en bloques de la TP y la red de grises trabajando juntas.

4.2.2 RED TP

Como resultará claro al exponer los resultados, se hizo necesario construir una nueva red. Esta red hace uso únicamente de la información suministrada por la TP y su objetivo es tratar de extraer información de la transformación que permita discriminar los detalles de manera más adecuada que la simple escogencia de el coeficiente máximo.

Aprovechando el hecho de que la topología de la red encargada de evaluar la transformación de Poincaré es relativamente simple (4 entradas y 1 salida) (ver Figura 15), se escogió el número de neuronas ocultas por ensayo y error (de 0 a 4 neuronas ocultas), resultando ser la red sin neuronas ocultas la que presentaba mínimo error de entrenamiento y de prueba (1% y 2.3% respectivamente).

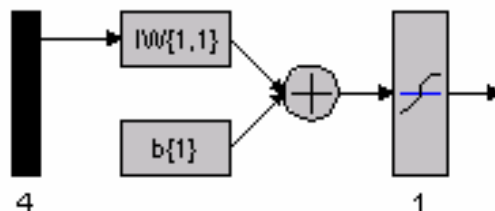


Figura 15. Arquitectura de la red TP.

El objetivo es entrar a la red 4 vecindarios 2x2 en una matriz de orientación de 4x4 Pixeles por vector (ver Figura 16). Las entradas son los coeficientes de la TP de dicho vecindario. Se busca con esta distribución aprovechar el hecho de que la TP tiene la capacidad de identificar en este nivel de resolución núcleos y deltas representativos de detalles.

La red anteriormente descrita se replica hasta abarcar todos los vecindarios a analizar en la imagen. La etapa siguiente consiste en hacer una depuración de las detecciones de la red, eliminando un detalle que se

encuentre muy cerca de otro, bajo la consideración de que se trata de dos detecciones del mismo detalle real.

Como el objetivo consiste en ver si la red es capaz de discriminar detalles de manera más adecuada que la sola TP, se inicia la red con pesos que permitan que ésta, antes de ser entrenada, discrimine aproximadamente con la misma calidad que lo hace la TP. Así, cuando la red evolucione se notará si actúa mejor o peor que la TP.

Para iniciar los peso la red, se hizo un entrenamiento de la red básica de 4x1. Se extrajeron 1600 vecindarios de dos por dos de la matriz de orientación de 10 huellas y se le enseñaron a la red con sus respectivas respuestas (clasificador fuerte con respuesta 0 si el primer coeficiente de la TP es el mayor, 1 en caso contrario). Se logró una convergencia de la red hasta un error del 1% aproximadamente. Esto se llama entrenamiento supervisado y el supervisor es la TP, lo denominaremos automático aludiendo al hecho de que la selección de las respuestas a las entradas de la red es generada automáticamente al aplicar la TP a las entradas correspondientes.

El proceso descrito en el párrafo anterior arrojó una convergencia del error de la red a aproximadamente 1%, error lo suficientemente pequeño para considerar que la red realiza un trabajo muy similar al de la TP.

Con esta red 'a punto' se procedió a realizar el entrenamiento manual, entrenamiento en el cual las respuestas de la red son escogidas por el entrenador de acuerdo a la imagen en escala de grises correspondiente a la TP que se presenta como entrada. Es en este entrenamiento donde se buscan posible información de la TP que permita a la red discriminar mejor los detalles de los no detalles.

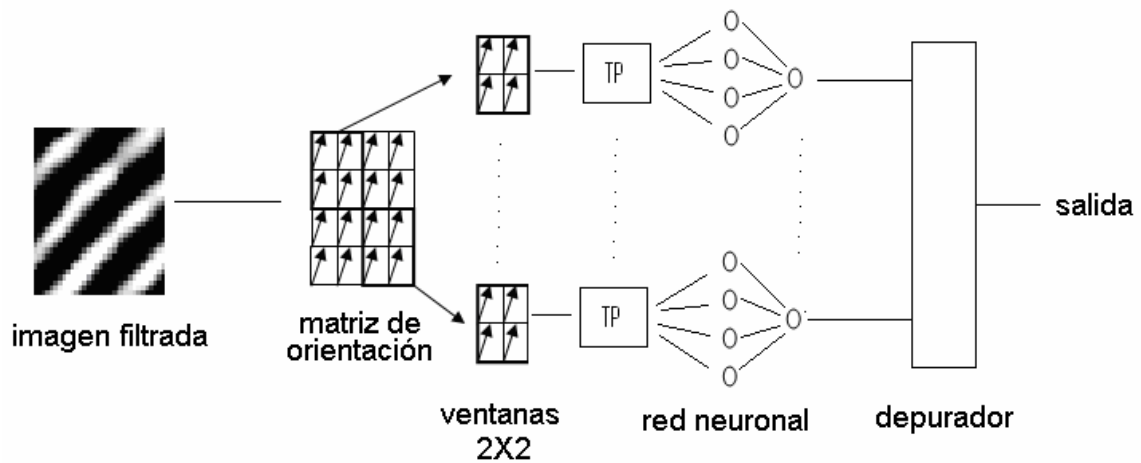


Figura 16. Red neuronal implementada.

5. RESULTADOS

Se evaluaron las redes desarrolladas sobre 9 huellas de la base NIST [10]. Para cada una de ellas se procedió a realizar el proceso de filtrado (Figura 18) y la rotulación manual de detalles (Figura 19). Los detalles detectados procesando la imagen directamente con la TP se muestran en la Figura 20. Los círculos rojos representan los sitios en los cuales el sistema determina que existe un detalle. Los resultados obtenidos con las redes TP y grises trabajando juntas se mostrarán en la Figura 21. A continuación se muestran los resultados obtenidos con la red TP con entrenamiento automático (Figura 22) y los obtenidos con la misma red después del entrenamiento manual (Figura 23). En la Figura 24 se puede observar el resultado del proceso de detección de detalles realizado con el método de Araque. Los resultados numéricos para todas las huellas se muestran en las tablas. En la Tabla 1 se muestran los datos correspondientes a la detección de detalles en 9 huellas haciendo uso de la TP variando el coeficiente del filtro. La Tabla 2 muestra los resultados de la detección de detalles usando la red TP y la red de grises, la Tabla 3 muestra los resultados de la detección de detalles con red TP automática y la Tabla 4 muestra los resultados de la detección de detalles con red TP manual, todos estos datos fueron tomados usando una matriz de orientación en donde cada uno de los vectores representa vecindarios de 3X3 píxeles y un exponente

en el filtro de 2.2. Finalmente la Tabla 5 muestra los resultados de la detección de detalles usando el método utilizado por Araque.



Figura 17. Imagen A_F0230_10 de la base de datos del NIST.

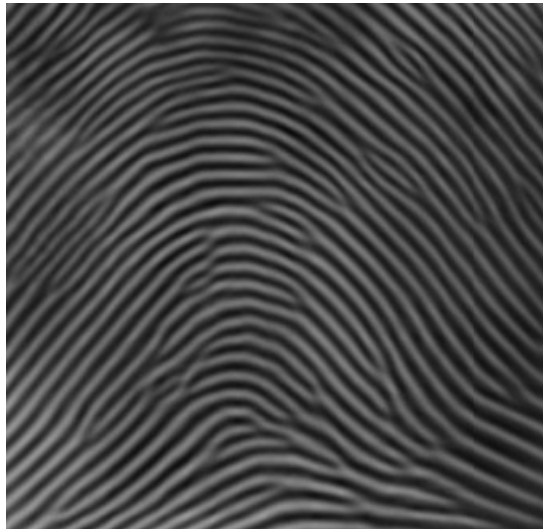


Figura 18. Imagen filtrada.

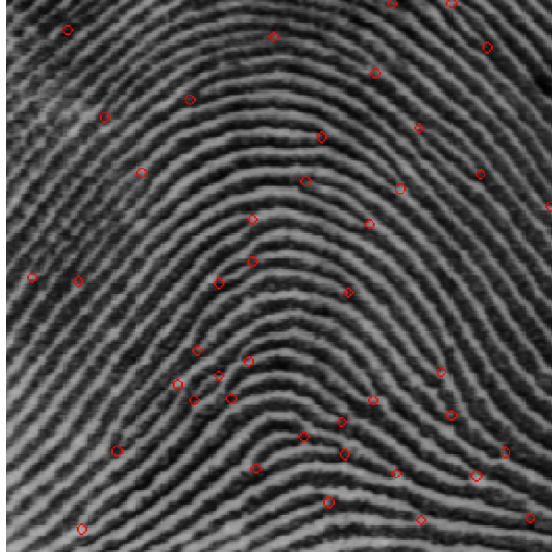


Figura 19. Imagen de huella con rotulación manual.

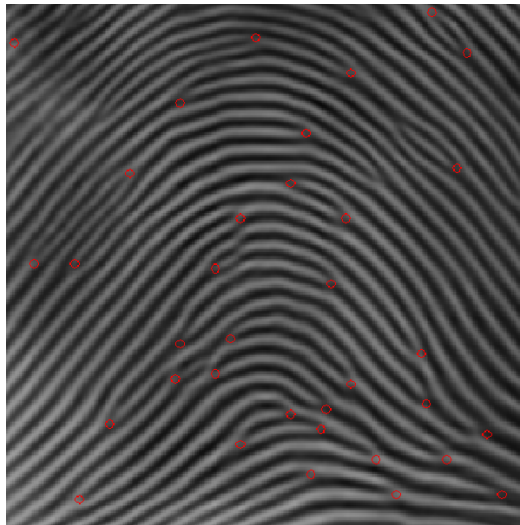


Figura 20. Imagen de huella con detección de detalles haciendo uso de la TP.

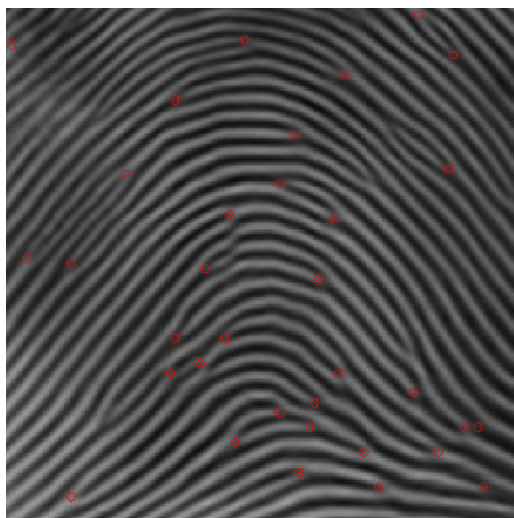


Figura 21. Imagen de huella y marcación de detalles con red TP + red grises.

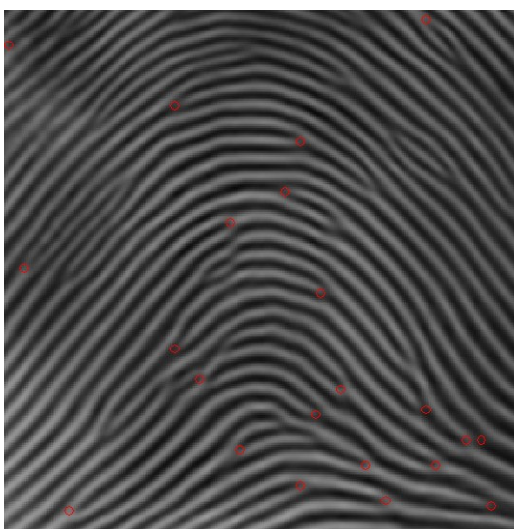


Figura 22. Imagen de huella y marcación de detalles con red TP automática.

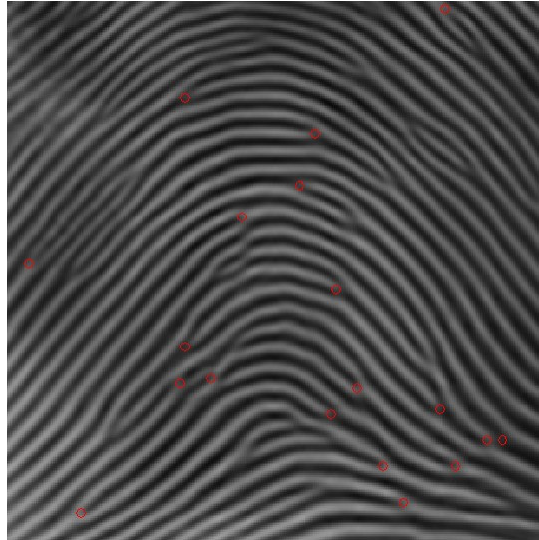


Figura 23. Imagen de huella y detección de detalles con TP manual.

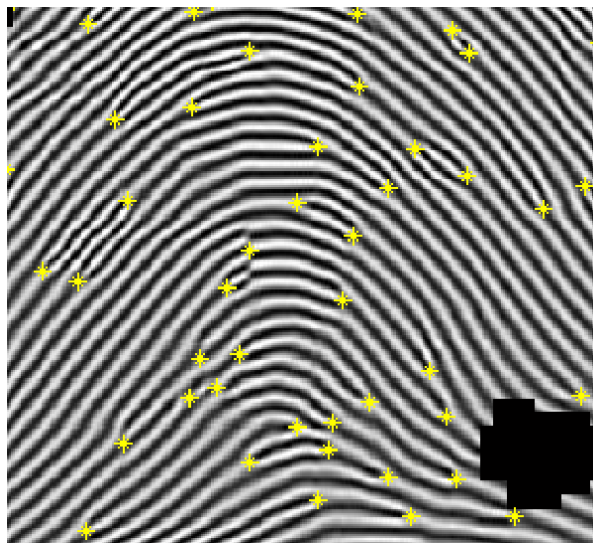


Figura 24. Imagen de huella y detección de detalles por el método de Araque [2].

Tabla 1. Detección de detalles en 9 huellas haciendo uso de la TP (Promedios por huella).

Coef. Filtro	Resultados TP					Media Geométrica
	Det. Detectados	F. Rechazos	F. Aceptaciones	FR %	FA %	
1,5	57,88888889	9	23,33333333	20,6659013	0,17002527	1,8744934
1,6	52,44444444	8,44444444	17,33333333	19,3902283	0,12630449	1,564951397
1,7	47,77777778	8,11111111	12,33333333	18,6248246	0,0898705	1,293762855
1,8	44,77777778	8,88888889	10,11111111	20,4107667	0,07367762	1,226302033
1,9	42,77777778	9,33333333	8,55555556	21,431305	0,0623426	1,155890686
2	40,66666667	10	7,11111111	22,9621125	0,05181723	1,090794653
2,1	39,77777778	10	6,22222222	22,9621125	0,04534007	1,020344968
2,2	39,66666667	9,55555556	5,66666667	21,9415742	0,04129185	0,951844648
2,3	38,33333333	10,7777778	5,55555556	24,7480546	0,04048221	1,000927515
2,4	37,55555556	11,1111111	5,11111111	25,5134583	0,03724363	0,974789123
2,5	37,11111111	11,4444444	5	26,2788621	0,03643399	0,978490533
2,6	36,11111111	12,5555556	5,11111111	28,8302079	0,03724363	1,036215051
2,7	36,11111111	12,8888889	5,44444444	29,5956117	0,03967256	1,083574543
2,8	36,44444444	12,4444444	5,33333333	28,5750734	0,03886292	1,053807751
2,9	35,77777778	13,2222222	5,44444444	30,3610154	0,03967256	1,097496842
3	35,33333333	13,5555556	5,33333333	31,1264192	0,03886292	1,099847046
3,1	35,33333333	13,6666667	5,44444444	31,3815538	0,03967256	1,115789716
3,2	35,22222222	13,6666667	5,33333333	31,3815538	0,03886292	1,104345417
3,3	35,11111111	13,7777778	5,33333333	31,6366884	0,03886292	1,108825538
3,4	35,33333333	14	5,77777778	32,1469575	0,0421015	1,163372257
3,5	35,11111111	14,6666667	6,22222222	33,677765	0,04534007	1,235699121

Tabla 2. Detección de detalles usando red TP + red de grises.

Huella	Verdaderos	Detectados	FR	FA
A_F0230_10	43	34	11	2
A_F1096_06	47	41	14	8
A_S0402_01	30	43	6	19
A_S0444_03	37	33	11	7
A_S0558_01	43	37	10	4
L_F1535_08	47	59	3	15
R_F1617_03	51	43	16	8
T_F1882_03	43	49	12	18
W_F0467_01	51	42	15	6
Suma	392	381	98	87
Promedio	43,5555556	42,3333333	10,8888889	9,6666667
%			25	0,07043907
Media Geométrica				1,32701799

Tabla 3. Detección de detalles con red TP automática. '% unos' hace referencia al porcentaje de detalles en los datos de entrenamiento.

% unos	25%			50%			75%			
Huella	Verdaderos	Detectados	FR	FA	Detectados	FR	FA	Detectados	FR	FA
A_F0230_10	43	22	24	3	35	15	7	45	12	14
A_F1096_06	47	32	20	5	46	12	11	69	9	31
A_S0402_01	30	37	8	15	54	3	27	69	7	46
A_S0444_03	37	25	15	3	37	7	7	51	7	21
A_S0558_01	43	26	19	2	36	11	4	52	5	14
L_F1535_08	47	45	12	10	60	2	15	78	4	35
R_F1617_03	51	37	21	7	51	12	12	67	10	26
T_F1882_03	43	33	19	9	51	12	20	74	9	40
W_F0467_01	51	35	17	1	48	10	7	64	8	21
Suma	392	292	155	55	418	84	110	569	71	248
Promedio	43,5555556	32,4444444	17,2222222	6,1111111	46,4444444	9,3333333	12,2222222	63,2222222	7,8888889	27,5555556
%			39,5408163	0,04453045		21,4285714	0,08906089		18,1122449	0,20079183
Media Geométrica				1,32694017			1,38146578			1,90703719

Tabla 4. Detección de detalles usando red TP manual. '% unos' hace referencia al porcentaje de detalles en los datos de entrenamiento.

% unos	25%			50%			75%			
Huella	Verdaderos	Detectados	FR	FA	Detectados	FR	FA	Detectados	FR	FA
A_F0230_10	43	19	25	1	19	25	1	19	24	0
A_F1096_06	47	32	20	5	32	20	5	32	20	5
A_S0402_01	30	30	8	8	30	8	8	30	8	8
A_S0444_03	37	22	17	2	22	17	2	22	17	2
A_S0558_01	43	22	22	1	22	22	1	22	22	1
L_F1535_08	47	33	21	7	33	21	7	33	21	7
R_F1617_03	51	35	22	6	35	22	6	35	22	6
T_F1882_03	43	31	20	8	31	20	8	31	20	8
W_F0467_01	51	32	20	1	32	20	1	32	20	1
Suma	392	256	175	39	256	175	39	256	174	38
Promedio	43,5555556	28,4444444	19,4444444	4,33333333	28,4444444	19,4444444	4,33333333	28,4444444	19,3333333	4,22222222
%			44,6428571	0,03157613		44,6428571	0,03157613		44,3877551	0,03076649
Media Geométrica				1,18728635			1,18728635			1,16861261

Tabla 5. Detección de detalles por el método de Araque [2].

Huella	Verdaderos	Detectados	FR	FA
A_F0230_10	43	38	5	0
A_F1096_06	47	44	4	1
A_S0402_01	30	24	7	1
A_S0444_03	37	30	8	1
A_S0558_01	43	41	7	5
L_F1535_08	47	61	3	17
R_F1617_03	51	52	6	7
T_F1882_03	43	41	6	4
W_F0467_01	51	43	9	1
Suma	392	374	55	37
Promedio	43,5555556	41,5555556	6,11111111	4,11111111
%			14,0306122	0,02995685
Media Geométrica				0,64831542

6. ANALISIS DE RESULTADOS

Para evaluar los resultados obtenidos se tuvieron en cuenta dos índices: los falsos rechazos y las falsas aceptaciones de detalles en la huella por parte del sistema de detección. Se trabaja con la media geométrica de los dos tipos de errores (porcentuales), medida que da a ambas cantidades la misma importancia.

Al procesar la información de la huella con la Transformación de Poincaré se observó que dicha herramienta no es adecuada para detectar detalles cuando se aplica sola, ya que no filtra el ruido presente en la orientación de los vectores de la matriz de orientación. Observando las falsas aceptaciones obtenidas por este método en la imagen en tono de grises se puede ver que cuando la huella presenta porosidades o hay cambios leves de tonalidad dentro de una cresta (o un valle), los vectores de la matriz de orientación alcanzan a percibir dicho cambio, cambio que es interpretado por la TP como un detalle. Cuando se observan los sitios de la imagen donde ha habido falsos rechazos, se observa que la matriz de orientación no alcanza a dibujar el contorno del detalle, debido a que en éste la cresta (o el valle) tiene una terminación pronunciada (puntuda).

Se procedió a ajustar dos parámetros importantes para lograr un buen desempeño del sistema: El exponente de la función de filtrado y el tamaño

de la matriz de orientación (ver Tabla 1). En general, se observa que un crecimiento en el exponente de filtrado genera una disminución de falsas aceptaciones y un aumento de los falsos rechazos; esto es lógico ya que el filtrado tiende a suavizar la imagen, haciendo desaparecer las porosidades y haciendo que las terminaciones y bifurcaciones se “adelgacen”. El tamaño óptimo de la matriz de orientación para hacer análisis con la TP es de vecindarios 3x3 por cada vector. Vecindarios mas pequeños (2x2) hacen que la TP detecte muchas falsas aceptaciones y vecindarios mas grandes (4x4) hacen perder muchos detalles reales al perderse resolución en la orientación.

Comparada la TP con los resultados obtenidos por el método de Araque, se observa que no se logra estar por encima de dicho método, lo cual se esperaba desde el principio ya que Araque descartó esta forma de proceder debido a los pobres resultados.

Al incluir la red neuronal, se pretendió superar los inconvenientes ya mencionados cuando se aplica solo la TP. La red de grises, en la cual se analizan vecindarios 8x8 de la imagen en tono de grises, muestra un aumento del 39% en el índice de error respecto a la TP (ver Tabla 2).

La segunda red elaborada buscaba descubrir características de la TP que permitieran discriminar entre un detalle y un no detalle (ambos identificados como detalles por la TP). Para iniciar los pesos de esta red se

entrenó una red previa la cual cumpliera exactamente con la misma función de la TP. El resultado de esta red fue un error de 1.32% (38% más que la TP sola) (ver Tabla 3). Al hacer evolucionar la red a partir de los pesos obtenidos (cambiando los datos de entrenamiento para buscar que la TP discriminara detalles adecuadamente), se observó una disminución del error a 1.16% (22% más que la TP sola) (ver Tabla 4). En conclusión, esta red tampoco mostró mejores resultados que la TP aplicada sola. En este caso, se suprimieron algunas falsas aceptaciones, pero el aumento de falsos rechazos aumentó mucho el índice de error. La Tabla 6 muestra los resultados de cada red de forma comparativa.

Tabla 6. Error para cada método de detección de detalles.

Método de detección de detalles	Error (%)
Transformación de Poincaré (TP)	0,95
TP + red de grises	1,32
Red TP automática	1,32
Red TP manual	1,16
Método Araque [2]	0,65

7. CONCLUSIONES

El exponente más adecuado para la función de filtrado es de 2.2. Con este valor, se observan los mejores resultados de las redes implementadas. Igualmente, los errores más bajos se logran usando una matriz de orientación con resolución de 3x3 píxeles por vector.

La Transformación de Poincare aplicada sobre imágenes de huellas dactilares tiene el inconveniente de ser muy sensible al “ruido” en la orientación de la huella, factor por el cual no se obtienen con ella mejores resultados que con los métodos tradicionales.

La red implementada no cumple las expectativas del proyecto; se esperaba que con la ayuda de la red neuronal se mejoraran los resultados obtenidos por Araque [2] (error de 0,64, según el índice de error trabajado), sin embargo, no se logro ni siquiera igualarlos (se obtuvo un error mínimo de 0,95).

8. BIBLIOGRAFÍA

1. Aching, Jorge L. y Rojas Vigo, David. 'Algoritmos para el reconocimiento de imágenes de huellas dactilares', http://sisbib.unmsm.edu.pe/bibvirtualdata/publicaciones/electronica/n12_2003/Pdf/a03.pdf
2. Araque, Javier L. y otros. Trabajo de grado: 'Análisis y Síntesis de Patrones Dactilares'. Departamento de Electrónica, Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá-COLOMBIA, 2001.
3. Baquero, Juan Rodrigo y otros. 'Reconocimiento de Minucias usando Redes Neuronales'. Departamento de Ingeniería Electrónica. Universidad de los Andes, Bogotá. 1998.
4. CANDELA, G. T. and CHELLAPPA, R.. Comparative Performance of Classification Methods for Fingerprints. U.S. Department of Commerce, NIST Technology Administration. Gaithersburg - USA, 1993. 46 p.
5. Leung, Ming y otros. 'Fingerprint Image Processing Using Neural Network', IEEE Region 10 Conference on computer and communication systems, Hongkong, 1990.

6. Martín, Bonifacio. Sanz M., Alfredo. 'Redes Neuronales y Sistemas Difusos'. Ra-Ma, 2002
7. Vizcaya, Pedro R. 'Global Analysis of Fingerprint Images in the Orientation Domain'. Memorias V simposio de tratamiento de señales, imágenes y visión artificial. 1998. PG. 57-70
8. Vizcaya, Pedro R. 'Transformación de Poincaré y detección de detalles en imágenes de huellas dactilares'. Departamento de Electrónica, Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá-COLOMBIA, 2000.
9. WATSON, C.J.; CANDELA, G.T.; GROTH, P.J. Comparison of FFT Fingerprint Filtering Methods for Neural Network Classification. U.S. Department of Commerce, NIST Advanced System Division. Gaithersburg - USA, 1994. 35 p.
10. WILSON, C. I. et al. Massively Parallel Neural Network Fingerprint Classification System. National Institute of Standards and Technology (NIST), Advanced Systems Division, Image Recognition Group. Gaithersburg - USA, 1994. 74 p.