

U

P

T

**Momentos invariantes de
Zernike para el reconocimiento
del patrón de venas de la mano**

por

Raúl Castro Ortega

Tesis sometida como requisito parcial para
obtener el grado de

DOCTOR EN OPTOMECATRÓNICA

en la

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE
TULANCINGO**

Noviembre 2019

Tulancingo de Bravo, Hidalgo.

Supervisada por:

**Dra. Carina Toxqui Quitl
Dr. Alfonso Padilla Vivanco**

©UPT

El autor otorga a la UPT el permiso de reproducir y
distribuir copias en su totalidad o en partes de esta tesis.



Dedicatoria

La presente Tesis está dedicada principalmente a mis padres quienes siempre han estado a mi lado, brindándome su apoyo incondicional para seguir adelante aún cuando se presentaran las más difíciles adversidades. También quiero agradecer todos sus consejos para hacer de mí una mejor persona y por lo tanto, un mejor hijo.

A mi padre, *José Delfino Castro Ortiz* le agradezco por enseñarme las cosas buenas, a trabajar y a hacer las cosas bien, gracias por enseñarme a seguir el buen camino y a vivir de la mejor manera. Siempre presente en los momentos difíciles apoyándome totalmente.

Especialmente quiero extender mi gratitud a mi madre, *María Carmen Guadalupe Ortega Islas*. Se que no es suficiente decir gracias nada más, y más cuando tengo tantas cosas que agradecerle. A ella le debo la vida, la fortaleza, la dedicación, la integridad y el coraje inculcado para realizar lo que me proponga, y estaré eternamente agradecido con ella por haber sido la mejor mamá y por ser tan buena conmigo, por haber creído siempre en mí y sé que ella estaría orgullosa de ver lo que he logrado. A pesar de que he tratado de buscar en el diccionario las palabras que sean precisas, perfectas y directas para expresar todo lo que quiero y siento pero no las hay, tan sólo existe un vocabulario y es: **MUCHAS GRACIAS** nada más.

A mis amigos y compañeros: *Martín Hernández Romo, Mario M. Arreola Esquivel, Maricela Delgadillo Herrera, Laura B. Alvarado Cruz, y Enrique González Amador* por haberme brindado su amistad y compañía durante el doctorado y tesis con quienes he compartido buenos momentos y por su apoyo cuando lo necesité.

A todas aquellas personas que creyeron y confiaron en que podía lograr lo que me propusiera. A mis profesores, sin su paciencia, conocimiento y confianza no hubiese llegado a donde me encuentro. A todos.

¡Muchas Gracias!

*Todo lo que soy o espero ser, se lo debo
a la angelical solicitud de mi madre.
-Abraham Lincoln*

Noviembre, 2019

Agradecimientos

Al Dr. Arturo Gil Borja, Rector de la Universidad Politécnica de Tulancingo por el apoyo otorgado para la realización de esta tesis.

Al Laboratorio de Visión por Computadora de la Universidad Politécnica de Tulancingo por las facilidades brindadas para desarrollar este proyecto de Tesis de Doctorado.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACyT por el apoyo a través de la Beca Nacional 436298.

A mis Asesores, Dra. Carina Toxqui Quitl y Dr. Alfonso Padilla Vivanco por haber dirigido este proyecto de Tesis. Al Dr. José Francisco Solís Villareal por las invaluable sugerencias que me brindó para que este trabajo fuera posible.

A mis sinodales, Dr. José Francisco Solís Villareal y Dr. José Humberto Arroyo Núñez por las valiosas sugerencias para mejorar este trabajo.

Al Dr. Eber E. Orozco Guillén del Laboratorio de Energía de la Universidad Politécnica de Sinaloa (UPSin) de Mazatlán, Sinaloa, por el apoyo durante mi estancia de investigación dentro de su grupo de trabajo.



Prefacio

La biometría es la ciencia encargada de reconocer la identidad de una persona basada en los rasgos y atributos físicos o conductuales de una persona. Dentro de los rasgos físicos destacan la huella dactilar, la forma de la oreja, la cara, la geometría de la mano, el iris, las líneas palmares y el patrón vascular de las venas de la mano, entre otras. Los rasgos de comportamiento (conducta) abarcan desde la forma de caminar, la dinámica del teclado, la voz, las expresiones faciales, la firma y los termogramas faciales.

Hoy en día, los sistemas biométricos son ampliamente usados y tienen un sin fin de aplicaciones tanto públicas (control de asistencia, autenticación para operaciones bancarias, inicio de sesión en computadoras y dispositivos móviles, controles de migración) como privadas (autorización de acceso a zonas restringidas).

A pesar de que existe una gran variedad de estos sistemas, muchos de ellos tienen sus propias limitaciones. Dadas estas limitaciones, se han comenzado a desarrollar nuevos sistemas biométricos, más robustos y con el objetivo principal de aumentar la eficiencia en el reconocimiento. Entre los nuevos sistemas de identificación basados en imágenes, está el que utiliza la estructura vascular interna de la palma o dorso de la mano. Los patrones de venas son utilizados como método biométrico, siendo más seguro que los métodos tradicionales existentes debido a que el rasgo se encuentra dentro del cuerpo, debajo de la piel.

Es a través del uso de sensores y dispositivos apropiados tales como cámaras térmicas, infrarrojas o multiespectrales, que el registro de los rasgos biométricos puede llevarse a cabo de forma sencilla. Cada registro será representado numéricamente y por medio de algoritmos de clasificación, se realiza el reconocimiento o autenticación de la identidad de una persona.

En este trabajo de tesis se presenta un método para el análisis del patrón de venas a partir de imágenes infrarrojas de la palma y dorso de la mano. Se implementa un sistema óptico-digital para la adquisición de imágenes infrarrojas del dorso de la mano. Además, se diseña un algoritmo para obtener un conjunto de momentos invariantes a transformaciones afines y radiométricas a través de momentos de Zernike. Los resultados obtenidos muestran porcentajes de reconocimiento por arriba del 99 % utilizando el método propuesto.

El presente trabajo de tesis se encuentra estructurado de la siguiente forma: el Capítulo 1, enlista los objetivos del proyecto, los antecedentes, el estado del arte referente a los momentos invariantes a transformaciones geométricas y su uso en el reconocimiento de personas a través de las venas de la mano. En el Capítulo 2, se definen las funciones momento ortogonales basadas en los polinomios de Zernike. A partir de los momentos de Zernike (MZ) se deduce una relación matemática para generar descriptores invariantes a transformaciones radiométricas y afines tales como: Traslación, Rotación, Escala e Intensidad (TRSI). Los datos biométricos del patrón de venas son adquiridos usando un sistema óptico que capta información en el infrarrojo cercano (NIR) de la red vascular de la mano. Las propiedades ópticas y las diversas configuraciones de los sistemas de adquisición de imágenes digitales son descritas a lo largo del Capítulo 3. En el Capítulo 4, se muestran los resultados de reconocimiento experimentales del patrón de venas. Las imágenes provienen de dos bases de datos, una de la Universidad Politécnica de Hong Kong y una base de datos propia de la Universidad Politécnica de Tulancingo. Finalmente, las conclusiones generales son enunciadas en el Capítulo 5.

Resumen

En este trabajo de Tesis se propone un método de descripción invariante basado en los momentos de Zernike para clasificar patrones de venas de la mano a partir de imágenes infrarrojas. Los momentos ortogonales proveen descriptores linealmente independientes y son invariantes a transformaciones afines tales como traslación, rotación y escalamiento.

Una expresión matemática es obtenida para derivar un conjunto de momentos invariantes. Las características obtenidas contienen todas las propiedades de los momentos invariantes con la característica adicional de invarianza al contraste de la imagen. Para la adquisición del patrón vascular de la mano, se implementó un sistema de captura de imágenes en el infrarrojo. Además, se utilizó una base de datos pública para la tarea de reconocimiento.

Se logró una tasa de porcentaje correcta por arriba del 99,9% usando un conjunto de momentos invariantes de Zernike en rotación, escala e intensidad. Adicionalmente, el Perceptrón Multicapa y los K-Vecinos Cercanos son usados como clasificadores tendiendo como datos de entrada los momentos de Zernike normalizados. Una evaluación discriminativa de características de los momentos de la imagen permite la reducción del número de descriptores pero manteniendo una tasa de clasificación alta de 99%.

La eficiencia de los descriptores momento es evaluada en términos de exactitud y costo computacional al (a) evitar la necesidad de una etapa de preprocesamiento y (b) reducir las dimensiones del vector de características. Los resultados experimentales muestran que los momentos invariantes de Zernike son capaces de lograr un reconocimiento de las venas de la mano sin preprocesar o normalizar las imágenes con respecto a cambios en tamaño, rotación e intensidad.

Abstract

This work proposes an invariant description method based on Zernike moments to classify hand vein patterns from raw infrared images. Orthogonal moments provide linearly independent descriptors and are invariant to affine transformations such as translation, rotation, and scaling.

A mathematical expression is given to derivate a set of moment invariants. Obtained features have all properties of moment invariants with an additional feature of image contrast invariance. For dorsal hand vein pattern acquisition, an infrared imaging system is implemented. Also, a public database is used for a palm vein recognition task.

A correct rate classification above 99,9 % is achieved using a set of rotation, scale, and intensity Zernike moment invariants. Additionally, Multilayer Perceptron and K-Nearest Neighbors are used as classifiers having as input data the Zernike normalized moments. A discriminative feature evaluation of the image moments allows the reduction of the number of descriptors while maintaining a high classification rate of 99 %.

The efficiency of the moment descriptors is evaluated in terms of accuracy and reduced computational cost by (A) avoiding the necessity of a preprocessing stage and (B) reducing the feature vector dimension. Experimental results show that Zernike moment invariants are able to achieve hand vein recognition without image preprocessing or image normalization respect to change of size, rotation, and intensity.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Planteamiento del problema	2
1.2. Justificación	3
1.3. Objetivos	3
1.4. Antecedentes	4
1.5. Estado del arte	8
1.6. Aportaciones	14
2. Momentos invariantes de Zernike a rotación, escala e intensidad en imágenes digitales	19
2.1. Introducción	19
2.2. Definición general de los momentos	20
2.3. Invariantes a TRS a partir de momentos geométricos	23
2.4. Momentos de Zernike	25
2.4.1. Descriptores invariantes a Traslación, Rotación, Escala e Intensidad (TRSI)	27
2.4.2. Normalización de la imagen a la traslación	29
2.4.3. Invariantes a la rotación	29
2.4.4. Invariantes a escala	30
2.4.5. Invariantes a la intensidad	30
2.5. Medida discriminatoria	32
2.6. Análisis numérico de los invariantes de Zernike a TRSI	32
2.7. Conclusiones	39
3. Sistemas para la detección del patrón de venas en el NIR	43
3.1. Introducción	43
3.2. Sistemas clásicos para detección del patrón vascular	45
3.3. Sistemas IR para la detección del patrón de venas	49

3.3.1. Cámara multiespectral jAi	49
3.3.2. Cámara ThermaCam P65 FLIR	52
3.3.3. Cámara Epidermal Thermal Imaging Professional (ETIP)	53
3.4. Sistema 1 de adquisición de imágenes en el IR térmico	54
3.5. Sistema de adquisición de imágenes en el IR térmico	56
3.6. Sistema para la captura de imágenes en el NIR	60
3.7. Base de datos UPT	63
3.8. PolyU Multispectral Palmprint Database	65
3.9. Otras bases de datos	66
3.9.1. Vein Pattern Database	66
3.9.2. CASIA Multi-Spectral Palmprint Image Database	68
3.10. Conclusiones	69
4. El patrón de venas de la mano usado como característica biométrica	73
4.1. Introducción	73
4.2. La maldición de la dimensionalidad	74
4.3. Diagrama de dispersión de imágenes IR con transformaciones TRSI	75
4.4. Análisis de la base de datos PUMP	77
4.4.1. Comparativa del método propuesto con técnicas existentes	82
4.5. Conclusiones	85
5. Conclusiones generales	89
A. Trabajos derivados de la Tesis	91

Índice de figuras

1.1.	Imágenes de las venas adquiridas de diversas partes de la mano. a) Dedos, b) Palma, c) Dorso y d) Muñeca.	1
1.2.	Ficha de filiación: Sir Francis Galton fotografiado por Bertillon en 1893 [17]. . .	5
1.3.	Ejemplos de rasgos biométricos utilizados para la identificación de personas. Los rasgos físicos (estáticos) incluyen las huellas dactilares, iris, geometría de cara, mano u oreja. Los rasgos de comportamiento (dinámicos), incluyen la firma, dinámica de teclado y marcha [1].	7
1.4.	(a) Imagen original, (b) Centroide y detección de la región de interés (ROI), (c) Extracción de ROI, (d) Filtrado espacial, (e) Ecuilibración del histograma, (f) Binarización adaptativa, (g) Adelgazamiento y (h) Dilatación e imagen final con el patrón de venas segmentado.	9
1.5.	Extracción de puntos característicos a partir de una a) Imagen preprocesada ideal y una b) Imagen preprocesada con ruido. Los puntos característicos serán útiles en condiciones ideales de adquisición de imágenes y preprocesado.	10
1.6.	Extracción de puntos característicos a partir de una imagen a través del método SIFT.	10
1.7.	Funcionamiento del operador LBP.	11
1.8.	Cálculo de valores LBP para una matriz.	12
1.9.	Diagrama de flujo de un sistema de reconocimiento de venas de la mano: enfoque tradicional (flujo superior) y enfoque propuesto (flujo inferior). Dado que la imagen sensada $\mathbb{D}(f(x, y))$ es una versión degradada de la escena original $f(x, y)$, entonces el vector invariante $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_\chi$ satisface que $ \psi(f) - \psi(\mathbb{D}(f(x, y))) \approx 0$	13
2.1.	Transformación de una función imagen discreta a) Fuera de un círculo $a = -1$ y $b = 1$ y b) Dentro de un círculo $a = \frac{-1}{\sqrt{2}}$ y $b = \frac{1}{\sqrt{2}}$	21
2.2.	Momentos invariantes de Hu de a) Imagen Original, b) Traslación, c) Escalada, d) Reflejada, e) Rotada 45° y f) Rotada 90° (Imagen tomada de [4]).	24
2.3.	Gráfica de los Invariantes de Hu de las imágenes de la Figura 2.2.	25
2.4.	Gráfica de los primeros 15 polinomios radiales de Zernike.	26

2.5. Transformaciones afines que pueden ser encontradas en la base de datos CASIA. a) Perspectiva, b) Rotación, c) Escala y d) Cambios de iluminación.	27
2.6. (a)(b)(c) Imágenes de entrada de la base de datos CASIA. (d)(e)(f) Imágenes normalizadas en intensidad de (a)(b)(c) respectivamente.	31
2.7. Imágenes sintéticas de prueba.	32
2.8. Imágenes usadas para demostrar las propiedades invariantes de los descriptores.	33
2.9. Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Las características propuestas tienen todas las propiedades de los momentos invariantes junto con la característica adicional de invariancia al contraste.	33
3.1. Niveles de absorción de la Oxihemoglobina HbO_2 , Desoxihemoglobina Hb y Agua H_2O	43
3.2. Profundidad de penetración de la luz en la piel a diferentes longitudes de onda.	44
3.3. Sistema de adquisición de imágenes implementado por [4].	46
3.4. a) Sistema de adquisición de imágenes del dorso de la mano por reflexión y transmisión, b) Esquema y c) Imagen IR [5].	46
3.5. Sistema de adquisición de imágenes del dorso de la mano [3].	47
3.6. Sistema de adquisición de imágenes implementado por [6].	47
3.7. Sistema de adquisición de imágenes implementado por [7] del dorso de la mano.	48
3.8. a) Visible, b) Infrarrojo Cercano y c) Infrarrojo Térmico.	49
3.9. Cámara 2CCD Multiespectral jAi de escaneo progresivo [8].	50
3.10. Respuesta espectral total incluyendo prisma y sensor para los canales (a) color y (b) infrarrojo.	50
3.11. Diagrama conceptual del prisma dicróico que separa dos canales (a) Visible, (b) Infrarrojo y (c) Ubicación del prisma en el interior de la cámara.	51
3.12. Cámara térmica ThermaCam P65 FLIR [11].	52
3.13. Cámara 7320 Epidermal Thermal Imaging Professional (ETIP).	53
3.14. Sistema de adquisición de imágenes FIR implementado. a) Dorso de la mano de voluntario, b) Base para colocar la mano, c) Computadora para almacenamiento y procesamiento de datos y d) Cámara ThermaCAM P65.	54
3.15. Imágenes adquiridas usando diferentes paletas de la cámara ThermaCAM P65 para: a) Persona 1 y b) Persona 2.	55
3.16. Cámara 7320 Epidermal Thermal Imaging Professional (ETIP).	56
3.17. Sistemas de adquisición de imágenes NIR y FIR. a) Base para colocar la mano, b) Cámara ThermaCAM P65, c) Fuente de luz IR y d) Cámara jAi 2CCD de escaneo progresivo.	57
3.18. a) Provocando estrés térmico y b) Adquisición de imágenes con estrés térmico.	58
3.19. Sistema de adquisición de imágenes IR de las venas de la mano.	60
3.20. Sistema de adquisición de imágenes de la palma de la mano.	61
3.21. Sistema de adquisición de imágenes del dorso de la mano.	62

3.22. Imágenes adquiridas de la persona 28 de la base de datos UPT.	63
3.23. Imágenes en el infrarrojo cercano de: (a) Palma, (b) Dorso y (c) Muñeca de la mano.	64
3.24. Imágenes pertenecientes a la persona 9 de la base de datos PolyU Multispectral Palmprint Database (PUMPD) en diferentes canales a) Rojo, b) Verde, c) Azul e d) Infrarrojo.	65
3.25. Sistema de adquisición de imágenes multiespectrales de la palma de la mano. . .	65
3.26. Dispositivo utilizado para adquirir imágenes de la palma y muñeca de la mano. .	66
3.27. Imágenes de: a) y b) la palma de la mano y c) y d) la muñeca de 2 personas diferentes [16].	67
3.28. Diseño conceptual del dispositivo multiespectral de adquisición de imágenes de la palma de la mano [17].	68
3.29. Imágenes de la palma de la mano adquiridas en longitudes de onda de: (a) 460 nm, (b) 630 nm, (c) 700 nm, (d) 850 nm, (e) 940 nm y (f) Luz blanca [17]. . . .	69
4.1. Representación de la dimensionalidad. a) 1-D, b) 2-D, c) 3-D, d) 4-D, e) 5-D. . .	74
4.2. Espacio tridimensional con seis clases de patrones y ocho imágenes de muestra de la base de datos UPT. (a) Momentos invariantes de Zernike normalizados a transformaciones afines y cambios de iluminación. (b) Versiones de referencia y distorsionadas de la imagen de referencia debido a (c) Intensidad, (d) Rotación y (e) cambios de escala. Además, es importante ver que algunas imágenes como (d) están distorsionadas geométricamente por inclinación vertical. Las imágenes desde (b) a (e) corresponden al Sujeto F.	76
4.3. Comparación de las curvas ROC utilizando cuatro algoritmos de clasificación diferentes.	81
4.4. Porcentaje de clasificación correcta utilizando un conjunto de datos completa (C) con $\chi = 100$ y un conjunto de datos reducidos (R) con $\chi^{seleccionados} = 46$ momentos invariantes de Zernike a TRSI.	82
4.5. Imágenes de entrada de la persona 28 de la base de datos propia. . .	84
4.6. (a) Resultados de clasificación usando momentos invariantes de Zernike a TRSI con orden $n = l = 4$, y $\chi = 9$. (b) Curva ROC usando Perceptrón Multicapa como clasificador.	85

Índice de tablas

2.1.	Técnica de extracción de características basadas en funciones momento.	22
2.2.	Transformaciones afines que permiten escalar, rotar, trasladar o inclinar un conjunto de puntos coordenados dependiendo de los valores elegidos para los elementos de la matriz. 2.22.	28
2.3.	Momentos invariantes a TRSI para las $i = 1, \dots, 10$ imágenes sintéticas mostradas en la Figura 2.8.	34
2.4.	Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Los ordenes radiales y angulares son: a) $\varphi = 0, l = 0$ b) $\varphi = 1, l = 0$ y c) $\varphi = 0, l = 1$.	35
2.5.	Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Los ordenes radiales y angulares son: a) $\varphi = 2, l = 0$ b) $\varphi = 1, l = 1$, c) $\varphi = 0, l = 2$, d) $\varphi = 3, l = 0$, e) $\varphi = 2, l = 1$, y f) $\varphi = 1, l = 2$.	36
2.6.	Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Los ordenes radiales y angulares son: a) $\varphi = 0, l = 3$ b) $\varphi = 4, l = 0$, c) $\varphi = 3, l = 1$, d) $\varphi = 2, l = 2$, e) $\varphi = 1, l = 3$, y f) $\varphi = 0, l = 4$.	37
2.7.	Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Los ordenes radiales y angulares son: a) $\varphi = 5, l = 0$ b) $\varphi = 4, l = 1$, c) $\varphi = 3, l = 2$, d) $\varphi = 2, l = 3$, e) $\varphi = 1, l = 4$, y f) $\varphi = 0, l = 5$.	38
3.1.	Características técnicas del sistema NIR [8].	51
3.2.	Características técnicas del sistema FIR [11].	52
3.3.	Características de la cámara 7320 Epidermal Thermal Imaging Professional [12].	53
3.4.	Imágenes de 5 personas diferentes adquiridas bajo estrés térmico.	59
3.5.	Comparativa de características técnicas de los sistemas IR.	70
4.1.	Momentos invariantes de Zernike a TRSI para ordenes a) $n=3$ y b) $n=4$.	77
4.2.	Momentos invariantes de Zernike a TRSI para ordenes a) $n=5$, b) $n=6$, c) $n=7$, d) $n=8$, e) $n=9$ y f) $n=10$.	78
4.3.	Momentos invariantes de Zernike a TRSI calculados para a) Redes Bayesianas, b) K-Vecinos Próximos, c) Perceptrón Multicapa y d) Redes Bayesianas Ingenuas.	79

4.4. Resultados de clasificación correcta por arriba del 99% para la base de datos UPHK.	80
4.5. Comparativa de resultados de porcentajes de clasificación correcta (CRC) para la base de datos PUMPD.	83

Capítulo 1

Introducción

La tecnología biométrica ha sido usada para la determinación exacta de la identidad de un individuo basada en sus atributos físicos, químicos o de comportamiento [1]. La huella dactilar es un claro ejemplo. Este rasgo biométrico es el más extendido en todo el mundo para reconocimiento debido a la facilidad de adquisición, almacenamiento y uso. Sin embargo, también es el más susceptible de ser copiado o falsificado. Dado que el patrón biométrico vascular sólo puede ser adquirido en presencia de la persona y además, se requiere que ésta esté viva, hace que la suplantación de la identidad por copia del patrón sea más difícil.

La identificación humana a través del patrón de venas es una técnica que apareció en el año 1990 y ha sido estudiada por algunos investigadores. Típicamente, el patrón de venas es usado para reconocimiento de personas e incluye zonas de interés como se observa en la Figura 1.1 de los dedos [2,2,3], la región palmar [3,5,7], el dorso de la mano [4-7], antebrazo, y muñeca [8,9].

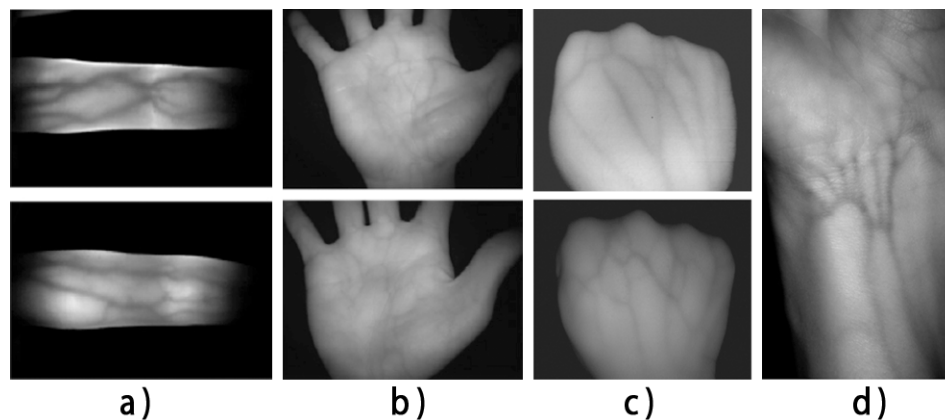


Figura 1.1: Imágenes de las venas adquiridas de diversas partes de la mano. a) Dedos, b) Palma, c) Dorso y d) Muñeca.

Desde el lanzamiento en 1997 del primer producto comercial basado en tecnología infrarroja, miles de unidades han sido instaladas para varias aplicaciones. Estas incluyen controles de acceso a bancos, transporte, hospitales, sitios de construcción y escuelas. Además, debido a que la tecnología biométrica basada en el patrón vascular de la mano usa rasgos que se encuentran dentro del cuerpo humano, ésta es menos susceptible de sufrir defectos superficiales (como la huella dactilar) o mala iluminación ambiente (como en el rostro).

El rápido crecimiento en el número de unidades instaladas para varias aplicaciones en un corto tiempo, implica que la tecnología vascular sea una tecnología prometedora en el campo de la seguridad.

En el presente Capítulo se determinan los problemas actuales que enfrentan los sistemas de reconocimiento biométrico basados en imágenes digitales. A partir de ello, se establecen los objetivos de esta investigación, los alcances y aportaciones. Además, se lleva a cabo una revisión de las técnicas clásicas de adquisición, extracción y descripción del patrón de venas. De igual forma, otros métodos basados en funciones momento ortogonales son revisados debido a que éstos generan descriptores linealmente independientes, son invariantes a transformaciones espaciales y radiométricas, y además, son robustos al ruido.

1.1. Planteamiento del problema

Existen varias formas de extraer las características del patrón de venas a partir de una imagen digital infrarroja, con el objetivo de obtener solamente una representación a través de un vector de características. El paso asociado a la comparación de este vector con una plantilla previamente almacenada del patrón de venas de la persona, no siempre es exacto. Lo anterior, es debido a algunas causas de variación en las imágenes adquiridas. Por lo que, el proceso de comparación debería permitir algunas desalineaciones y debería de ser lo suficientemente estricto para rechazar patrones de venas no iguales.

Por lo tanto, las investigaciones futuras están enfocadas en las siguientes cuestiones:

- Los sistemas de adquisición: Éstos deberían ser mejorados para trabajar en varias condiciones ambientales con alta tolerancia a efectos irregulares, tales como iluminación, temperatura extrema y luz solar. Además deberían de ser más compactos para hacer más adecuada su instalación en diferentes lugares.
- El algoritmo de extracción de características: Debería de ser desarrollado para lidiar con ruido no deseado, sombras, vello, y efectos irregulares causados por fuentes externas.
- El algoritmo de clasificación: Debería de ser mejorado para reducir los falsos positivos de usuarios no autorizados e incrementar la verdaderos positivos para usuarios autori-

zados. Además, debería de ser capaz de reducir los efectos de traslación, orientación y deformaciones no rígidas de la mano.

1.2. Justificación

El reconocimiento a través del patrón de venas, es una biometría que difícilmente puede ser falsificada debido a que se requiere que la sangre esté fluyendo para registrar el patrón. Es menos susceptible a ser modificado utilizando técnicas de suplantación de identidad. Y sólo se puede conseguir en presencia de la persona, además, se requiere que ésta, esté viva.

El método de extracción de características basado en funciones momento ortogonales de Zernike, provee descriptores linealmente independientes. Ésto se debe a que los polinomios radiales de Zernike forman un conjunto ortonormal sobre un disco de radio unidad. Esto significa que no hay redundancia en la información. Además, los momentos de Zernike tienen un poder de discriminación para distinguir entre objetos de clases diferentes y son robustos ante el ruido. aún más, los descriptores basados en los momentos de Zernike, son invariantes a transformaciones afines y radiométricas.

Para evitar la “maldición de la dimensionalidad” los algoritmos de selección de descriptores reducen la dimensión del vector de características sin afectar la eficiencia de la red neuronal usada en la etapa de clasificación. Por lo tanto, el método de reconocimiento propuesto es eficaz, robusto a transformaciones espaciales, radiométricas y al ruido. Además de ser de bajo costo computacional.

1.3. Objetivos

Objetivo general

Realizar el reconocimiento de patrones de las venas de la mano a través de un conjunto de descriptores basados en momentos ortogonales de Zernike invariantes a transformaciones TRSI a partir de imágenes adquiridas en el infrarrojo cercano.

Objetivos particulares

- Diseñar e implementar un sistema NIR para la detección del patrón vascular con aplicaciones en biometría.
- Diseñar e implementar un sistema FIR para la adquisición de imágenes bajo estrés térmico.

- Implementar algoritmos para la extracción de características basadas en momentos ortogonales de Zernike.
- Generar conjuntos de vectores invariantes a transformaciones espaciales y radiométricas tales como Traslación, Rotación, Escala e Intensidad (TRSI), a partir de los momentos de Zernike.
- Analizar el rendimiento de los algoritmos de extracción de características y clasificación en la base de datos UPT y PolyU Multispectral Palmprint Database.
- Seleccionar un conjunto de descriptores usando una medida discriminativa que evalúe la eficiencia de los descriptores para discriminar entre n clases.

1.4. Antecedentes

La biometría es el estudio de los métodos y técnicas para el reconocimiento automático y único de humanos basado en uno o más rasgos los cuales pueden ser físicos, químicos o de comportamiento. La palabra biometría está compuesta por dos voces griegas las cuales son: "bios"(vida) y "metron"(medida) [14].

La biometría fue puesta en práctica por las culturas occidentales hasta finales del siglo XIX. En China, era utilizada aproximadamente por el siglo XIV. Un explorador y escritor que respondía al nombre de Joao de Barros escribió que los comerciantes chinos estampaban las impresiones y las huellas de la palma de las manos de los niños en papel con tinta. Los comerciantes hacían esto como método para distinguir entre los niños jóvenes [15].

En Occidente, la identificación confiaba simplemente en la "memoria eidética" o "memoria fotográfica" definida como la capacidad de recordar cosas oídas y vistas con un nivel de detalle casi perfecto, hasta que Alphonse Bertillon (1853-1914), jefe del departamento fotográfico de la Policía de París, desarrolló el sistema antropométrico o como se le conocería más tarde como Bertillonage en 1883 [16].

El sistema consistía simplemente en dar una aplicación práctica a los trabajos antropológicos de su padre. Partiendo del principio del que no existen dos individuos absolutamente idénticos, pensó que tomando cierta cantidad de medidas susceptibles de no variar en el curso de una vida se conseguiría identificar a un individuo de un modo prácticamente infalible, cualesquiera que fuesen su edad y el medio que empleara para modificar su apariencia física.

Bertillon creó por tanto una ficha de filiación como la de la Figura 1.2, en la cual hizo figurar cierta cantidad de medidas invariables para un individuo que ha concluido su desarrollo: la

dimensión de la cabeza, la de la mano, etc. Añadió naturalmente un apartado para las señales particulares [17].

Éste era el primer sistema preciso, ampliamente utilizado científicamente para identificar a criminales y convirtió a la biometría en un campo de estudio. Funcionaba midiendo de forma precisa ciertas longitudes y anchuras de la cabeza y del cuerpo, así como registrando marcas individuales como tatuajes y cicatrices. El sistema de Bertillon fue adoptado extensamente en occidente hasta que aparecieron defectos en él. Después de ésto, las fuerzas policiales occidentales comenzaron a usar la huella dactilar.

El área de análisis biométrico ha tenido un crecimiento importante en las últimas décadas, iniciando a partir de la huella dactilar hasta utilizar métodos, técnicas y sistemas que miden los rasgos físicos o de comportamiento.

Taille 1 ^m	Long ^r	Pied g.	N ^o de cl.	Age de
Voute	Larg ^r	Médus g.	Aur ^l	né le
Enverg 1 ^m	Long ^r	Auric ^l g.	Pér ^l	a
Buste 0,	Larg ^r	Coudée g.	Part ^l	dep ^s
	Oreille dr.		Cont ^r de l'iris dr.	Age app ^r

(Réduction photographique 1/7.)

M^r Galton 19. 4. 93

Inclin ^a	Racine (cavité)	Bord o. s. p. f.	Barbe
Haut ^r	Dos	Lob. c. a. m. d.	Cheveux
Larg ^r	Haut ^r Saillie. Larg ^r	A. trg. i. p. f. d.	Car
Part ^l	Part ^l	Pli. f. s. h. E	Autres traits caractéristiques :
	Oreille droite.	Part.	Sig ^t dressé par M.

Figura 1.2: Ficha de filiación: Sir Francis Galton fotografiado por Bertillon en 1893 [17].

La idea para usar patrones de iris como método de identificación fue propuesta en 1936 por el oftalmólogo Frank Burch. Para los años 80's la idea ya había aparecido en películas de James Bond, pero permanecía siendo ciencia ficción. En 1985 los doctores Leonard Flom y Aran Safir retomaron la idea. Su investigación les concedió una patente en 1987 [18] ya que propusieron el concepto de que no hay dos iris semejantes.

En 1989 Flom y Safir recurrieron a John Daugman para crear algoritmos para el reconocimiento de iris. Estos algoritmos, patentados por Daugman en 1994 [19] y que son propiedad de Iridian Technologies, son la base para todos los productos de reconocimiento de iris. En 1993 la Agencia Nuclear de Defensa empezó a trabajar con IriScan, Inc. para desarrollar y probar un prototipo, 18 meses después el primer prototipo se completó y está disponible comercialmente.

Actualmente, se desarrollan tecnologías que permiten disminuir los tiempos de verificación la identidad de una persona, y automatizar la etapa de comparación de datos. Además, la tecnología biométrica se encuentra presente en múltiples aplicaciones tanto públicas como privadas.

La mayoría de los trabajos existentes están basados en el análisis y estudio de la biomtería estática, es decir basada en imágenes. Entre los principales rasgos analizados están: las huellas dactilares, el iris, la retina, la geometría de la mano, la forma de la cara, los pliegues de la palma de la mano, las venas tanto de los dedos, dorso y palma, la forma del cuerpo, entre otras [1].

Algunos otros trabajos, se basan en el análisis de características conductuales del ser humano. La modulación de la voz, la firma, la forma de caminar, los gestos y la dinámica de teclado son algunos de los rasgos de comportamiento que pueden ser estudiados. A este tipo de biometría se le conoce como biometría dinámica. [1]. En la Figura 1.3 se puede observar los diferentes rasgos que pueden ser utilizados para la autenticación o reconocimiento de una persona.

En general, no importa el tipo de biometría que se use, este tipo de tecnología siempre permitirá un control eficiente y preciso de la identidad de las personas, prácticamente eliminando los riesgos de suplantación o robo de identidad. Y, como es de prever, sus usos y aplicaciones aumentarán progresivamente, pues existen posibilidades ilimitadas para este tipo de tecnología.

En términos informáticos, la biometría informática es la aplicación de técnicas tanto matemáticas como estadísticas sobre los rasgos de una persona, para autenticar (verificar) su identidad [20] .

Por otro lado, la biometría también ha sido ampliamente usada en aplicaciones forenses como identificación de criminales y la seguridad en prisiones. En general, la tecnología biométrica está evolucionando rápidamente y tiene un fuerte potencial que puede ser ampliamente usado en aplicaciones civiles como por ejemplo, la banca y el comercio electrónico, los controles de acceso, seguridad informática.

Para esto, existen diversos dispositivos que son utilizados para almacenar los datos biométricos. Dichos dispositivos, se apoyan en distintos factores, de acuerdo al nivel de seguridad

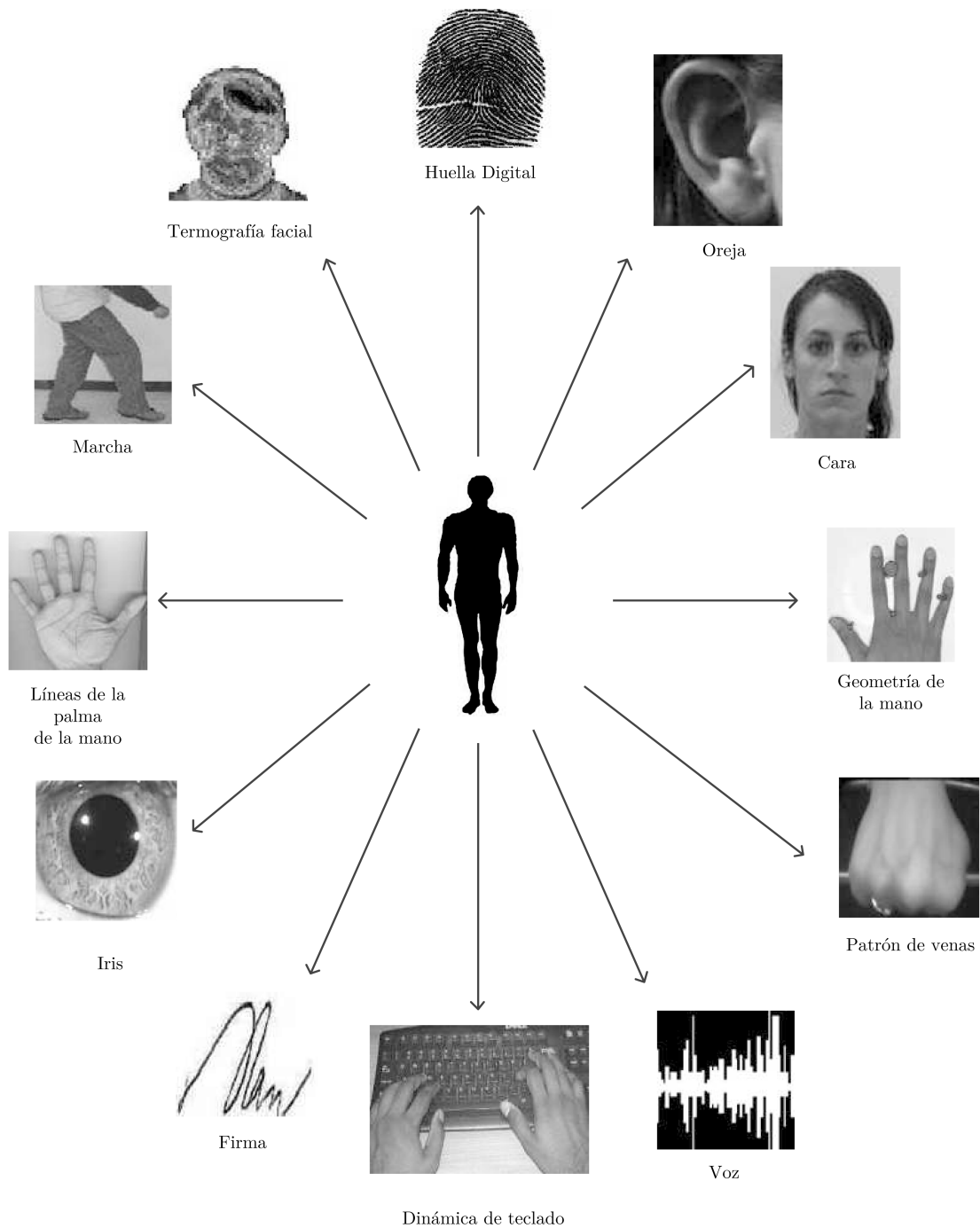


Figura 1.3: Ejemplos de rasgos biométricos utilizados para la identificación de personas. Los rasgos físicos (estáticos) incluyen las huellas dactilares, iris, geometría de cara, mano u oreja. Los rasgos de comportamiento (dinámicos), incluyen la firma, dinámica de teclado y marcha [1].

que requiera la aplicación. Comúnmente se considera como factor de autenticación, algo que se sabe (clave o PIN), que se tiene (llaves y tarjetas electrónicas) o que se es (biometría). La utilización de estos factores de autenticación da seguridad al proceso. El uso de la biometría estará aún más extendida en los siguientes años a medida que la tecnología avanza y esta se va haciendo más confiable [21]. Otras aplicaciones biométricas incluyen: controles de migración, identificación nacional, votación y controles de asistencia.

1.5. Estado del arte

Los métodos de mejoramiento de imágenes clásicos son: a) Ecualización del histograma, b) Contraste Limitado de la Ecualización del Histograma (CLAHE) y c) Máscara de Desenfoque [9]. Los resultados de aplicar las técnicas clásicas de procesamiento digital de imágenes se muestran en la Figura 1.4.

El procedimiento tradicional seguido para la extracción del patrón de venas es el siguiente:

- 1 a,b,c** Delimitación de la Región de Interés (ROI).
- 2 d** Filtraje pasa bajas basado en convolución, con el propósito de eliminar información innecesaria como los vellos o pliegues del dorso y palma de la mano respectivamente.
- 3 e** Con el objetivo de redistribuir de manera uniforme los valores de intensidad de los niveles de gris presentes en la imagen se aplicó la ecualización del histograma.
- 4 f** Debido a que los valores de intensidad de los niveles de gris varían en cada imagen y a través de estas, el uso de técnicas de binarización global son deficientes en casos donde la iluminación no es uniforme. La técnica de binarización adaptativa, es un algoritmo de umbralización que combina el umbral adaptativo global y local, es decir umbralización local con reducción global. Esta técnica utiliza diferentes valores de umbral, los cuales son asignados a cada pixel de la imagen, esto basado en el análisis de los niveles de gris de sus vecinos.
- 5 g** Los algoritmos de adelgazamiento obtienen únicamente el esqueleto de la imagen binarizada.
- 6 h** Los algoritmos de morfológicos son usados para hacer más grueso el patrón de venas.

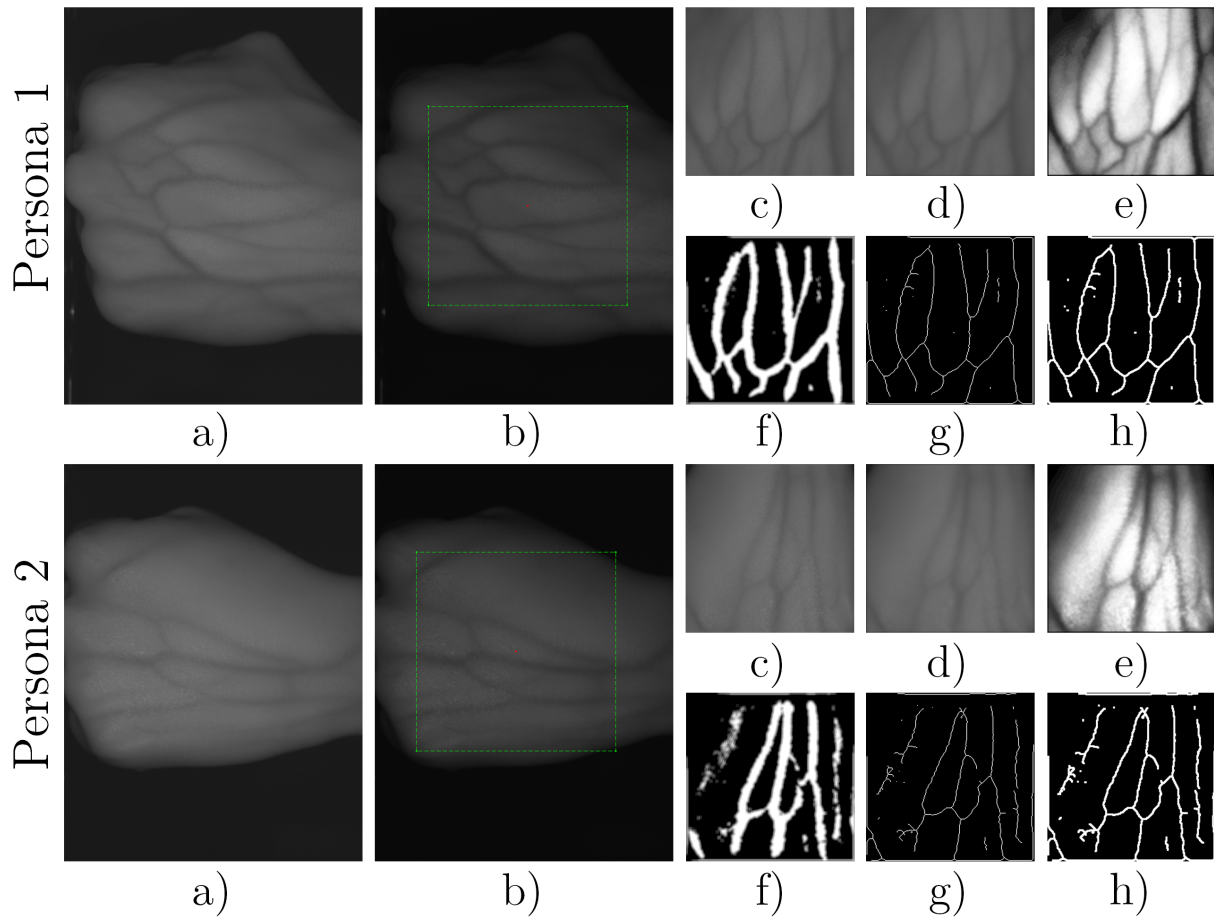


Figura 1.4: (a) Imagen original, (b) Centroide y detección de la región de interés (ROI), (c) Extracción de ROI, (d) Filtrado espacial, (e) Ecuación del histograma, (f) Binarización adaptativa, (g) Adelgazamiento y (h) Dilatación e imagen final con el patrón de venas segmentado.

Los puntos de referencia [23] tales como bifurcaciones y puntos terminales de las venas han sido tradicionalmente calculados a partir de una imagen mejorada y segmentada para extracción de características. Bajo condiciones de adquisición y preprocesamiento ideales, los puntos de referencia pueden ser fácilmente extraídos a partir del esqueleto de la imagen.

Sin embargo, las imágenes de los esqueletos extraídos a partir de imágenes de las venas son a menudo inestables debido a que las imágenes originales (crudas) de las venas sufren de bajo contraste como se observa en la Figura 1.5.

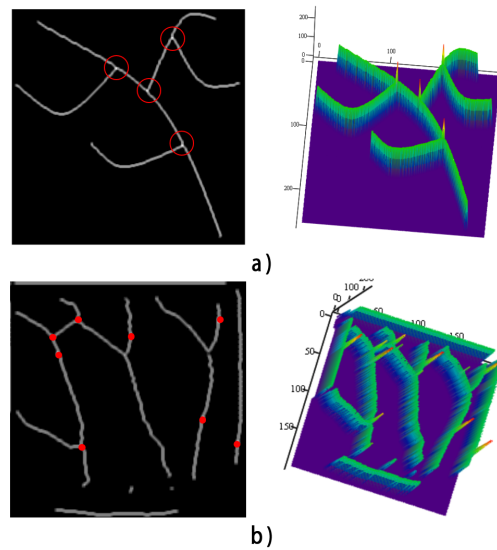


Figura 1.5: Extracción de puntos característicos a partir de una a) Imagen preprocesada ideal y una b) Imagen preprocesada con ruido. Los puntos característicos serán útiles en condiciones ideales de adquisición de imágenes y preprocesado.

El Histograma de Gradientes Orientados (HOG) [24] y la Transformación de Características Invariantes a Escala (SIFT) [25] (Figura 1.6) a menudo son utilizados como descriptores de la rotación, escala e intensidad para el patrón de venas.

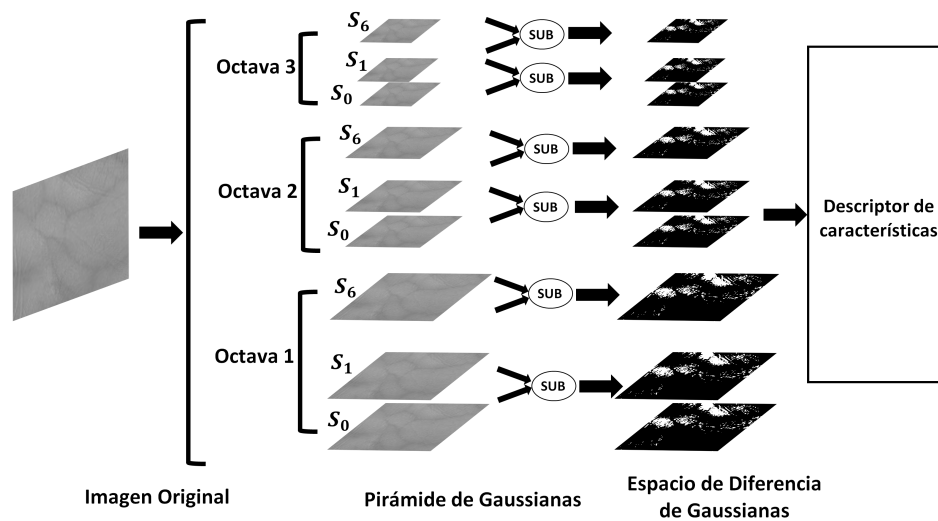


Figura 1.6: Extracción de puntos característicos a partir de una imagen a través del método SIFT.

Sin embargo, éstos no son robustos a la presencia del ruido y son parcialmente invariantes a cambios TRSI. También, los vectores de descriptores generados son grandes con tamaño variable, lo que complica la etapa de clasificación. Además, ambas técnicas requieren un alto costo computacional [26].

Por otro lado, el algoritmo denominado Patrones Locales Binarios (LBP) [1, 28] ha sido usado para reconocimiento de venas, pero cuando existe cambios espaciales y de contraste durante la adquisición, el rendimiento de la técnica de descripción decrece [29]. Los Patrones Locales Binarios (LBP por sus siglas en inglés) son un tipo de descriptor visual para clasificación con implementaciones de aplicaciones de visión por computadora. LBP es un caso particular del modelo de espectro de textura, propuesto en 1990. LBP fue descrito por primera vez en 1994 por T. Ojala y desde ese año, se ha encontrado que es un algoritmo poderoso para la clasificación por texturas. Además, se ha determinado que cuando los patrones locales binarios se combinan con el descriptor de Histograma de Gradientes Orientados (HOG), la clasificación mejora considerablemente en algunos conjuntos de datos. El operador es aplicado generalmente a imágenes en escala de grises.

En su forma más simple, el operador LBP utiliza una máscara de 3×3 , la que es recorrida por toda la imagen generando un 1 binario si los vecinos 8 del pixel central son mayores o iguales al valor del pixel central. En caso contrario, el algoritmo generará un 0 binario si el valor de los vecinos es menor al valor del pixel central. De esta forma, los ocho vecinos pueden entonces representarse como un número de 8 bit generando una descripción muy compacta de la imagen. A menudo, la distribución del código LBP sobre una imagen se utiliza para describir la textura como un histograma. A continuación, en la Figura 1.7 se muestra el funcionamiento del operador LBP.

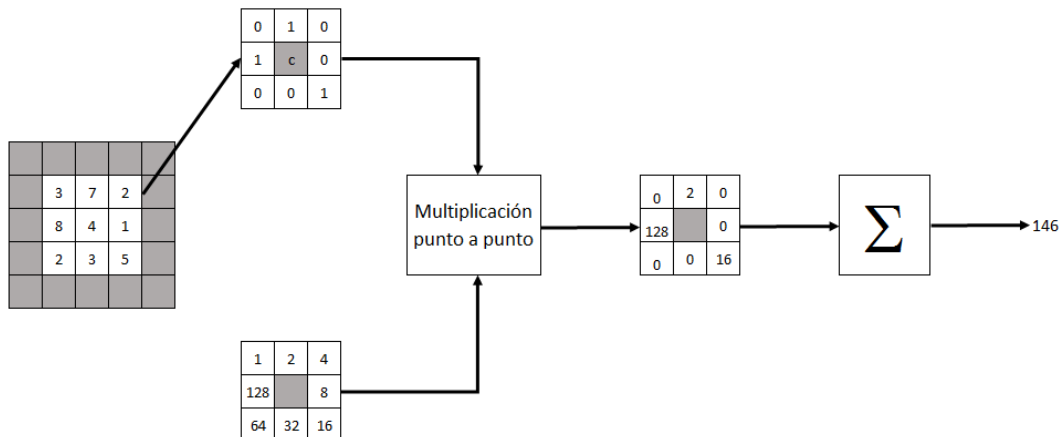


Figura 1.7: Funcionamiento del operador LBP.

Para comprender mejor el funcionamiento del algoritmo LBP, en la Figura 1.8, se muestra un ejemplo numérico con una matriz de tamaño 3×6 .

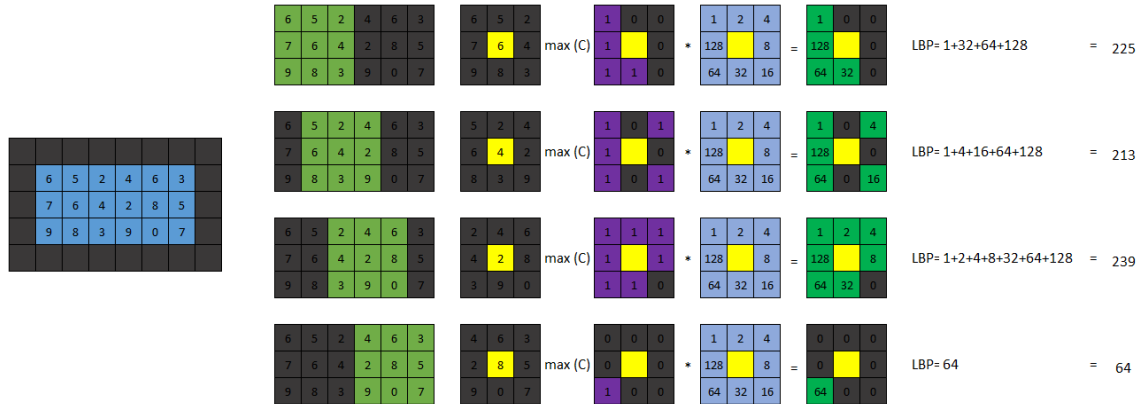


Figura 1.8: Cálculo de valores LBP para una matriz.

Los momentos invariantes también han sido implementados para la descripción del patrón de venas. Xueyan [2] extrae las características de patrones de venas de los dedos, utilizando momentos invariantes de Hu modificados, los cuales son calculados a partir de imágenes reconstruidas por la transformada wavelet bivalente. Li [3] utiliza los momentos de Zernike para describir las características de forma de imágenes preprocesadas de las venas de los dedos.

En éstos últimos trabajos, una etapa de preprocesamiento es lleva a cabo para tratar con las distorsiones y cambios de contraste en las imágenes de entrada. Estos procedimientos pueden consumir tiempo y costo computacional durante la corrección geométrica de la imagen relacionadas a la escala, traslación, rotación y normalización radiométrica. En este trabajo de tesis, se describen las imágenes del patrón de venas de la mano como un conjunto de características invariantes a transformaciones TRSI.

Los momentos ortogonales de Zernike definidos en coordenadas polares [6] son usados para la extracción de características invariantes a partir de los datos biométricos crudos, siguiendo el flujo inferior mostrado en la Figura 1.9 [11].

El rendimiento a través de la técnica de los momentos de Zernike tiene una alta precisión debido a que no se requiere de una etapa de preprocesamiento. La principal ventaja de este método es que las características de las venas basadas en momentos ortogonales de Zernike tienen una mínima cantidad de información redundante, son invariantes a transformaciones espaciales y radiométricas, y también son robustos al ruido [1].

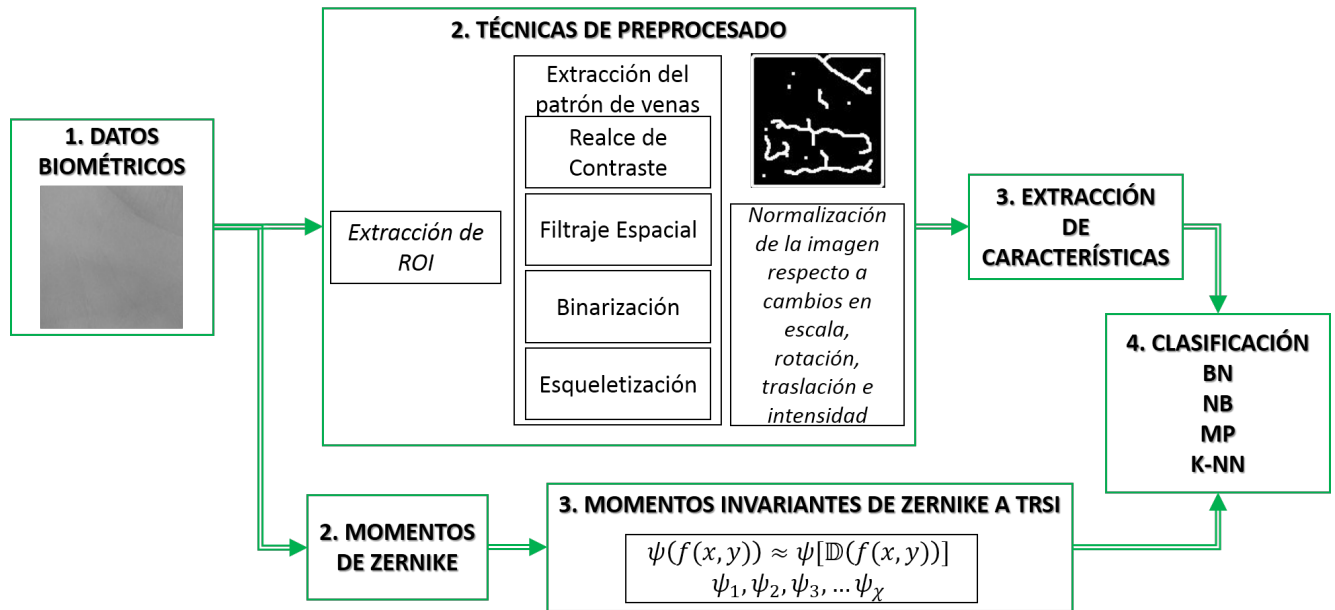


Figura 1.9: Diagrama de flujo de un sistema de reconocimiento de venas de la mano: enfoque tradicional (flujo superior) y enfoque propuesto (flujo inferior). Dado que la imagen sensada $\mathbb{D}(f(x, y))$ es una versión degradada de la escena original $f(x, y)$, entonces el vector invariante $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_\chi$ satisface que $|\psi(f) - \psi(\mathbb{D}(f(x, y)))| \approx 0$.

1.6. Aportaciones

En este proyecto de Tesis se tienen las siguientes aportaciones:

Artículos

1. **Raúl Castro-Ortega**, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, José Francisco Solís-Villareal and Eber E. Orozco-Guillén, "*Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data*", Journal of Electronic Imaging, **28**(5), 053019, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1117/1.JEI.28.5.053019>.

Memorias de Congreso

1. Laura B. Alvarado-Cruz, Maricela Delgadillo-Herrera, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, **Raúl Castro-Ortega** and Mario M. Arreola-Esquivel "*Fractal analysis for classification of breast lesions*", Proceedings of SPIE Optical Engineering + Applications 2019, Memoria de Congreso. **11104**, Current Developments in Lens Design and Optical Engineering XX. San Diego California (EUA), Agosto de 2019.
2. **Raúl Castro-Ortega**, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco and José Francisco Solís-Villareal "*Infrared image acquisition system for vein pattern analysis*", Proceedings of SPIE Optical Engineering + Applications 2016, Memoria de Congreso. **9947**, ISBN: 9781510602854, Current Developments in Lens Design and Optical Engineering XVII. San Diego California (EUA), Agosto de 2016.

Bibliografía

- [1] A. K. Jain, P. Flynn, and A. A. Ross. *Handbook of Biometrics*. Springer, New York, USA, 2007.
- [2] L. Xueyan et al. Vein pattern recognitions by moment invariants. *2007 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 612–615, 2007.
- [3] J. Li et al. Finger-vein recognition based on improved Zernike moment. *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, 2152–2157, 2017.
- [4] B. Jun Kang et al. Multimodal biometric method that combines veins, prints, and shape of a finger. *Optical Engineering*, 50(1):017201-1 – 017201 – 13, 2011.
- [5] G.S. Badrinath and P. Gupta. Palmprint based recognition system using phase-difference information. *Future Generation Computer Systems*, 28(1):287 – 305, 2012.
- [6] J.-G. Wang et al. Person recognition by fusing palmprint and palm vein images based on laplacianpalm representation. *Pattern Recognition*, 41(5):1514 – 1527, 2008.
- [7] K. Zhang, D. Huang, and D. Zhang. An optimized palmprint recognition approach based on image sharpness. *Pattern Recognition Letters*, 85:65 – 71, 2017.
- [8] Z. Honarpisheh and K. Faez. An efficient dorsal hand vein recognition based on firefly algorithm. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 3(1):30–41, 2013.
- [9] W. Kang. Vein pattern extraction based on vectorgrams of maximal intra-neighbor difference. *Pattern Recognition Letters*, 33(14):1916 – 1923, 2012.
- [10] L. Wang, G. Leedham, and D. Siu-Yeung Cho. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics. *Pattern Recognition*, 41(3):920 – 929, 2008.
- [11] A. M. Badawi. Hand vein biometric verification prototype: A testing performance and patterns similarity. *International Conference on Image Processing, Computer Vision & Pattern Recognition*, 14:3–9, 2006.

-
- [12] Q. Zhao, W. Bu, X. Wu, and D. Zhang. Design and implementation of a contactless multiple hand feature acquisition system. *Proc. SPIE*, 8371, 8371-1 – 8371-13, 2012.
- [13] M. Heenaye and M. Khan. A multimodal hand vein biometric based on score level fusion. *Procedia Engineering*, 41:897 – 903, 2012.
- [14] Ricardo Palomares Borja, “Marketing en el punto de venta, 100 ideas clave para vender más,” *ESIC Editorial*, ISBN: 9788473568869, 2da. Edición, pags. 509, 2012.
- [15] Ramón Blanco Gonzalo, “Análisis de seguridad en comunicaciones USB,” *Universidad Carlos III de Madrid, Escuela Politécnica Superior, Departamento de Tecnología Electrónica*, Proyecto de Fin de Carrera, Noviembre 2009.
- [16] Anna Maria Guasch, “Arte y archivo, 1920-2010: Genealogías, tipologías y discontinuidades,” *Ediciones AKAL*, ISBN: 9788446025399, 1ra. Edición, pags. 320, 2011.
- [17] Alphonse Bertillon, “Identification Anthropometrique, Instructions Signalétiques,” *Melun, Imprimerie Administrative*, 1893.
- [18] Leonard Flom y Aran Safir, “Iris recognition system,” <http://www.google.com/patents/US4641349>, Patente, 3 de Febrero de 1987.
- [19] John G. Daugman, “Biometric personl identification system based on iris analysis,” <https://www.google.com/patents/US5291560>, Patente, 1 de Marzo de 1994.
- [20] Jinfeng Yang and Xu Zhang, “Feature-level fusion of fingerprint and finger-vein for personal identification,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 623-628, 2012.
- [21] Avril Hernández Briones, “Biometría Informática,” <http://redyseguridad.fi-p.unam.mx/proyectos/biometria/index.html>, UNAM - Facultad de Ingeniería.
- [22] Raúl Castro-Ortega. Análisis de la distribución de venas en la mano a partir de imágenes IR para el reconocimiento de personas. *Tesis de Maestría*.
- [23] Y.-P. Hu et al. Hand vein recognition based on the connection lines of reference point and feature point. *Infrared Physics & Technology*, 62:110 – 114, 2014.
- [24] N. Dalal and B. Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection. *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 1:886–893, 2005.
- [25] H.-G. Kim et al. Illumination normalization for sift based finger vein authentication. *Advances in Visual Computing. ISVC 2012. Lecture Notes in Computer Science*, 7432:21–30, Berlin, Heidelberg, 2012.

-
- [26] Z. Wang et al. Pedestrian Detection Using Boosted HOG Features. *2008 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 1155–1160, 2008.
- [27] M. Stanuch and A. Skalski. Artificial database expansion based on hand position variability for palm vein biometric system. *2018 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*, 1–6, 2018.
- [28] B. C. Liu, S. J. Xie, and D. S. Park. Finger vein recognition using optimal partitioning uniform rotation invariant LBP descriptor. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2016:1–10, 2016.
- [29] B. Chao-Liu, S. Juan-Xie, and D. Sun Park. Finger vein recognition using optimal partitioning uniform rotation invariant LBP descriptor. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2016:1–10, 2016.
- [30] M. R. Teague. Image analysis via the general theory of moments*. *Journal of the Optical Society of America*, 70(8):920–930, 1980.
- [31] Raúl Castro-Ortega, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, José Francisco Solís-Villarreal, and Eber Enrique Orozco-Guillén. Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data. *Journal of Electronic Imaging* 28(5), pp. 053019 (15 October 2019).
- [32] J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova. *2D and 3D Image Analysis by Moments*. Wiley, 2016.

Capítulo 2

Momentos invariantes de Zernike a rotación, escala e intensidad en imágenes digitales

2.1. Introducción

Los momentos son cantidades escalares que han sido usados para caracterizar una función y capturar sus características más significantes. En estadística, son útiles para describir la forma de una función de densidad probabilística (PDF). En mecánica de cuerpo rígido, para medir la distribución de masa de un cuerpo. Desde un punto de vista matemático, los momentos son "proyecciones" de una función en una base polinomial [1]. Una gran variedad de bases polinomiales pueden ser usadas para construir descriptores momento. Por ejemplo, la base de potencia estándar $\{x^p y^q\}$ conduce a momentos geométricos. De la misma forma, empleando bases ortogonales, éstas generan valores momento ortogonales. Teóricamente, todas las bases polinomiales son equivalentes, pero algunas de ellas proveen mejores propiedades numéricas que otras. Dentro de las aplicaciones más comunes de la teoría de momentos en el ámbito de la visión por computadora, se puede encontrar el reconocimiento de patrones, la generación de momentos invariantes a transformaciones afines y radiométricas, la estimación de la posición de los objetos, la codificación y reconstrucción de imágenes, entre otras. Adicionalmente, los momentos ortogonales son robustos a la presencia de ruido [1].

En este Capítulo se revisan los conceptos matemáticos básicos de los momentos de Zernike, con la finalidad de obtener una expresión general que permita derivar un conjunto de momentos invariantes a transformaciones espaciales y radiométricas. Lo anterior, permitirá representar las imágenes digitales a través de descriptores numéricos. Además, los momentos invariantes de Zernike a Rotación, Escala e Intensidad (RSI) son probados utilizando un conjunto de imágenes artificiales distorsionadas digitalmente. Los resultados muestran que los momentos invariantes

de Zernike son capaces de reconocer un objeto sin previa normalización en la imagen. De igual forma, se define una métrica que mide el poder de discriminación de cada descriptor. De esta manera, los descriptores son ponderados para obtener un vector de características seleccionadas.

2.2. Definición general de los momentos

Una imagen puede ser representada como una función de distribución de intensidades bidimensional $f(x, y)$, donde los valores de la función denotan la intensidad en cada ubicación del pixel (x, y) . Sea ζ la región imagen en el plano $x - y$, la cual es el dominio de la función $f(x, y)$.

Una definición general de las funciones momento $\phi_{p,q}$ de orden $(p+q)$, de la función $f(x, y)$ puede ser expresada como sigue [2],

$$\phi_{p,q} = \iint_{\zeta} \psi_{p,q}(x, y) f(x, y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, 3, \dots \quad (2.1)$$

donde $\psi_{p,q}(x, y)$ es una función continua de (x, y) en ζ , conocida como conjunto base. Los índices p, q usualmente denotan los órdenes en las coordenadas x, y respectivamente. Para una imagen, la función de intensidades $f(x, y)$ está acotada en ζ , y por lo tanto, la integral dada en la Ecuación 2.1 es finita. Esto también implica que la masa total de la distribución está dada por,

$$|f| = \iint_{\zeta} f(x, y) dx dy, \quad (2.2)$$

y es positiva.

Algunas variaciones de la definición dada en la Ecuación 2.1 puede ser encontrada en la literatura, dependiendo del tipo de conjunto base usado. Por ejemplo, las funciones base de coordenadas polares (r, θ) requerirá reescribir la Ecuación 2.1 en términos de una representación polar del espacio de coordenadas de la imagen tal como [2],

$$\phi_{p,q} = \iint_{\zeta} r^{p+q+1} \psi_{p,q}(\theta) f(r, \theta) dr d\theta. \quad p, q = 0, 1, 2, 3, \dots \quad (2.3)$$

Las funciones base ortogonales son válidas sólo dentro de un círculo unitario, igualmente requerirá escalar el espacio de coordenadas ζ a la región $[-1, 1]$ o bien $[\frac{-1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}]$, a través de la siguiente transformación $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ y $\theta = \arctan(\frac{y}{x})$. En la Figura 2.1 se muestra un ejemplo de transformación de coordenadas cartesianas a polares.

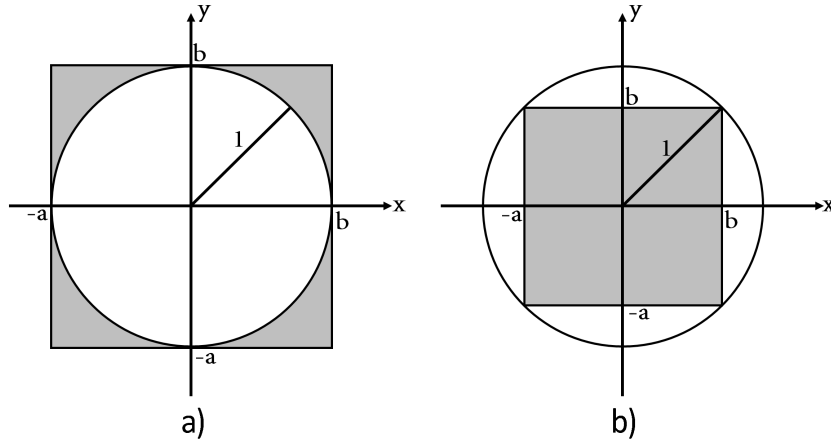


Figura 2.1: Transformación de una función imagen discreta a) Fuera de un círculo $a = -1$ y $b = 1$ y b) Dentro de un círculo $a = \frac{-1}{\sqrt{2}}$ y $b = \frac{1}{\sqrt{2}}$

Si ζ es considerada como un segmento de un plano complejo $z = x + iy$ ($i = \sqrt{-1}$), entonces la definición de los momentos puede ser expresada como una integral compleja de la función $f(z)$,

$$C_{p,q} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x + iy)^p (x - iy)^q f(x, y) dx dy. \quad (2.4)$$

En la evaluación de las funciones momento, las integrales de superficie continua, a menudo se reemplazan por una sumatoria directa como una primera aproximación, con los factores de escala apropiados para los elementos del área.

Los polinomios y momentos ortogonales multidimensionales se dividen en dos grupos básicos:

1. Los polinomios ortogonales en un cuadrado/cubo forman polinomios ortogonales cuyas versiones en 2D y 3D han sido creadas como productos de polinomios en 1D en x , y y z .

De esta manera, los momentos tienen la forma,

$$\phi_{p,q} = n_p n_q \iint_{\zeta} \rho_p(x) \rho_q(y) f(x, y) dx dy, \quad (2.5)$$

donde n_p, n_q son factores de normalización y ζ es el área de ortogonalidad. Los polinomios $\rho_k(x)$ satisfacen la relación de ortogonalidad,

$$\int_{\zeta} w(x) \rho_p(x) \rho_q(x) dx = h_p \delta_{p,q}, \quad (2.6)$$

donde $w(x)$ es la función de peso, $h_p = \|\rho_p\|^2$ y $\delta_{p,q}$ es la delta de Kronecker,

$$\delta_{p,q} = \begin{cases} 1 & \text{si } p = q \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (2.7)$$

La principal ventaja de los momentos ortogonales en un cuadrado es que pueden preservar la ortogonalidad incluso en imágenes discretas y los cálculos pueden ser más precisos. Por otro lado, su principal problema es que la construcción de invariantes a la rotación es complicada, indirecta y demasiado ineficiente.

2. Los polinomios ortogonales basados en un disco o esfera no tienen algún antecedente directo en 1D. Éstos son construidos como productos de un factor radial y angular, en el cual está en 2D un tipo de armónico circular y en 3D de funciones armónicas esféricas. Tales momentos son construidos en la forma,

$$\phi_{p,q} = n_{p,q} \int_0^{2\pi} \int_0^1 R_{p,q}(r) e^{-iq\theta} f(r, \theta) r dr d\theta, \quad (2.8)$$

donde $n_{p,q}$ es un factor de normalización. Cuando la imagen es mapeada en un disco o esfera existen problemas de remuestreo y pueden acarrear pérdida de información [1]. A manera de resumen, en la Tabla 2.1 se enlistan algunos tipos de funciones momento.

Tabla 2.1: **Técnica de extracción de características basadas en funciones momento.**

Técnica	Base Polinomial	Muestreo	Datos de entrada
Momentos geométricos	Monomios	Rectangular	2-D, 3-D
Momentos armónicos	Armónico Circular	Polar	2-D
Momentos ortogonales	Legendre	Rectangular	2-D
	Zernike	Polar	2-D
	pseudo-Zernike	Polar	2-D
	Jacobi	Polar	2-D
	Chebyshev	Rectangular	2-D
	Krawtchouk	Rectangular	2-D
	Momentos complejos	Armónico Circular	Rectangular / Polar
Armónico Esférico		Rectangular / Polar	3-D
Momentos estándar	Monomios	Rectangular	2-D, 2 $\frac{1}{2}$ -D, 3-D

2.3. Invariantes a TRS a partir de momentos geométricos

Para una función 2-D continua $f(x, y)$, los momentos de orden $(p+q)$ están definidos como,

$$m_{p,q} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad p, q = 0, 1, 2, 3, \dots, \quad (2.9)$$

donde (x, y) son coordenadas cartesianas, f es una función imagen continua no negativa. Para imágenes digitales de pixeles $M \times N$, la doble integral en la Ecuación 2.9 puede ser aproximada mediante sumatorias. Para calcular los momentos geométricos en el caso discreto se puede utilizar la siguiente expresión,

$$m_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, 3, \dots, \quad (2.10)$$

La aplicación más útil de estos momentos, son los valores que pueden ser extraídos a partir de ellos tales como,

$$\text{Área} = m_{0,0}(f), \quad (2.11)$$

el centro de masa

$$\bar{x} = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}}, \bar{y} = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}}. \quad (2.12)$$

Adicionalmente, existen los momentos centrales los cuales son usados para el reconocimiento de un objeto independientemente de su posición en el eje cartesiano. Los momentos centrales para una función 2-D continua $\mu_{p,q}$ están definidos como,

$$\mu_{p,q} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) d(x - \bar{x}) d(y - \bar{y}). \quad (2.13)$$

Por lo tanto, para calcular los momentos centrales en el caso discreto, se tiene la siguiente expresión,

$$\mu_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, 3, \dots, \quad (2.14)$$

donde \bar{x} y \bar{y} son las coordenadas del centroide del objeto presente en la imagen definidos previamente. Los momentos normalizados son usados para reconocimiento de objetos sin importar el tamaño o posición en el plano imagen. De modo que, los momentos normalizados son definidos por,

$$\eta_{p,q} = \frac{\mu_{p,q}}{\mu_{0,0}^{\gamma}} \quad p, q = 0, 1, 2, 3, \dots, \quad (2.15)$$

donde $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$ para $p + q = 2, 3, \dots$

A partir de los momentos normalizados se pueden obtener un conjunto de siete momentos invariantes estandarizados. Este conjunto de momentos es conocido como momentos de Hu. Estos momentos son usados para calcular los momentos de un objeto sin importar la rotación, traslación y cambios en la escala del objeto, y están definidos de la siguiente manera [3],

$$\phi_1 = \eta_{2,0} + \eta_{0,2}$$

$$\phi_2 = (\eta_{2,0} - \eta_{0,2})^2 + 4(\eta_{1,1})^2$$

$$\phi_3 = (\eta_{3,0} - 3\eta_{1,2})^2 + (3\eta_{2,1} - \eta_{0,3})^2$$

$$\phi_4 = (\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 + (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2$$

$$\phi_5 = (\eta_{3,0} - 3\eta_{1,2})(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})[(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - 3(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2] + (3\eta_{2,1} - \eta_{0,3})(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})[3(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2]$$

$$\phi_6 = (\eta_{2,0} - \eta_{0,2})[(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2] + 4\eta_{1,1}(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})$$

$$\phi_7 = (3\eta_{2,1} - \eta_{0,3})(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})[(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - 3(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2] + (3\eta_{1,2} - \eta_{3,0})(\eta_{2,1} + \eta_{0,3})[3(\eta_{3,0} + \eta_{1,2})^2 - (\eta_{2,1} + \eta_{0,3})^2]$$

En la Figura 2.2 se observa el poder discriminativo de los invariantes de Hu ante transformaciones espaciales como traslación, rotación, escala entre otras.

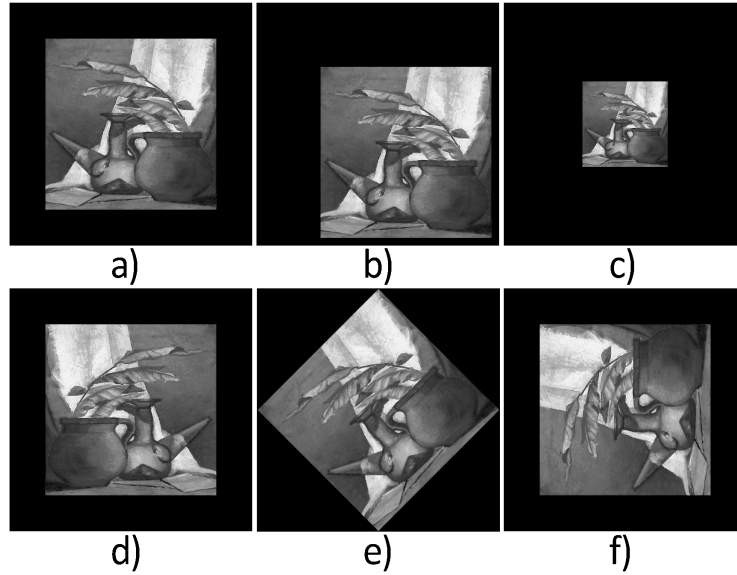


Figura 2.2: Momentos invariantes de Hu de a) Imagen Original, b) Traslación, c) Escalada, d) Reflejada, e) Rotada 45° y f) Rotada 90° (Imagen tomada de [4]).

En la Figura 2.3 se muestra la gráfica del comportamiento de los 7 invariantes de Hu.

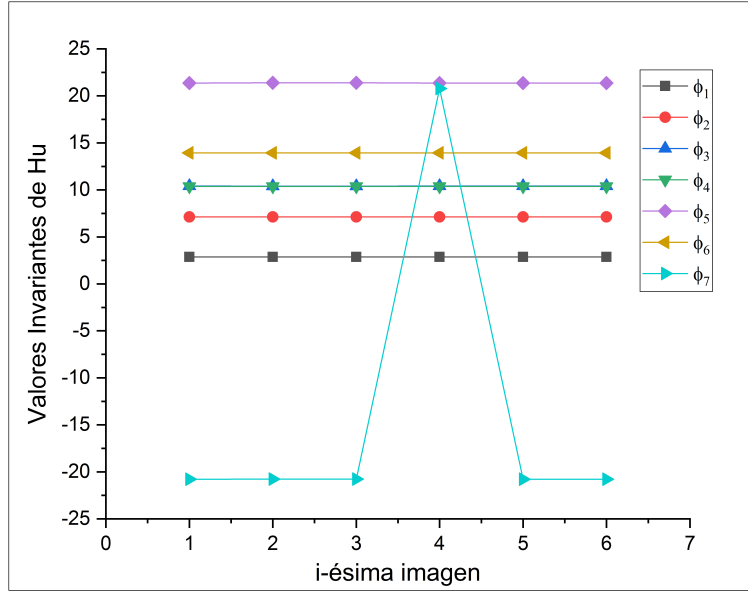


Figura 2.3: Gráfica de los Invariantes de Hu de las imágenes de la Figura 2.2.

2.4. Momentos de Zernike

Sea $f(r_{i,j}, \theta_{i,j})$ una imagen en niveles de gris de tamaño $M \times N$ definida en coordenadas polares discretas: $r_{i,j} = \sqrt{x_j^2 + y_i^2}$ y $\theta_{i,j} = \arctan\left(\frac{y_i}{x_j}\right)$, para $x_j = a + \frac{j \cdot (b-a)}{N-1}$, $y_i = b - \frac{i \cdot (b-a)}{M-1}$, $i = 0, \dots, M-1$ and $j = 0, \dots, N-1$. Los parámetros a, b son números reales y toma valores de acuerdo a un dominio adecuado dentro (o fuera) de un círculo unitario $|r| \leq 1$ [5].

Los momentos de Zernike discretos 2D de orden radial n y repetición angular l son [6],

$$Z_{n,l} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(r_{i,j}, \theta_{i,j}) \cdot R_{n,l}(r_{i,j}) \cdot e^{-1i \cdot l \theta_{i,j}}, \quad (2.16)$$

con $|l| \leq n$, y $n-|l|$ siendo pares. Aquí, $R_{n,l}(r_{i,j})$ es el valor real discreto radial del polinomio dado por,

$$R_{n,l}(r) = \sum_{s=0}^{\frac{n-|l|}{2}} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left(\frac{n+|l|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|l|}{2} - s\right)!} r^{n-2s}. \quad (2.17)$$

Los polinomios de Zernike satisfacen la relación de ortogonalidad,

$$\int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{n,l}^*(r, \theta) V_{m,k}(r, \theta) r dr d\theta = \frac{\pi}{n+1} \delta_{m,n} \delta_{k,l}, \quad (2.18)$$

para $V_{n,l}(r, \theta) = R_{n,l}(r) e^{il\theta}$ particularmente,

$$\int_0^1 R_{n,l}(r) R_{m,l}(r) dr = \frac{1}{2(n+1)\delta_{m,n}}. \quad (2.19)$$

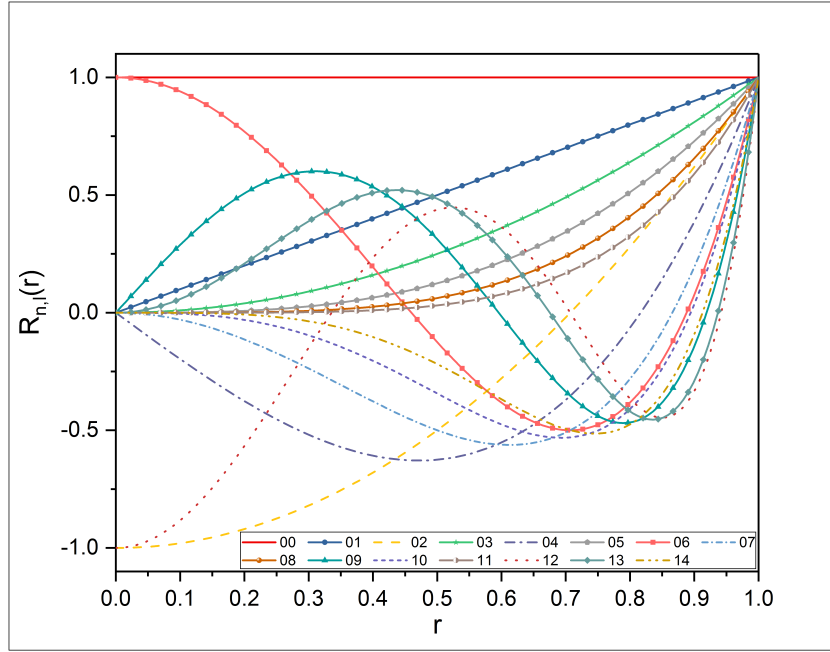


Figura 2.4: Gráfica de los primeros 15 polinomios radiales de Zernike.

En la Figura 2.4 se grafican los primeros 15 polinomios radiales de Zernike.

El número de momentos de Zernike puede ser calculado utilizando la siguiente expresión dada por [7],

$$\chi = \sum_{n=0}^{Max} \left\{ \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor + 1 \right\}, \quad (2.20)$$

donde Max representa el orden más alto de los momentos de Zernike.

2.4.1. Descriptores invariantes a Traslación, Rotación, Escala e Intensidad (TRSI)

De acuerdo a Flusser et al., las condiciones de adquisición de imágenes comunmente son imperfectas, por lo que la imagen observada representa una versión degradada de la escena original [1]. Las degradaciones en imágenes digitales pueden ser radiométricas y/o geométricas. Una transformación geométrica espacial común es la transformación afin, las cuales pueden ser representadas a través de la siguiente matriz de transformación [4],

$$g(x, y) = kf(x', y') \quad (2.21)$$

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \left[\begin{pmatrix} c_x & 0 \\ 0 & c_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{pmatrix} \right] \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

donde, k es el factor de intensidad. El vector (c_x, c_y) es el centro geométrico de la región imagen, t_x y t_y es la traslación horizontal y vertical, y α es el ángulo de rotación. Las coordenadas pixel en la imagen de entrada y su correspondiente imagen transformada son (x, y) y (x', y') , respectivamente. En la Figura 2.5 se muestra un ejemplo de imagenes afectadas por transformaciones afines y radiométricas.

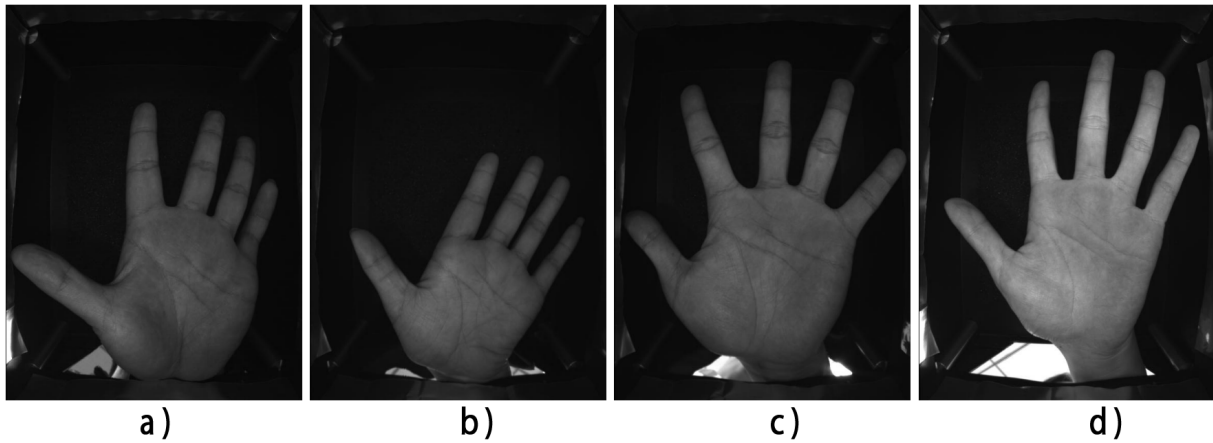
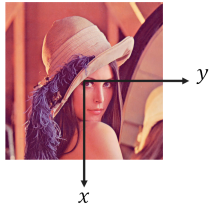

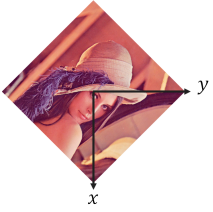

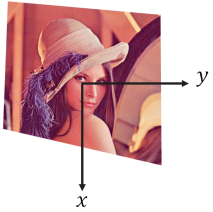
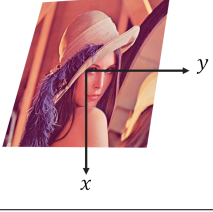


Figura 2.5: Transformaciones afines que pueden ser encontradas en la base de datos CASIA. a) Perspectiva, b) Rotación, c) Escala y d) Cambios de iluminación.

La Tabla 2.2 ilustra los valores de la matriz usada para implementar estas transformaciones. La principal ventaja de la representación matricial es que ésta puede proveer un esquema para concatenar una secuencia de operaciones como se observa en la Ecuación 2.22.

Tabla 2.2: Transformaciones afines que permiten escalar, rotar, trasladar o inclinar un conjunto de puntos coordenados dependiendo de los valores elegidos para los elementos de la matriz. 2.22.

Transformación	Matriz Afín T	Ecuaciones de coordenadas	Ejemplo
Identidad	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= v \\ y &= w \end{aligned}$	
Escala	$\begin{bmatrix} c_x & 0 \\ 0 & c_y \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= c_x v \\ y &= c_y w \end{aligned}$	
Rotación	$\begin{bmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= v \cos(\alpha) - w \sin(\alpha) \\ y &= v \sin(\alpha) + w \cos(\alpha) \end{aligned}$	
Traslación	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= v + t_x \\ y &= w + t_y \end{aligned}$	
Inclinación Vertical	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ s_v & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= v + s_v w \\ y &= w \end{aligned}$	
Inclinación Horizontal	$\begin{bmatrix} 1 & s_h \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= v \\ y &= s_h v + w \end{aligned}$	

2.4.2. Normalización de la imagen a la traslación

Para la descripción invariante a la traslación, el origen del sistema de coordenadas se ubicará en el centroide de la imagen ($x_c = m_{1,0}/m_{0,0}$, $y_c = m_{0,1}/m_{0,0}$). Éste es calculado a partir de los momentos geométricos de orden cero $m_{0,0}$ de una imagen binaria y los momentos geométricos de primer orden $m_{1,0}$ y $m_{0,1}$ de la Ecuación 2.12

2.4.3. Invariantes a la rotación

El método basado en magnitud [8] es usado para la obtener la invariancia a la rotación. Se puede definir a $f^\alpha(r, \varphi)$ como una rotación en α de la función f , es decir,

$$f^\alpha(r, \varphi) \rightarrow f(r, \varphi - \alpha), \quad (2.23)$$

por lo tanto, los Momentos de Zernike de la imagen rotada son,

$$Z'_{n,l} = \frac{n+1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 R_{n,l}(r) e^{-il(\varphi+\alpha)} f(r, \varphi - \alpha) r dr d\varphi. \quad (2.24)$$

Reemplazando a $f(r, \varphi - \alpha)$ por $f(r, \varphi^\alpha)$ donde $\varphi^\alpha = (\varphi - \alpha)$

$$Z'_{n,l} = \frac{n+1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 R_{n,l}(r) e^{-il(\varphi^\alpha+\alpha)} f(r, \varphi^\alpha) r dr d\varphi^\alpha, \quad (2.25)$$

donde $e^{-il\alpha}$ es una constante, dada una $f(r, \varphi)$ particular se obtiene,

$$Z'_{n,l} = e^{-il\alpha} \frac{n+1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 R_{n,l}(r) e^{-il(\varphi^\alpha)} f(r, \varphi^\alpha) r dr d\varphi^\alpha. \quad (2.26)$$

Por lo tanto,

$$Z'_{n,l} = Z_{n,l} e^{-il\alpha}. \quad (2.27)$$

Obteniendo el módulo en ambos lados de la igualdad tenemos,

$$|Z'_{n,l}| = |Z_{n,l} e^{-il\alpha}| \quad (2.28)$$

y puesto que $|e^{-il\alpha}| = 1$ entonces,

$$|Z'_{n,l}| = |Z_{n,l}|. \quad (2.29)$$

Por lo tanto, el módulo de los momentos complejos de Zernike es invariante a rotaciones.

2.4.4. Invariantes a escala

Si un objeto imagen $f(r, \theta)$ es escalado como $f'(r/c, \theta)$, el factor de escala c podrá ser calculado como $c = \sqrt{m_{0,0}(f')/m_{0,0}(f)}$. Estableciendo $n = l + \wp$ en la Ecuación 2.16, los invariantes a la rotación y escala son [9],

$$\psi_{l+\wp,l}(f) = \sum_{t=0}^{\wp} \frac{l + \wp + 1}{l + t + 1} \left(\sum_{\kappa=t}^{\wp} (\Gamma_{f'})^{-(l+\kappa+2)} C_{\wp,\kappa}^l \cdot D_{\kappa,t}^l \right) \cdot |Z_{l+t,l}(f')|, \quad (2.30)$$

para $\Gamma_{f'} = \sqrt{|Z_{0,0}(f')|}$, $C_{\wp,\kappa}^l = (-1)^{\wp-\kappa} \cdot \frac{(2l+\wp+1+\kappa)!}{\kappa!(\wp-\kappa)!(2l+1+\kappa)!}$ y $D_{\kappa,t}^l = \frac{(2l+2t+2)\kappa!(2l+\kappa+1)!}{(\kappa-t)!(2l+\kappa+t+2)!}$,
 $0 \leq t \leq \kappa \leq \wp$.

2.4.5. Invariantes a la intensidad

Si la distribución de intensidad de una imagen $f(r, \theta)$ es cambiada como $kf(r, \theta)$, el factor de intensidad k se puede obtener usando

$$k = \frac{1}{c^2} (Z_{0,0}(f')/Z_{0,0}(f)) \quad (2.31)$$

a través de $m_{0,0} = Z_{0,0}/\pi$ [2]. Si $\wp = 0$ y $l = 1, 2, 3, \dots$ entonces los momentos invariantes de Zernike a TRSI $n = l$ están dados por [11],

$$\tilde{\psi}_{l,l}(f) = k^{l/2} \cdot \frac{|Z_{l,l}(f')|}{|Z_{0,0}(f')|^{1+l/2}}. \quad (2.32)$$

Las expresiones matemáticas de los primeros 11 invariantes propuestos son:

$$\tilde{\psi}_{0,0} = \frac{Z_{0,0}}{Z_{0,0}} = 1$$

$$\tilde{\psi}_{1,0} = \frac{-4Z_{0,0}^{3/2} + 4Z_{0,0} + Z_{1,0}}{Z_{0,0}^{3/2}}$$

$$\tilde{\psi}_{1,1} = \frac{Z_{1,1}}{Z_{0,0}^{3/2}}$$

$$\tilde{\psi}_{2,0} = \frac{(9Z_{00}^2 - 24Z_{00}^{3/2} + 15Z_{00}) + (-6Z_{00}^{1/2} \cdot Z_{1,0} + 6Z_{1,0}) + Z_{2,0}}{Z_{0,0}^2}$$

$$\tilde{\psi}_{2,1} = \frac{-6Z_{1,1}^{3/2} + 6Z_{2,1} + Z_{2,1}}{Z_{0,0}^2}$$

$$\tilde{\psi}_{2,2} = \frac{Z_{2,2}}{Z_{0,0}^2}$$

$$\tilde{\psi}_{3,0} = \frac{-16Z_{0,0}^{5/2} + 80Z_{0,0}^2 - 120Z_{0,0}^{3/2} + 56Z_{0,0} + 20Z_{1,0} \cdot Z_{0,0} - 48Z_{1,0} \cdot Z_{0,0}^{1/2} + 28Z_{1,0} - 8Z_{2,0} \cdot Z_{0,0}^{1/2} + 8Z_{2,0} + Z_{3,0}}{Z_{0,0}^{5/2}}$$

$$\tilde{\psi}_{3,1} = \frac{20Z_{1,1} \cdot Z_{0,0} - 48Z_{1,1} \cdot Z_{0,0}^{1/2} + 28Z_{1,1} - 8Z_{2,1} \cdot Z_{0,0}^{1/2} + 8Z_{2,1} + Z_{3,1}}{Z_{0,0}^{5/2}}$$

$$\tilde{\psi}_{3,2} = \frac{-8Z_{2,2} \cdot Z_{0,0}^{\frac{1}{2}} + 8Z_{2,2} + Z_{3,2}}{Z_{0,0}^{\frac{5}{2}}}$$

$$\tilde{\psi}_{3,3} = \frac{Z_{3,3}}{Z_{0,0}^{\frac{5}{2}}}$$

$$\tilde{\psi}_{40} = \frac{25Z_{0,0}^3 - 200Z_{0,0}^{\frac{5}{2}} + 525Z_{0,0}^2 - 560Z_{0,0}^{\frac{3}{2}} + 210Z_{0,0} - 50Z_{1,0} \cdot Z_{0,0}^{\frac{3}{2}} + 210Z_{1,0} \cdot Z_{0,0} - 280Z_{1,0} \cdot Z_{0,0}^{\frac{1}{2}} + 120Z_{1,0} + 35Z_{2,0} \cdot Z_{0,0}}{Z_{0,0}^3} - \frac{80Z_{2,0} \cdot Z_{0,0}^{\frac{1}{2}} + 45Z_{2,0} - 10Z_{3,0} \cdot Z_{0,0}^{\frac{1}{2}} + 10Z_{3,0} + Z_{4,0}}{Z_{0,0}^3}$$

Una imagen que sufre una variación de contraste uniforme k , como las que se muestran en la Figura 2.6 a), b), y c), puede ser representada equivalentemente por un escalamiento de la función de intensidad [2]. Las Figuras 2.6 d), e), y f) ejemplifica el proceso de normalización en intensidad usando el factor k .

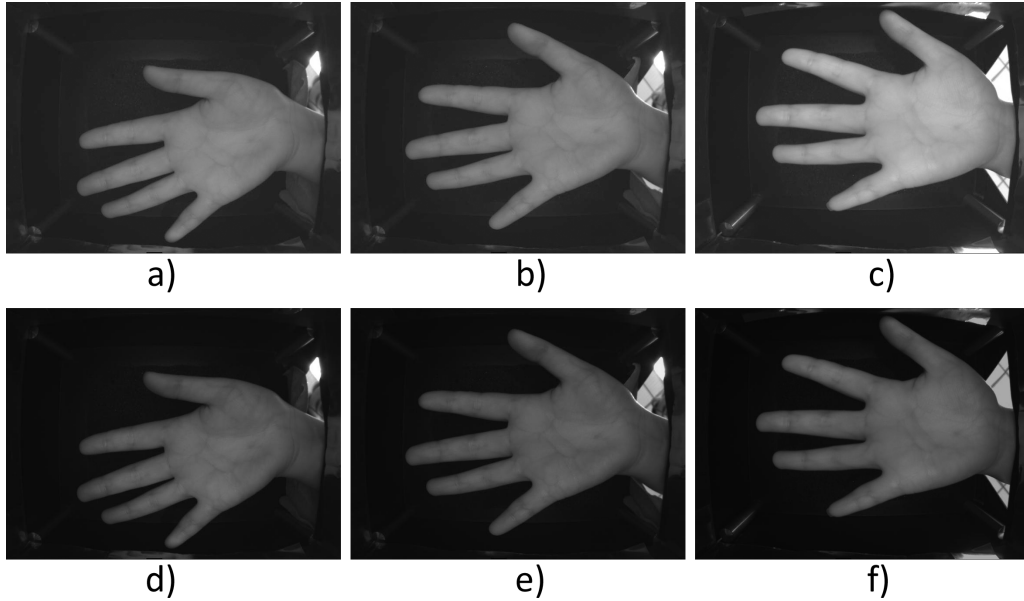


Figura 2.6: (a)(b)(c) Imágenes de entrada de la base de datos CASIA. (d)(e)(f) Imágenes normalizadas en intensidad de (a)(b)(c) respectivamente.

Sin embargo, en este trabajo de Tesis, el factor k es usado para normalizar los descriptores en intensidad, no para normalizar los datos biométricos (imágenes). El factor de normalización k es usado en la Ecuación 2.32.

2.5. Medida discriminatoria

Con el objetivo de evaluar la efectividad de los momentos invariantes propuestos, una métrica discriminativa es implementada como [11, 11],

$$Q(|\tilde{\psi}_{n,l}|, S_i, S_j) = \frac{\eta(\sigma(S_i|\tilde{\psi}_{n,l}) + \sigma(S_j, |\tilde{\psi}_{n,l}|))}{(m(S_i, |\tilde{\psi}_{n,l}|) - m(S_j, |\tilde{\psi}_{n,l}|))}, \quad (2.33)$$

donde $\sigma(S_i, |\tilde{\psi}_{n,l}|)$, $m(S_i, |\tilde{\psi}_{n,l}|)$ son la desviación estándar y la media de cada característica invariante, respectivamente y $\eta = 3,0$. S_i y S_j son las clases i -ésima y j -ésima, y $\tilde{\psi}_{n,l}$ son los momentos invariantes ortogonales. Además, esta medida fue validada a través del software para minería de datos WEKA.

2.6. Análisis numérico de los invariantes de Zernike a TRSI

En esta sección, los momentos invariantes de Zernike a TRSI son probados utilizando un conjunto de imágenes artificialmente distorsionadas como las mostradas en la Figura 2.7. En la Figura 2.8, se muestran algunas imágenes de prueba. Los valores de los momentos invariantes fueron calculados para cada una de estas imágenes usando la Ecuación 2.32 y se aplicó el logaritmo a los valores para reducir el rango dinámico. Los momentos invariantes TRSI de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas de la Figura 2.8 están dados en la Tabla 2.3 y son graficados en la Figura 2.9.

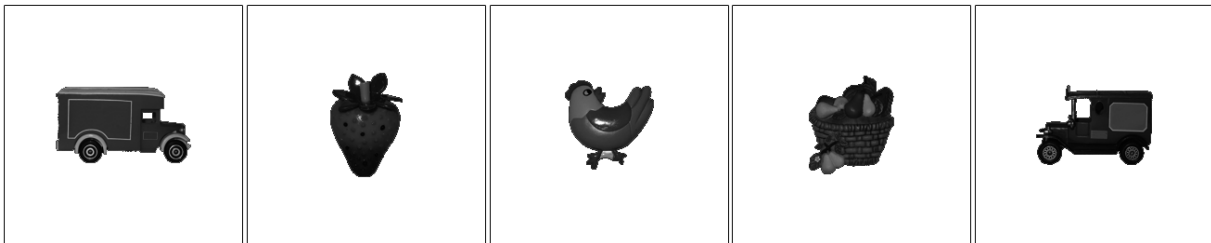


Figura 2.7: Imágenes sintéticas de prueba.

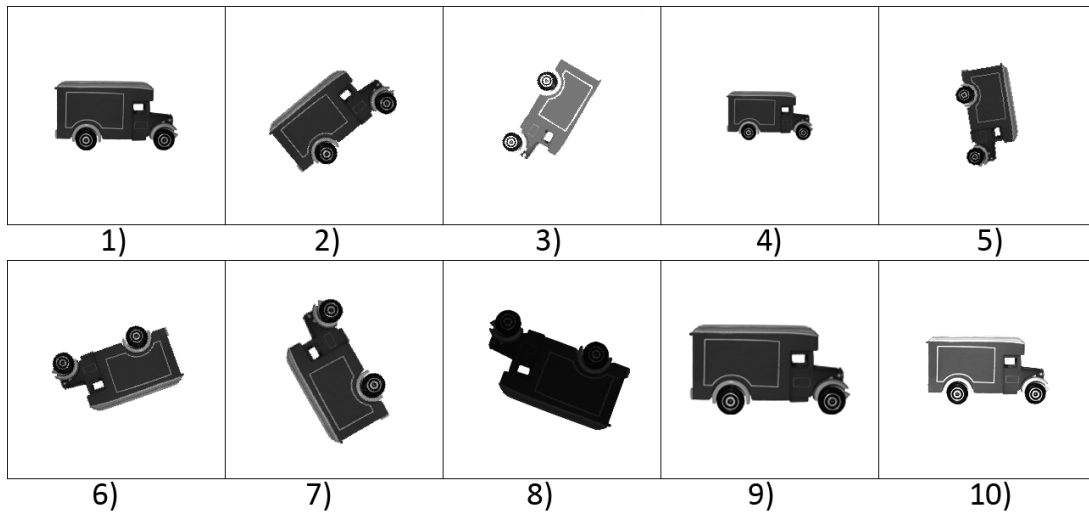


Figura 2.8: Imágenes usadas para demostrar las propiedades invariantes de los descriptores.

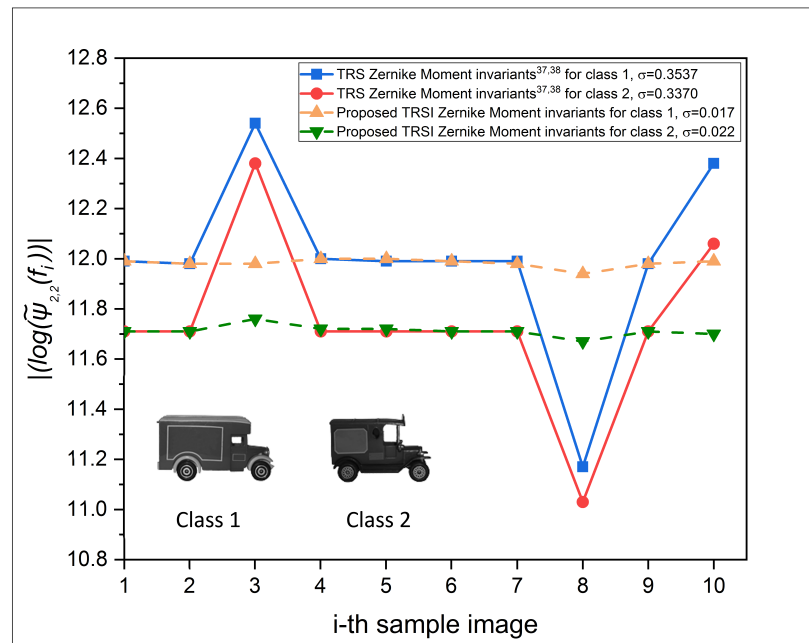


Figura 2.9: Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Las características propuestas tienen todas las propiedades de los momentos invariantes junto con la característica adicional de invariancia al contraste.

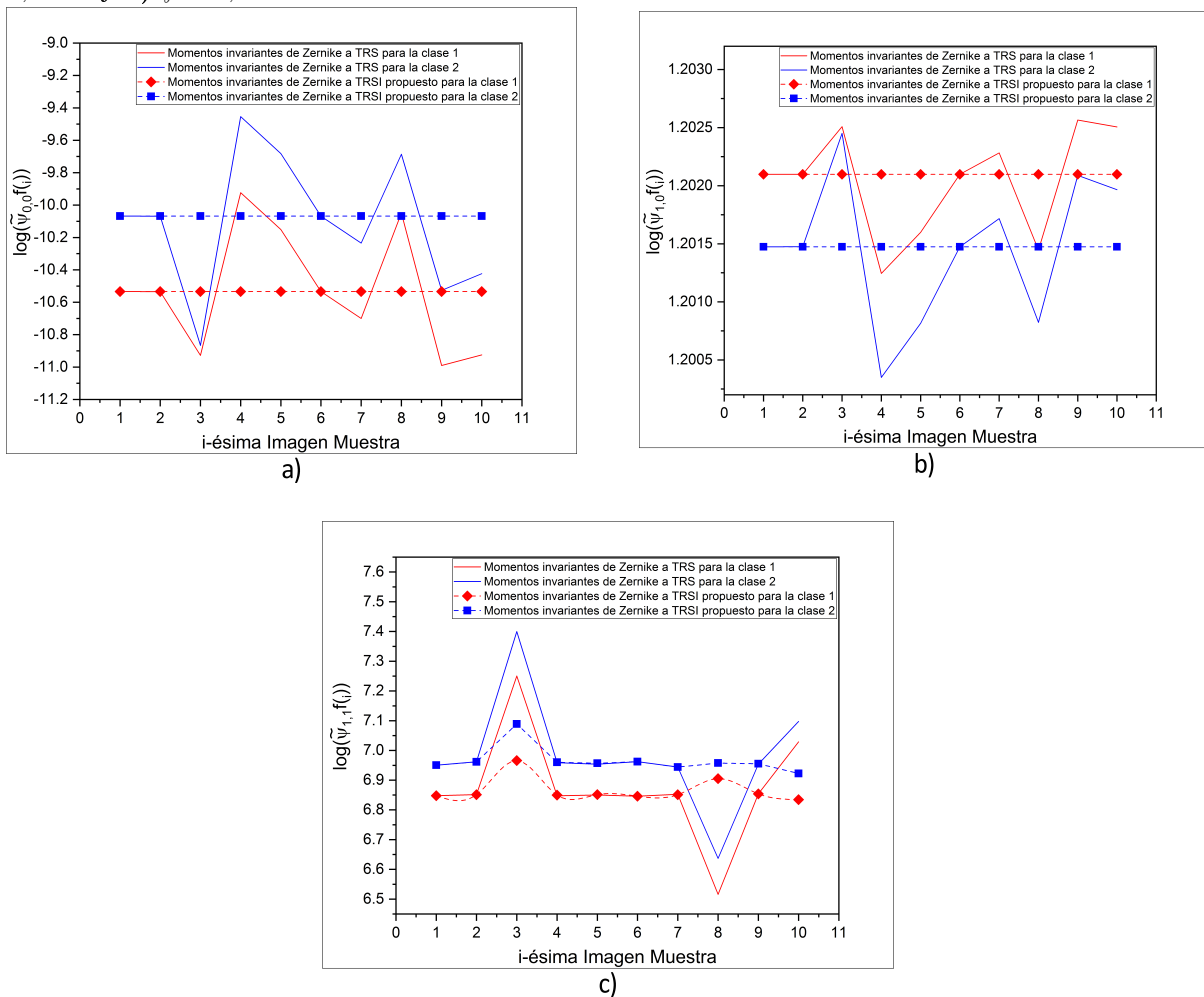
Tabla 2.3: Momentos invariantes a TRSI para las $i = 1, \dots, 10$ imágenes sintéticas mostradas en la Figura 2.8.

Imagen de muestra	Distorsiones espaciales y cambios de contraste	$\tilde{\psi}_{11}$	$\tilde{\psi}_{22}$	$\tilde{\psi}_{33}$	$\tilde{\psi}_{44}$	$\tilde{\psi}_{55}$	$\tilde{\psi}_{66}$	$\tilde{\psi}_{77}$	$\tilde{\psi}_{88}$	$\tilde{\psi}_{99}$	$\tilde{\psi}_{1010}$
1	$\alpha = 0$ $c = 1$ $k = 1$	6.85	11.99	19.38	23.95	29.87	35.39	41.15	46.75	52.83	58.49
2	$\alpha = 40^\circ$ $c = 1$ $k = 1$	6.85	11.98	19.37	23.95	29.86	35.39	41.14	46.75	52.83	58.50
3	$\alpha = 240^\circ$ $c = 0,9$ $k = 1,2$	6.97	11.98	19.33	23.93	29.88	35.42	41.18	46.79	52.87	58.51
4	$\alpha = 0$ $c = 0,7$ $k = 1$	6.85	12.00	19.43	23.97	29.90	35.43	41.20	46.80	52.89	58.56
5	$\alpha = 280^\circ$ $c = 0,8$ $k = 1$	6.85	12.00	19.41	23.96	29.89	35.41	41.18	46.78	52.88	58.54
6	$\alpha = 200^\circ$ $c = 1$ $k = 1$	6.85	11.99	19.38	23.95	29.87	35.39	41.15	46.75	52.83	58.49
7	$\alpha = 120^\circ$ $c = 1,1$ $k = 1$	6.85	11.98	19.38	23.94	29.86	35.40	41.15	46.75	52.83	58.49
8	$\alpha = 160^\circ$ $c = 1,2$ $k = 0,8$	6.91	11.94	19.17	23.89	29.81	35.32	41.09	46.64	52.75	58.32
9	$\alpha = 0$ $c = 1,3$ $k = 1$	6.85	11.98	19.36	23.94	29.87	35.39	41.15	46.75	52.82	58.47
10	$\alpha = 0$ $c = 1$ $k = 1,1$	6.83	11.99	19.47	23.95	29.88	35.41	41.14	46.76	52.82	58.51
σ		0.0420	0.0170	0.0797	0.0216	0.0242	0.0299	0.0298	0.0437	0.0395	0.0646

2.6. ANÁLISIS NUMÉRICO DE LOS INVARIANTES DE ZERNIKE A TRSI

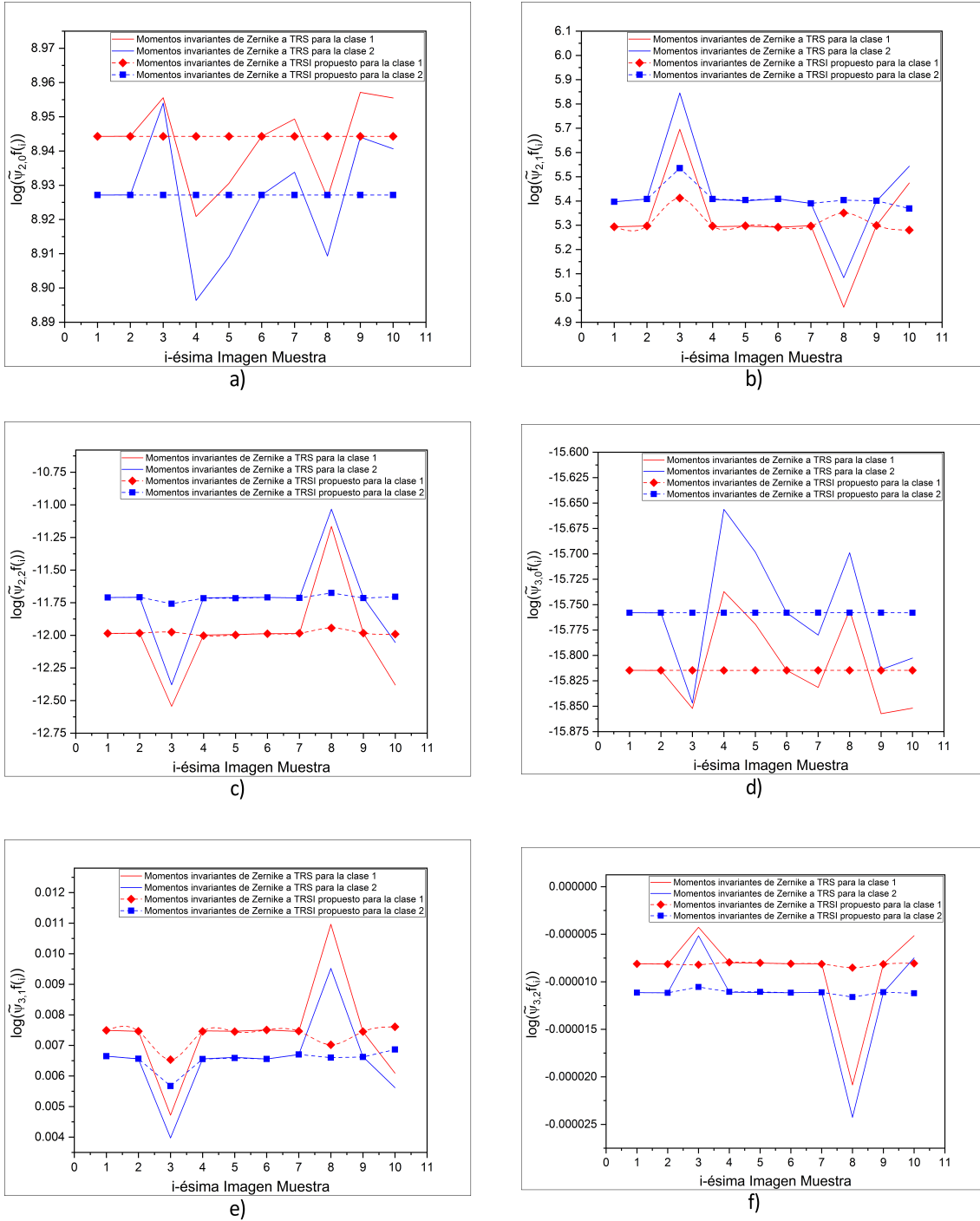
En las Tablas 2.4 - 2.7 se grafican los valores momento de Zernike invariantes a TRSI usando diferentes órdenes radiales y angulares. Los resultados muestran que la varianza no sólo bajó para aquellas imágenes con cambio de contraste, sino que también disminuyó para cambios en escala.

Tabla 2.4: Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Los ordenes radiales y angulares son: a) $\varphi = 0, l = 0$ b) $\varphi = 1, l = 0$ y c) $\varphi = 0, l = 1$.



2.6. ANÁLISIS NUMÉRICO DE LOS INVARIANTES DE ZERNIKE A TRSI

Tabla 2.5: Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Los ordenes radiales y angulares son: a) $\varphi = 2, l = 0$ b) $\varphi = 1, l = 1$, c) $\varphi = 0, l = 2$, d) $\varphi = 3, l = 0$, e) $\varphi = 2, l = 1$, y f) $\varphi = 1, l = 2$.



2.6. ANÁLISIS NUMÉRICO DE LOS INVARIANTES DE ZERNIKE A TRSI

Tabla 2.6: Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Los ordenes radiales y angulares son: a) $\varphi = 0, l = 3$ b) $\varphi = 4, l = 0$, c) $\varphi = 3, l = 1$, d) $\varphi = 2, l = 2$, e) $\varphi = 1, l = 3$, y f) $\varphi = 0, l = 4$.

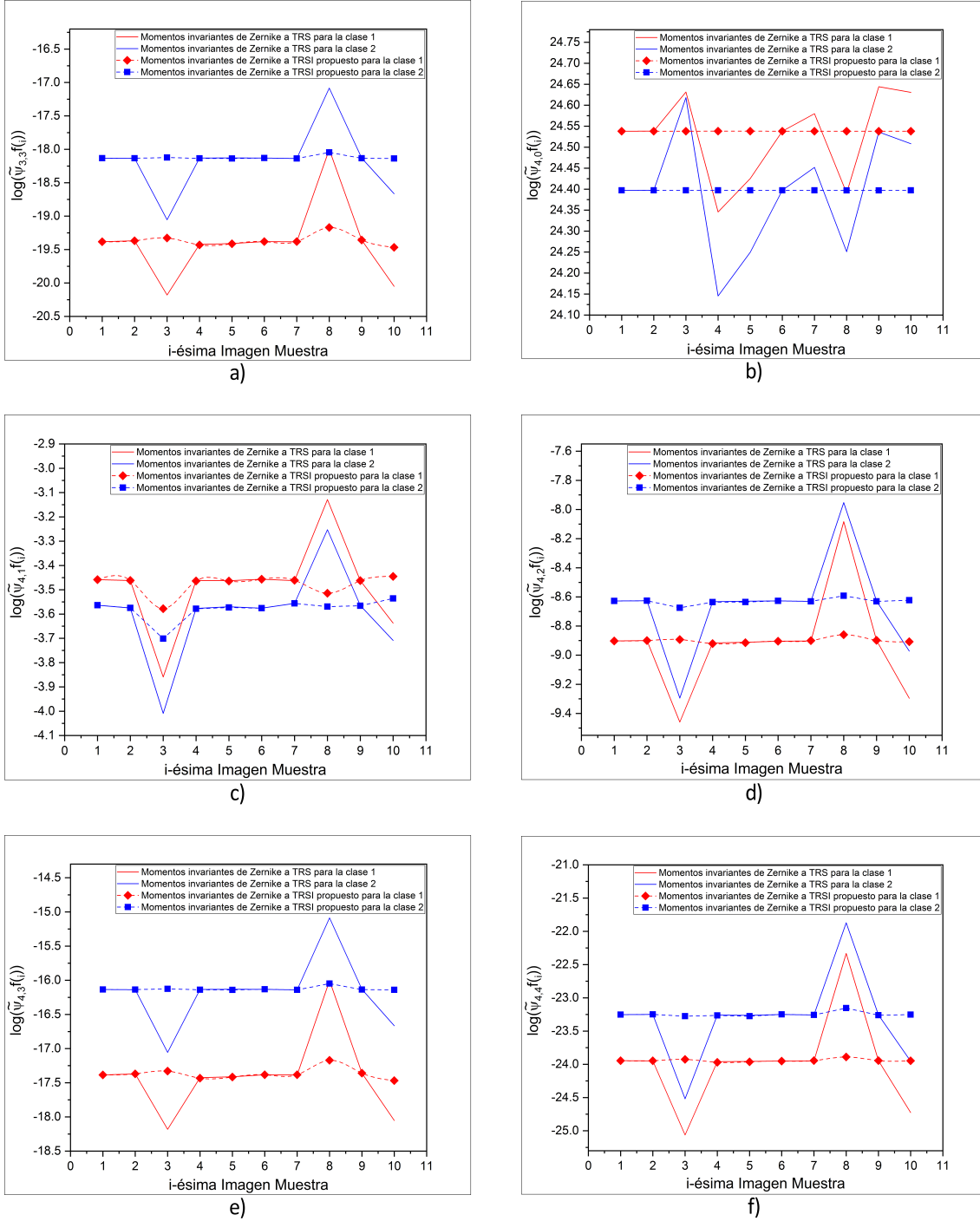
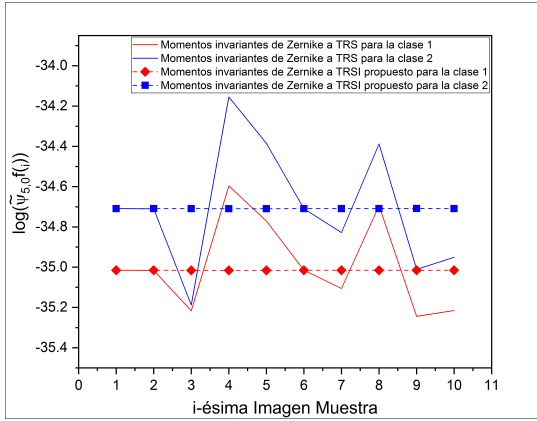
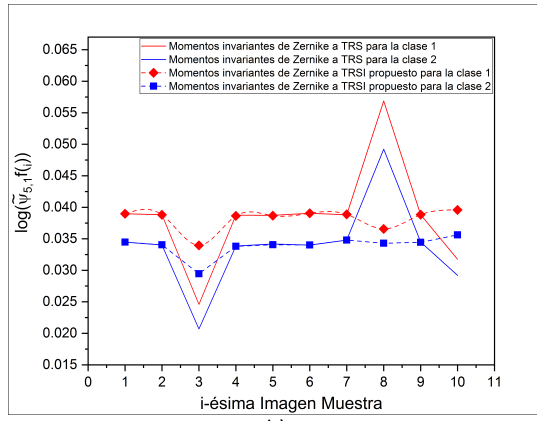


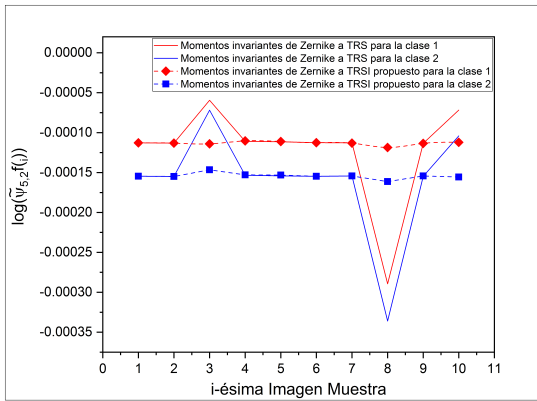
Tabla 2.7: Momentos invariantes de Zernike a TRS y TRSI calculados para cada una de las $i = 1, \dots, 10$ imágenes distorsionadas. Los ordenes radiales y angulares son: a) $\varphi = 5, l = 0$ b) $\varphi = 4, l = 1$, c) $\varphi = 3, l = 2$, d) $\varphi = 2, l = 3$, e) $\varphi = 1, l = 4$, y f) $\varphi = 0, l = 5$.



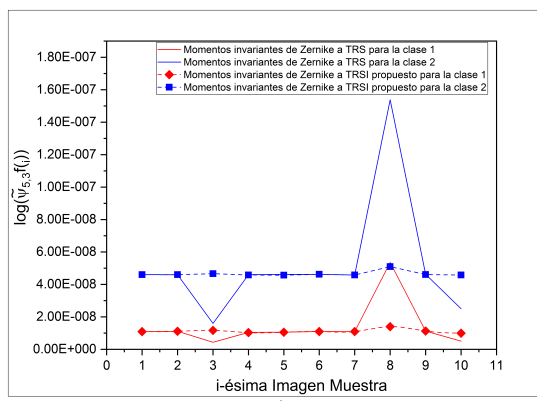
a)



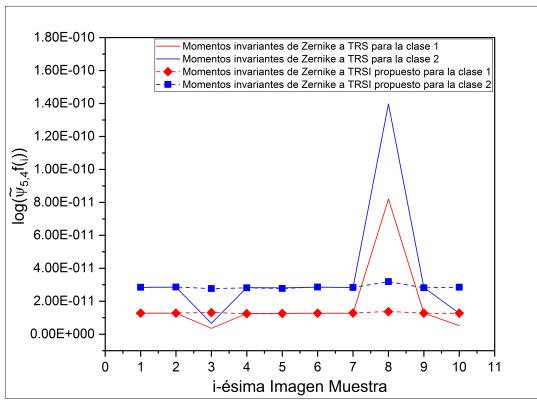
b)



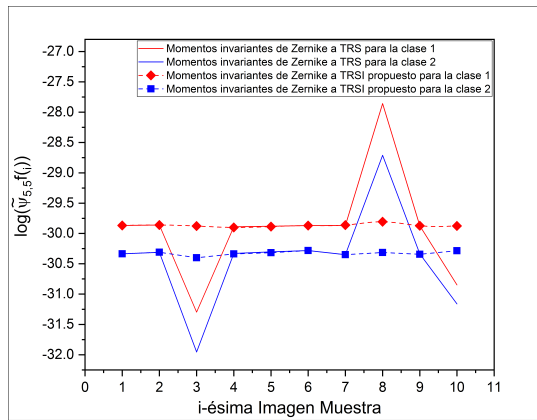
c)



d)



e)



f)

2.7. Conclusiones

En la práctica, algunos factores ambientales tales como la no uniformidad de la iluminación y la postura de la mano pueden afectar la etapa de adquisición de imágenes y por lo tanto, incrementar la presencia de distorsiones espaciales y cambios de contraste en la imagen sensada.

Para superar este problema, un sistema de reconocimiento tradicional requiere de una etapa previa de extracción de la Región de Interés (ROI) seguido de un preprocesamiento de los datos. Entre las que se pueden mencionar: el mejoramiento de contraste, filtros espaciales, binarización, morfología matemática, entre otros. Adicionalmente, la normalización de la imagen con respecto a cambios de tamaño, traslación, rotación e intensidad pueden llegar a ser necesarios.

Por lo que, en este Capítulo, se caracterizan todas las imágenes con un conjunto de descriptores normalizados que son invariantes con respecto a transformaciones TRSI. Los experimentos numéricos se hicieron utilizando un conjunto de imágenes artificialmente distorsionadas. Se puede observar en la Figura 2.9 y Tablas 2.3 - 2.7, que el rango o varianza de los momentos invariantes de Zernike a TRSI propuestos, es reducido. Esto significa que los descriptores propuestos en la Ecuación 2.32 tienen todas las propiedades de los momentos invariantes de Zernike a TRS con la característica adicional de invarianza al contraste de la imagen.

Los vectores característicos basados en momentos ortogonales de Zernike permiten describir una función imagen de manera local y global. Los coeficientes de Zernike son linealmente independientes y robustos al ruido.

Bibliografía

- [1] J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova. *2D and 3D Image Analysis by Moments*. Wiley, 2016.
- [2] R. Mukundan and K. R. Ramakrishnan. *Moment Functions In Image Analysis - Theory And Applications*. World Scientific Publishing Company, 1998.
- [3] M.-K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions on Information Theory*, 8(2):179–187, 1962.
- [4] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital Image Processing*. Pearson/Prentice Hall, 2008.
- [5] A. Padilla-Vivanco, A. Martínez-Ramírez and F. Granados-Agustín. Digital image reconstruction using Zernike moments. *Proc. SPIE*, 5237:281 – 289, 2004.
- [6] M. R. Teague. Image analysis via the general theory of moments*. *Journal of the Optical Society of America*, 70(8):920–930, 1980.
- [7] A. Padilla-Vivanco et al. Comparative analysis of pattern reconstruction using orthogonal moments. *Optical Engineering*, 46(1):017002-1 – 017002-15, 2007.
- [8] B. J. Chen et al. Quaternion Zernike moments and their invariants for color image analysis and object recognition. *Signal Processing*, 92(2):308 – 318, 2012.
- [9] C.-W. Chong, P. Raveendran, and R. Mukundan. The scale invariants of pseudo-Zernike moments. *Pattern Analysis & Applications*, 6(3):176–184, 2003.

- [10] Raúl Castro-Ortega, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, José Francisco Solís-Villarreal, and Eber Enrique Orozco-Guillén. Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data. *Journal of Electronic Imaging* 28(5), pp. 053019 (15 October 2019).
- [11] D. Shen and Horace H.S. Ip. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns. *Pattern Recognition*, 32(2):151 – 165, 1999.

Capítulo 3

Sistemas para la detección del patrón de venas en el NIR

3.1. Introducción

El patrón de venas de la mano es una red interconectada de vasos sanguíneos localizados por debajo de la piel humana. En el sistema circulatorio humano, las venas transportan la sangre desoxigenada (pobre en oxígeno) de los tejidos hacia el corazón [1]. Los principales absorbentes del infrarrojo en la sangre son la oxihemoglobina (HbO_2), la desoxihemoglobina (Hb) y el agua (H_2O).

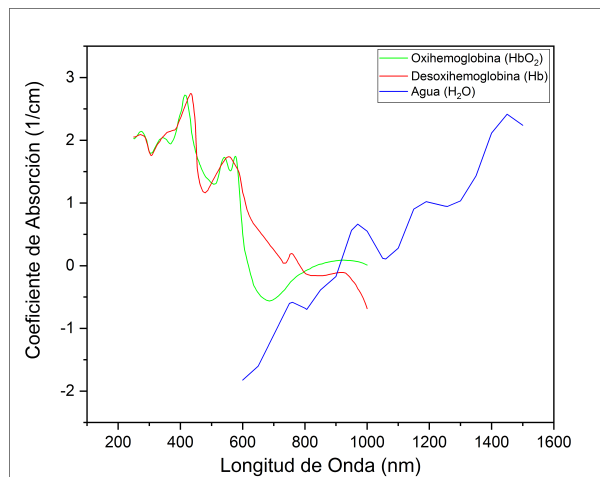


Figura 3.1: Niveles de absorción de la Oxihemoglobina HbO_2 , Desoxihemoglobina Hb y Agua H_2O .

De acuerdo al conjunto de datos obtenidos por Scott Prahl del Oregon Medical Laser Center [2], las dos primeras sustancias presentan casi las mismas características de absorción hasta los 600 nm . Para el rango de entre los 700 nm a los 950 nm , la oxihemoglobina, la desoxihemoglobina y el agua, presentan un mayor nivel de absorción. Esto se aprecia en la Figura 3.1. A partir de los 950 nm , la curva de la desoxihemoglobina cae rápidamente [3].

Por otro lado, la luz llega a diferentes profundidades de los tejidos según la longitud de onda que se esté utilizando, como se observa en la Figura 3.2. Entre los 300 nm y 400 nm la luz sólo llega a la zona superficial de la epidermis y dermis de la piel en donde no hay venas. A partir de los 700 nm a los 900 nm , la luz penetra profundamente en los tejidos llegando incluso a la sangre de los vasos sanguíneos ubicados en el tejido subcutáneo [3].

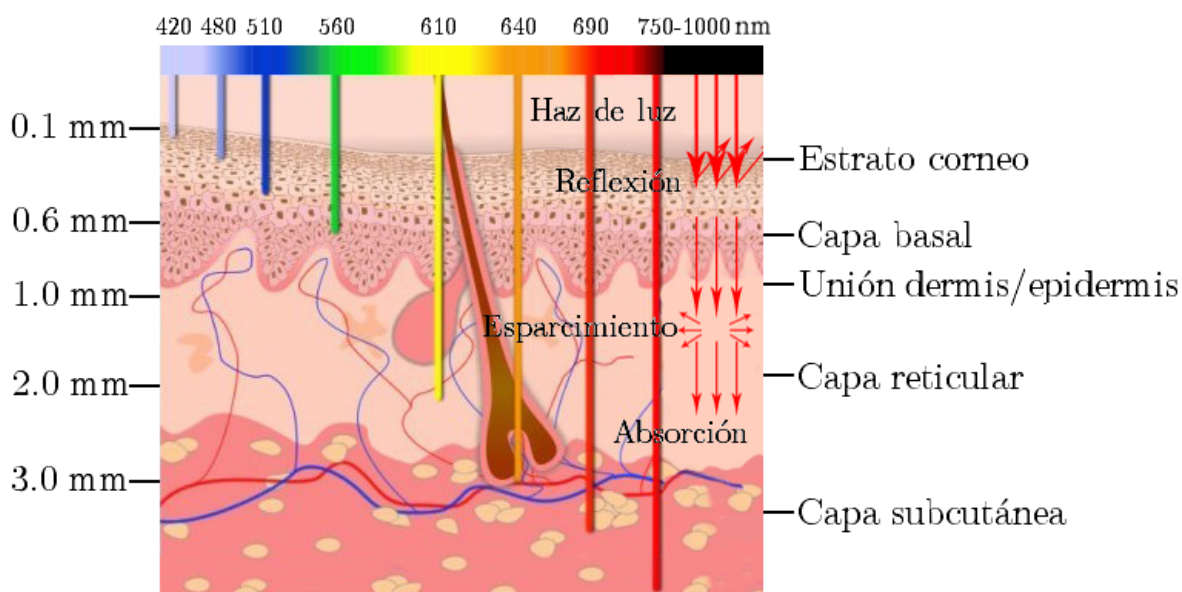


Figura 3.2: Profundidad de penetración de la luz en la piel a diferentes longitudes de onda.

En general, la estructura del patrón de venas se encuentra localizada aproximadamente a 2,5 - 3,0 mm en la capa subcutánea. El resultado de utilizar luz infrarroja incidente es que ésta será absorbida en mayor cantidad por las venas y reflejada por el tejido circundante, por lo tanto, el resultado es una imagen en donde el patrón de venas aparece más oscuro que el resto del tejido [3].

En la literatura, existen diversas configuraciones para un sistema de reconocimiento del patrón vascular tanto de la palma como del dorso de la mano. Éstas adquieren imágenes del patrón de venas tanto por reflexión como por transmisión de la luz incidente en el infrarrojo cercano o infrarrojo térmico.

A lo largo de este Capítulo, se describen las propiedades físicas y fisiológicas del sistema vascular de la mano: su unicidad, invariancia en el tiempo, propiedades ópticas y métodos de adquisición de imágenes de las venas.

Algunos de los esquemas más utilizados para la adquisición de imágenes en el infrarrojo cercano, se describen en este Capítulo. Además, se presenta la descripción e implementación de dos sistemas de adquisición de imágenes en el infrarrojo cercano y térmico, del dorso y palma de la mano con una configuración basada en reflexión.

Por otro lado, una de las aplicaciones del uso de la tecnología de visualización térmica se encuentra en medicina. En este ámbito, es posible realizar un análisis que le permita al especialista la detección de enfermedades tales como el Síndrome de Raynaud y/o Síndrome del Túnel Carpiano.

3.2. Sistemas clásicos para detección del patrón vascular

Yiding Wang et al. [4], propone un sistema de adquisición de imágenes NIR para identificación a través de puntos clave (keypoints). Para ello, se utiliza una cámara CCD WATEC 902B, la cual es sensible a longitudes de onda entre los 400 nm en el ultravioleta y 1060 nm en el infrarrojo y es colocada a 15 cm arriba de la mano.

La fuente de iluminación, está compuesta por dos arreglos de LED's cada uno, con 9 LED's, con un pico de emisión de 850 nm, colocados a los lados de la cámara para proveer la iluminación IR requerida. Frente al arreglo de LED's, fueron colocados dos difusores utilizados para dispersar la luz, obteniendo iluminación suave y uniforme en el dorso de la mano. La posición y orientación de los arreglos LED están ajustados para lograr un ángulo de iluminación ideal a 45°.

Con el objetivo de mejorar la calidad de la imagen, un filtro óptico pasabandas (RBF-850), es colocado frente a la cámara para permitir que sólo que la luz infrarroja alrededor de los 850 nm pase. El sistema de adquisición de imágenes está contenido en una caja rectangular con una pequeña abertura para minimizar el efecto indeseable de la luz de los alrededores.

Además, un mango es agregado en la parte de abajo de la caja para que el usuario lo sujete durante el proceso de adquisición, limitando la traslación o rotación de la mano. Todo esto se puede observar en la Figura 3.3.

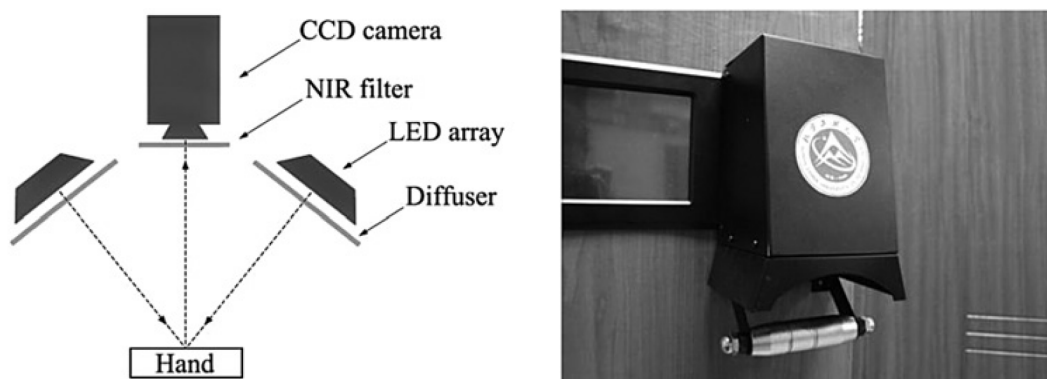


Figura 3.3: Sistema de adquisición de imágenes implementado por [4].

Óscar Motato et al. [5] proponen un sistema compuesto por una cámara de video convencional con una respuesta espectral extendida hasta los 1200 nm y un filtro óptico infrarrojo en el que su porcentaje de transmisión es significativo a partir de los 700 nm . El sistema está basado en la configuración tanto por transmisión como por reflexión. En la Figura 3.4 se muestra el prototipo implementado.

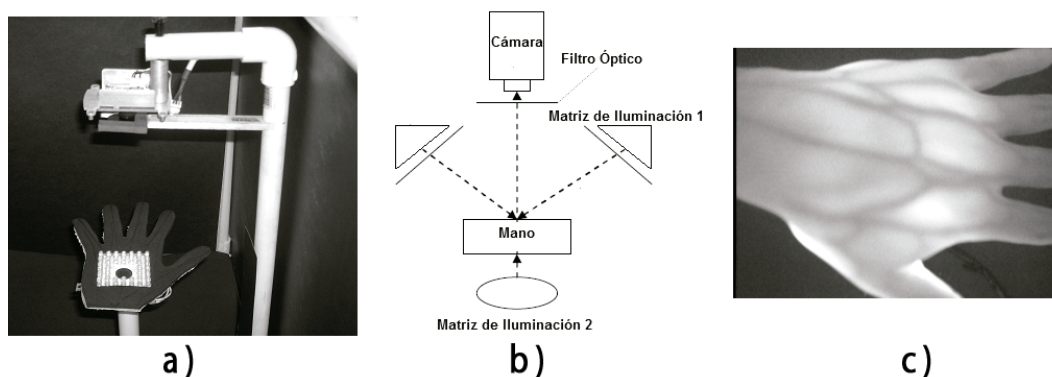


Figura 3.4: a) Sistema de adquisición de imágenes del dorso de la mano por reflexión y transmisión, b) Esquema y c) Imagen IR [5].

Una ventaja del diseño, es que la imagen adquirida con este sistema presenta una iluminación uniforme debido a que se cuenta con 3 fuentes de iluminación distribuidas de la siguiente manera: una fuente de iluminación colocada bajo la base donde se coloca la mano y 2 fuentes laterales ubicadas en la parte superior de la base de la mano. Este tipo de sistemas es adecuado cuando se utiliza en personas de raza blanca.

3.2. SISTEMAS CLÁSICOS PARA DETECCIÓN DEL PATRÓN VASCULAR

Aída Marcotti et al. [3] proponen un sistema basado en una configuración por reflexión, compuesto por una cámara web Eurocase Eucc 816 Infralight y un anillo de LED's infrarrojo con rango de emisión de 850 y 940 nanómetros. El sistema propuesto es mostrado en la Figura 3.5. Como se muestra en la imagen, la interfaz adquiere, delimita y segmenta el patrón de venas.

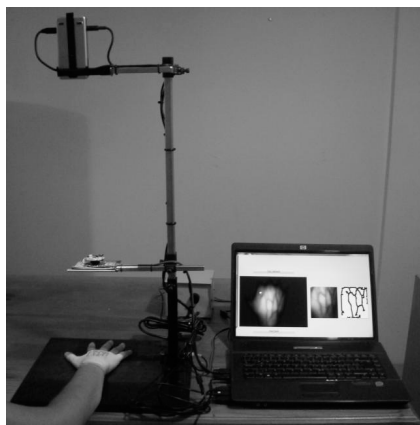


Figura 3.5: Sistema de adquisición de imágenes del dorso de la mano [3].

Gunjan Shah et al. [6] utiliza una implementación de bajo costo a través de una cámara web iBall Face 2 Face c12.0 de 1.3 Megapíxeles modificada para sensar con luz infrarrojo. Para este propósito, se removió el filtro infrarrojo de la Cámara web. Para la fuente de iluminación, 44 LED's infrarrojos (OSRAM SFH4550) con una longitud de onda de 850 nm de alto poder fueron dispuestos en un arreglo matricial. El sistema de adquisición utiliza una placa de acrílico y vidrio grabado para proveer una iluminación uniforme sobre la palma de la mano. La Figura 3.6 muestra el arreglo de LED's y el sistema de captura de imágenes de las venas de la palma.

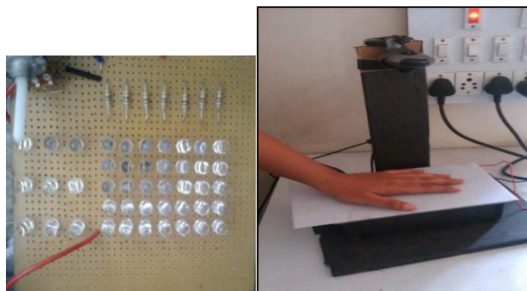


Figura 3.6: Sistema de adquisición de imágenes implementado por [6].

3.2. SISTEMAS CLÁSICOS PARA DETECCIÓN DEL PATRÓN VASCULAR

La Figura 3.7, muestra el esquema y la implementación realizada por R. Raghavendra et al. [7]. En su trabajo, generan un arreglo de 40 LED's (TSFF 5210) en el infrarrojo cercano con una longitud de onda de 940 nm. Estos LED's, cuentan con una alta intensidad radiante de $370mW/sr^4$ y un ángulo de vista de 50° .

Lo anterior mejora el contraste entre la región de las venas y la región de piel alrededor como el flujo sanguíneo a través de las venas que absorberán fuertemente la luz en el infrarrojo cercano.

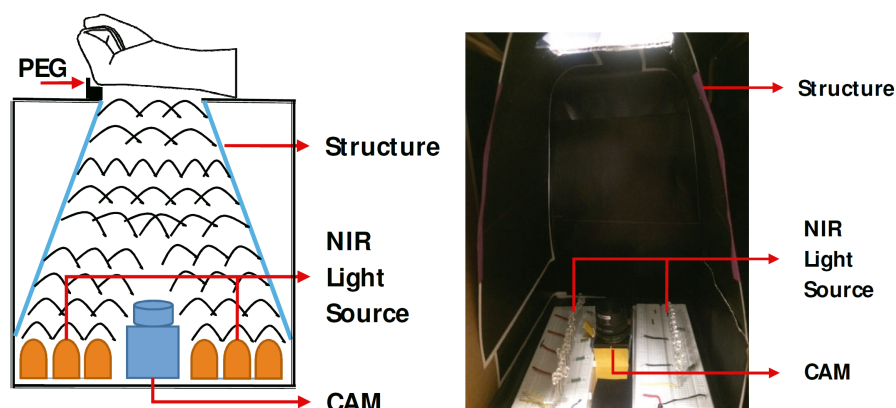


Figura 3.7: Sistema de adquisición de imágenes implementado por [7] del dorso de la mano.

Además, se empleó una cámara CMOS monocromática DMK 22BUC03 con una resolución de 744×480 píxeles. La cámara está equipada con una lente T3Z0312CS con una longitud focal de 8mm. La configuración entera esta encerrada en una caja con una abertura provista de un marcador para restringir los movimientos de la mano mientras se realiza la captura de las imágenes.

Como se puede observar, en los esquemas analizados, la Región de Interés (ROI) está delimitada y se cuenta con un fondo homogéneo. Ésto reduce la necesidad de preprocesamiento de las imágenes NIR adquiridas previa a la etapa de extracción de características. Tomando en cuenta las ventajas de estas configuraciones se implementa un sistema de adquisición de imágenes NIR propio.

3.3. Sistemas IR para la detección del patrón de venas

La radiación infrarroja puede ser dividida en tres sub-espectros: Infrarrojo Cercano (NIR), Infrarrojo Medio (MIR) e Infrarrojo Lejano (FIR). Por lo que, dos técnicas de formación de imágenes pueden ser descritas:

1. Adquiriendo la radiación térmica emanada naturalmente de la mano. Las imágenes térmicas han sido usadas para propósitos de adquisición de imágenes del patrón de venas de la mano. Dado que la temperatura de las venas es relativamente alta comparada con el tejido circundante, esto permite realzar el patrón de venas en las imágenes FIR, eliminando características no deseadas de la superficie de la piel causada por la luz visible tales como cicatrices, pliegues de la piel o vello. Sin embargo, este tipo de adquisición tiene algunos factores limitantes como los rangos de temperatura, temperatura ambiente, entre otros.
2. Iluminando la mano con una fuente de luz infrarroja y capturando la radiación reflejada. En el rango de 700 - 900 nm, la radiación infrarroja puede penetrar bajo la piel humana y puede ser ampliamente absorbida por la desoxihemoglobina contenida en las venas.

En la Figura 3.8 se muestran imágenes adquiridas en diferentes longitudes de onda.

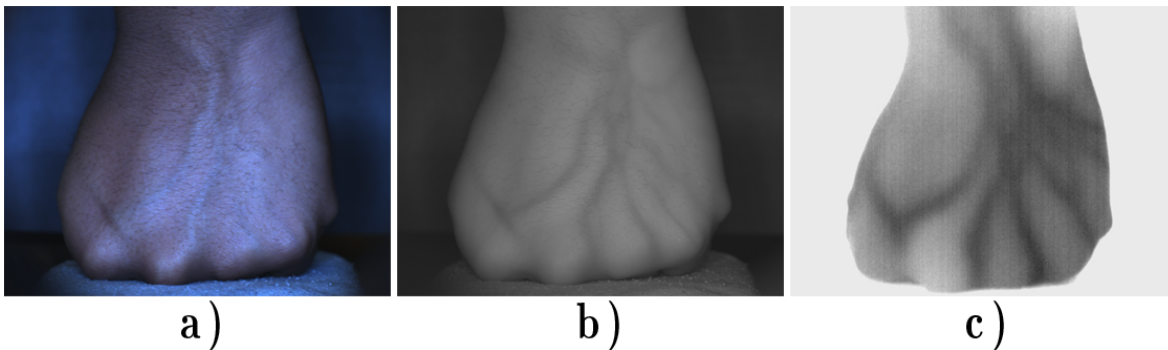


Figura 3.8: a) Visible, b) Infrarrojo Cercano y c) Infrarrojo Térmico.

En esta sección se describen las características técnicas de un sensor en el infrarrojo cercano (NIR) y dos sensores en el infrarrojo térmico (FIR).

3.3.1. Cámara multispectral jAi

Una cámara 2CCD Multiespectral de la marca jAi como la que se muestra en la Figura 3.9, es utilizada para la adquisición de las imágenes. Esta cámara puede capturar simultáneamente los canales visible e infrarrojo cercano a través del mismo camino óptico, produciendo así, una

imagen con un tamaño de 1024×768 píxeles. Cada pixel es un cuadro de tamaño 4.65μ , por lo que el tamaño del sensor es de $4,76mm \times 3,57mm$ y tiene una resolución de 800K píxeles así como una conexión GigaE de alta velocidad, esto permite una comunicación rápida con la computadora [8,9].



Figura 3.9: Cámara 2CCD Multiespectral jAI de escaneo progresivo [8].

Esta cámara está basada en un prisma dicróico que permite la separación precisa de los canales visible (RGB) e infrarrojo cercano (NIR). El rango de longitud de onda para el canal visible va desde los 400 nm a los 650 nm , y para el infrarrojo cercano desde los 760 nm a 1000 nm , esto se puede apreciar en la Figura 3.10. Ambos canales pueden ser configurados para operar de manera separada o sincronizada [8].

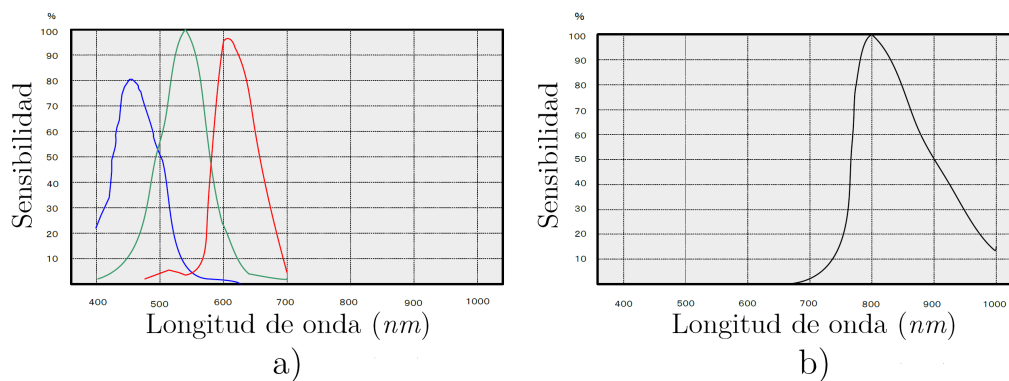


Figura 3.10: Respuesta espectral total incluyendo prisma y sensor para los canales (a) color y (b) infrarrojo.

El término dicróico proviene del griego “dikhroos” que significa “dos colores”. Esto hace referencia a los dispositivos ópticos capaces de dividir un haz de luz en dos o más haces con diferentes longitudes de onda [9].

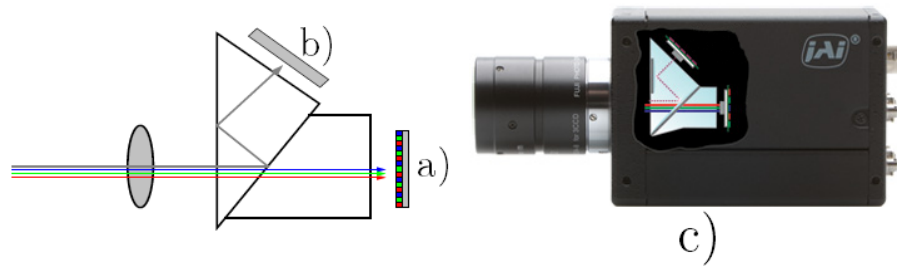


Figura 3.11: Diagrama conceptual del prisma dicróico que separa dos canales (a) Visible, (b) Infrarrojo y (c) Ubicación del prisma en el interior de la cámara.

Las cámaras que incorporan 2CCD y 3CCD con prisma óptico dicróico, requieren de unas ópticas diseñadas especialmente para corregir la aberración cromática [10]. Las características que posee este tipo de óptica son: Distancia focal: 25mm, Número f : 1.8 a 16 y Campo de Visión (FOV): 16.38°.

Tabla 3.1: Características técnicas del sistema NIR [8].

Características	Cámara Multispectral jAi AD-080 GE
Rango espectral	Para el canal visible de 400 a 650nm y para el canal IR de 760 a 1000nm.
Resolución	1024 X 768
Formato de imagen	TIFF
Enfoque	Manual
Tipo de Conexión / Almacenamiento	2 Puertos Giga Ethernet / directo a PC
Fuente externa de iluminación	Si
Tamaño de sensor	4.8 x 3.6 mm
Tipo de Sensor	Progressive Scan CCD
Adquisición simultánea	Si
Peso	320 gr.
Dimensiones	55 x 55 x 98.3 mm
Precio	USD 2,995, MXN 5,2790.21

3.3.2. Cámara ThermaCam P65 FLIR

La ThermaCam tiene una sensibilidad térmica de 0.08°C , que junto con una pantalla de 76,000 píxeles proporcionan imágenes térmicas de alta resolución en 16 bits. En la Tabla 3.3 se enlistan las características técnicas del sensor.



Figura 3.12: Cámara térmica ThermaCam P65 FLIR [11].

Tabla 3.2: Características técnicas del sistema FIR [11].

Características	Cámara ThermaCam P65 FLIR Systems
Rango espectral	De 750 a 1300 nm y 1000 a 1100nm para rangos de temperatura arriba de 500°C y 1500°C .
Resolución	320×240 y 640×480
Formato de imagen	JPG
Enfoque	Automático o Manual
Tipo de Conexión / Almacenamiento	Tarjeta de Memoria, USB
Fuente externa de iluminación	No
Tamaño de sensor	***
Tipo de Sensor	Focal Plane Array (FPA)
Adquisición simultánea	No
Peso	2.18 Kg.
Dimensiones	$234 \times 124 \times 161$ mm
Precio	USD 3,900, MXN 6,8741.85

3.3.3. Cámara Epidermal Thermal Imaging Professional (ETIP)

El sistema de la cámara 7320 Epidermal Thermal Imaging Professional (ETIP) cuenta con un microbolómetro Vox UFPA con una resolución de 320×240 píxeles. Además, cuenta con un software de análisis de imágenes especializado. De acuerdo a la información proporcionada por la compañía Infrared Cameras Inc., la cámara radiométrica es la mejor en su clase para aplicaciones médicas de termografía infrarroja, capaz de discernir diferencias térmicas tan pequeñas como $0,27^{\circ}C$ e inferiores. A un metro, el sistema puede resolver áreas de $1,1mm$. Los componentes electrónicos de la cámara son de 16 bits, por lo que permite un análisis superior de resolución térmica. En la Figura 3.13 se muestran imágenes de la cámara térmica utilizada para implementar un sistema de captura de imágenes termales en la Universidad Politécnica de Sinaloa (UPSin). Además, las características y especificaciones técnicas de esta cámara se enlistan en la Tabla 3.3 [12].



Figura 3.13: Cámara 7320 Epidermal Thermal Imaging Professional (ETIP).

Tabla 3.3: Características de la cámara 7320 Epidermal Thermal Imaging Professional [12].

Característica	Especificación
Detector	Microbolómetro de 320×240
Lente	25mm
Campo de visión	18°
Respuesta espectral	7 a 14μ
Longitud focal mínima	4 pulgadas a infinito
Ajuste de enfoque	Manual / Electrónica
Rango dinámico de temperatura	16 Bits
Exactitud	$\pm 1^{\circ}C$ o $\pm 1\%$
Sensibilidad térmica	$0.027^{\circ}C @ 25^{\circ}C$
Paletas	8 paletas incluyendo color y blanco y negro

3.4. Sistema 1 de adquisición de imágenes en el IR térmico

En la Figura 3.14 se muestra un sistema de adquisición de imágenes en el Infrarrojo Térmico (FIR).

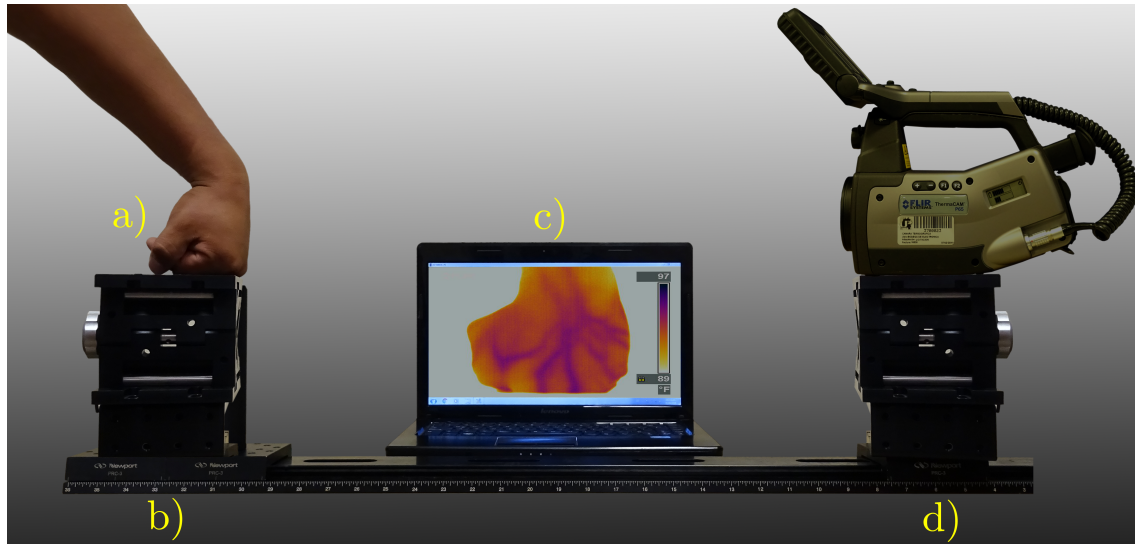


Figura 3.14: Sistema de adquisición de imágenes FIR implementado. a) Dorso de la mano de voluntario, b) Base para colocar la mano, c) Computadora para almacenamiento y procesado de datos y d) Cámara ThermoCAM P65.

En la Figura 3.15 se muestran algunas imágenes capturadas con la cámara ThermoCam P65 con cada una de las paletas de color que incluye. Cada una de estas paletas puede ser útil ya que proporciona en mayor o menor medida información visual acerca de la distribución del patrón de venas de la mano.

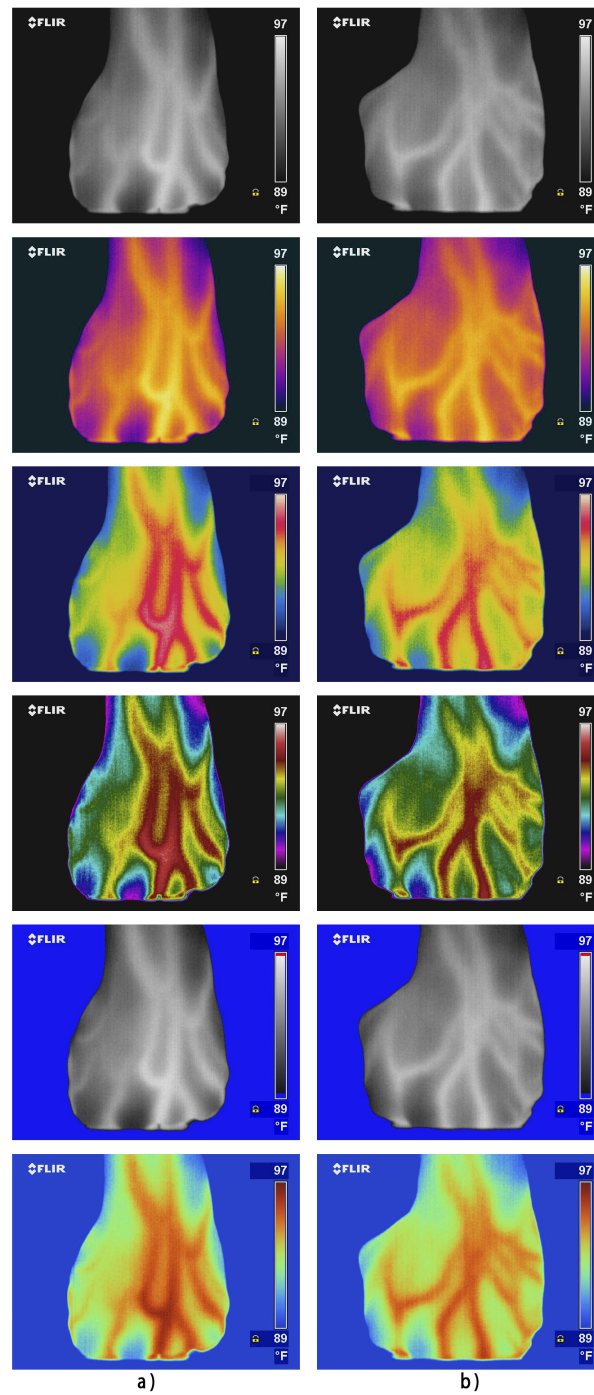


Figura 3.15: Imágenes adquiridas usando diferentes paletas de la cámara ThermaCAM P65 para: a) Persona 1 y b) Persona 2.

3.5. Sistema de adquisición de imágenes en el IR térmico

Para utilizar el software de adquisición de imágenes térmicas de la cámara, es necesario tener la llave conectada a la computadora. El software trae funciones que permiten analizar las temperaturas de la imagen completa o sólo de regiones de interés como se observa en la Figura 3.16.

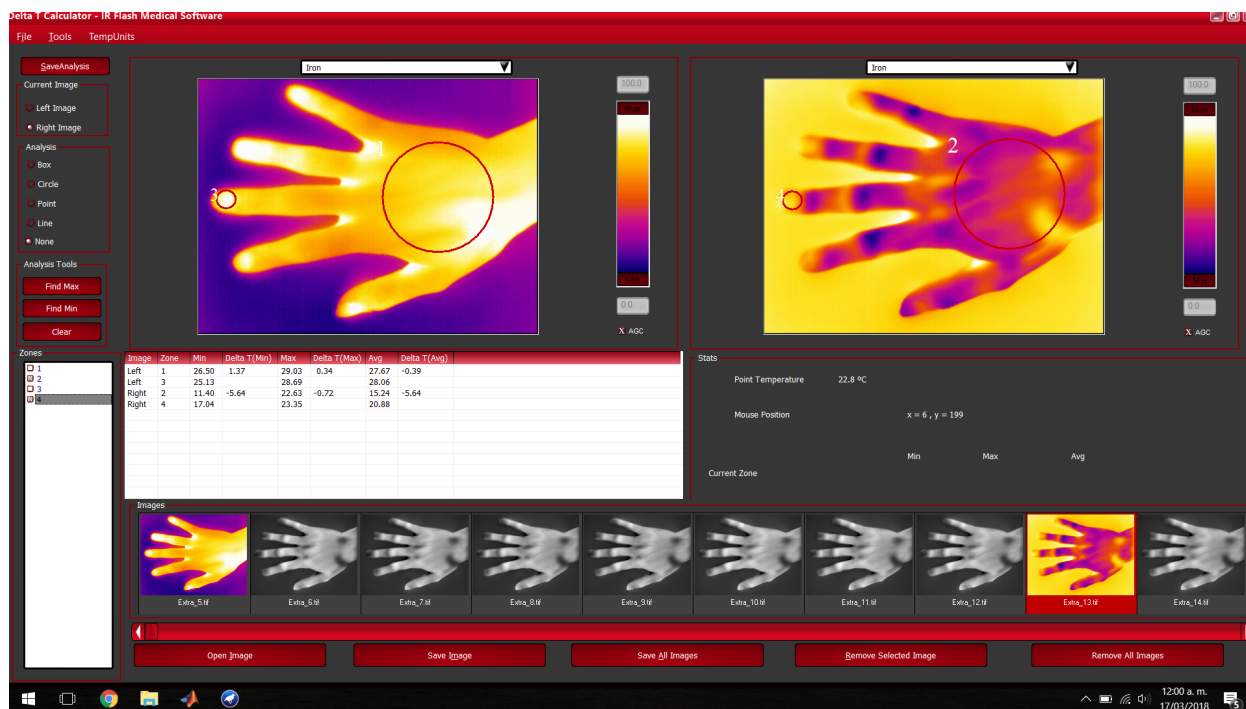


Figura 3.16: Cámara 7320 Epidermal Thermal Imaging Professional (ETIP).

3.5. SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES EN EL IR TÉRMICO

La adquisición de las imágenes se llevó a cabo en el laboratorio de energía de la Universidad Politécnica de Sinaloa (UPSin) contando con la participación de los alumnos de diversas carreras. Esto se puede observar en la Figura 3.17.



Figura 3.17: Sistemas de adquisición de imágenes NIR y FIR. a) Base para colocar la mano, b) Cámara ThermoCAM P65, c) Fuente de luz IR y d) Cámara jAi 2CCD de escaneo progresivo.

De la misma forma se llevaron a cabo experimentos acerca del estrés térmico y su influencia en la adquisición de imágenes térmicas para propósitos de reconocimiento. Para ello, se trabajó con alumnos del área de Ingeniería Biomédica, quienes apoyaron en la adquisición de las imágenes térmicas de la mano como se observa en la Figura 3.18.

El protocolo de captura de imágenes fue el siguiente:

1. Se da una breve explicación del objetivo y del proceso de adquisición de las imágenes.
2. Se coloca la mano en el área de adquisición para obtener el mejor enfoque posible.
3. Colocación de un guante de Latex para proteger la mano del agua.

3.5. SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES EN EL IR TÉRMICO

4. Sumergir la mano durante aproximadamente 1 minuto en agua helada.
5. Pasado el tiempo sacar la mano, retirar el guante de Latex y colocar en la base para la adquisición.
6. Tomar una imagen por segundo obteniendo 700 imágenes del proceso de termorregulación del calor de la mano.

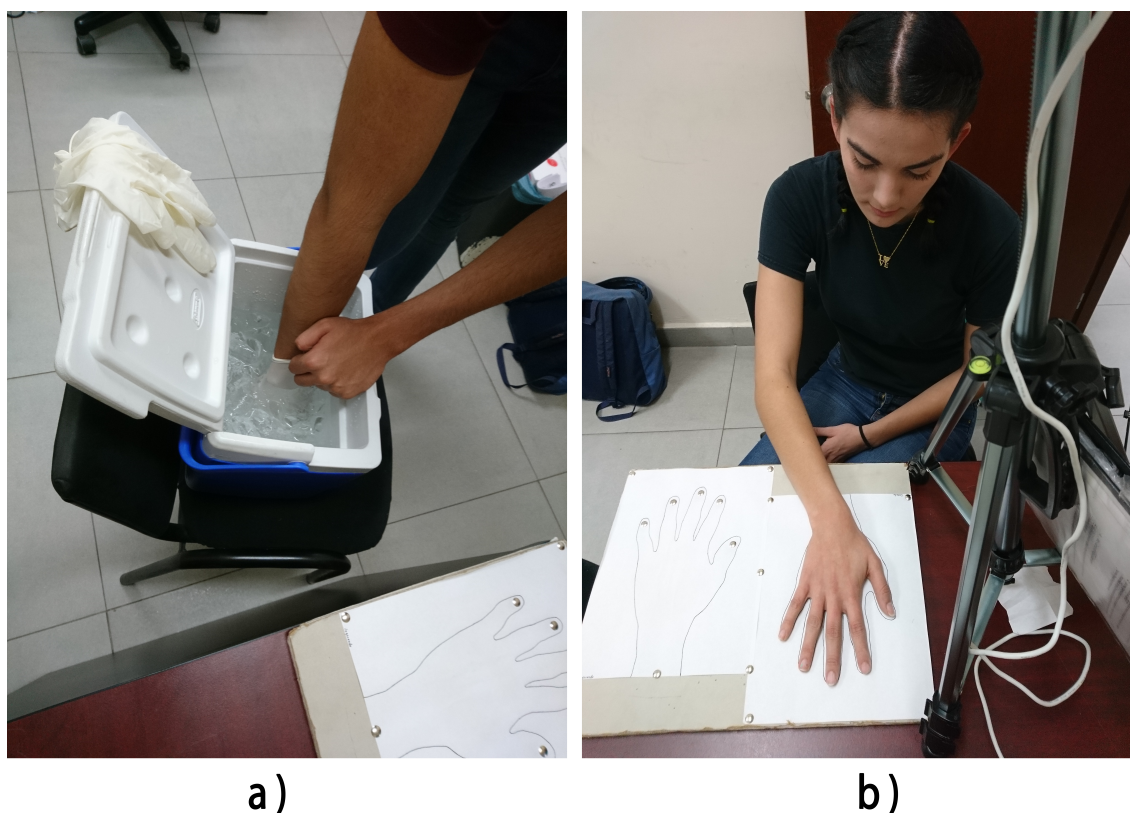






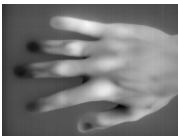
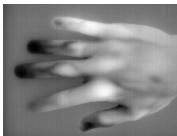
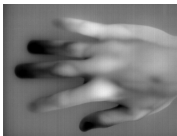
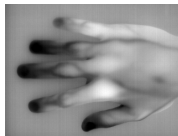
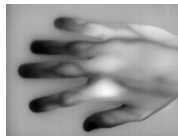


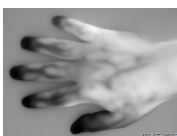
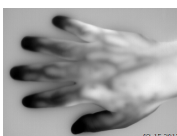
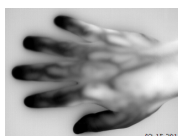



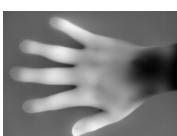

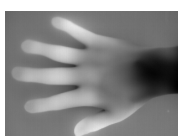





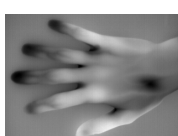




Figura 3.18: a) Provocando estrés térmico y b) Adquisición de imágenes con estrés térmico.

Durante el análisis de las imágenes aplicando estrés térmico, se observaron condiciones inusuales en los participantes. En algunos de los casos, la termorregulación del calor de la mano tomaba más de 10 minutos (hasta aproximadamente 30 minutos). En otros casos se detectaron puntos de calor en una región de la mano durante dos pruebas en diferentes días.

A continuación, en la Tabla 3.4 se muestran algunas de las imágenes adquiridas partiendo desde el primer minuto hasta el sexto minuto de captura. Aquí se pueden observar los cambios de temperatura conforme pasa el tiempo, así como los posibles problemas como el Síndrome de Raynaud y otra con Síndrome del Túnel Carpiano.

Tabla 3.4: Imágenes de 5 personas diferentes adquiridas bajo estrés térmico.

No.	Minuto 1	Minuto 2	Minuto 3	Minuto 4	Minuto 5	Minuto 6
1						
2						
3						
4						
5						

3.6. Sistema para la captura de imágenes en el NIR

Con el objetivo de adquirir una base de datos propia de la Universidad Politécnica de Tulancingo, se implementó un sistema de adquisición de imágenes compuesto por una cámara 2CCD multispectral de escaneo progresivo, una fuente de luz en el infrarrojo cercano (NIR), una base para colocar la mano y una tarjeta de adquisición conectada a una computadora para la adquisición y procesado de los datos.

Tomando como ventaja el efecto de absorción de la radiación infrarroja por las venas de la mano, se utiliza una fuente de iluminación en el infrarrojo cercano. Las especificaciones técnicas de esta fuente de luz son:

- Pico de intensidad de radiación emitida de aproximadamente 880 *nm*.
- Distancia óptima de trabajo de 10.16 cm.
- 60 diodos emisores de luz (LED's) distribuidos en dos círculos concéntricos. El círculo externo cuenta con 36 LED's y el interno con 26 LED's.

El campo de visión (Field of View (FOV)) de la cámara es calculado como: $\beta = 2 \arctan(h_s/(2f)) = 16,38^\circ$, donde $h_o = 20$ cm y $h_s = 3,57$ mm denotan el objeto y el tamaño de los sensores respectivamente, $s_o = 53$ cm indica la distancia entre el objeto y la lente de la cámara, y $f_l = 25$ mm representa la distancia focal [11].

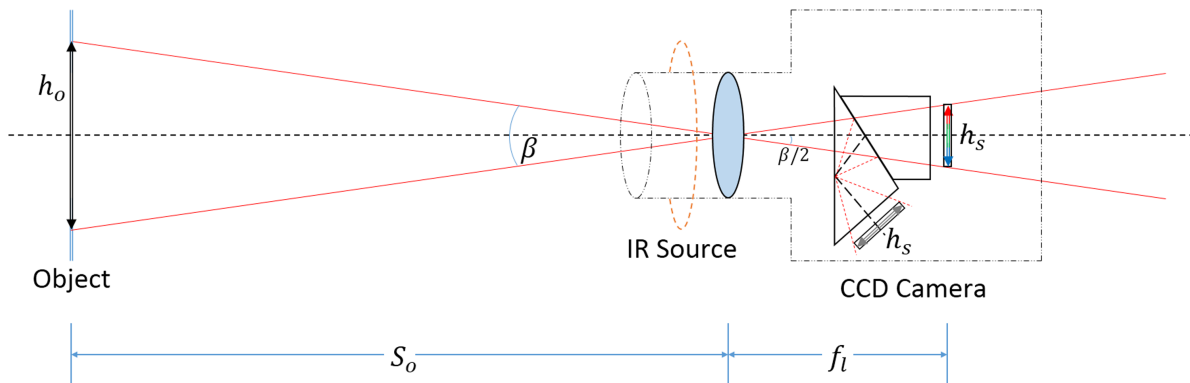


Figura 3.19: Sistema de adquisición de imágenes IR de las venas de la mano.

En las Figuras 3.20 y 3.21, se observan los sistemas de adquisición de imágenes de la palma y dorso de la mano, respectivamente, implementados en el Laboratorio de Óptica y Sistemas de Visión de la Universidad Politécnica de Tulancingo.

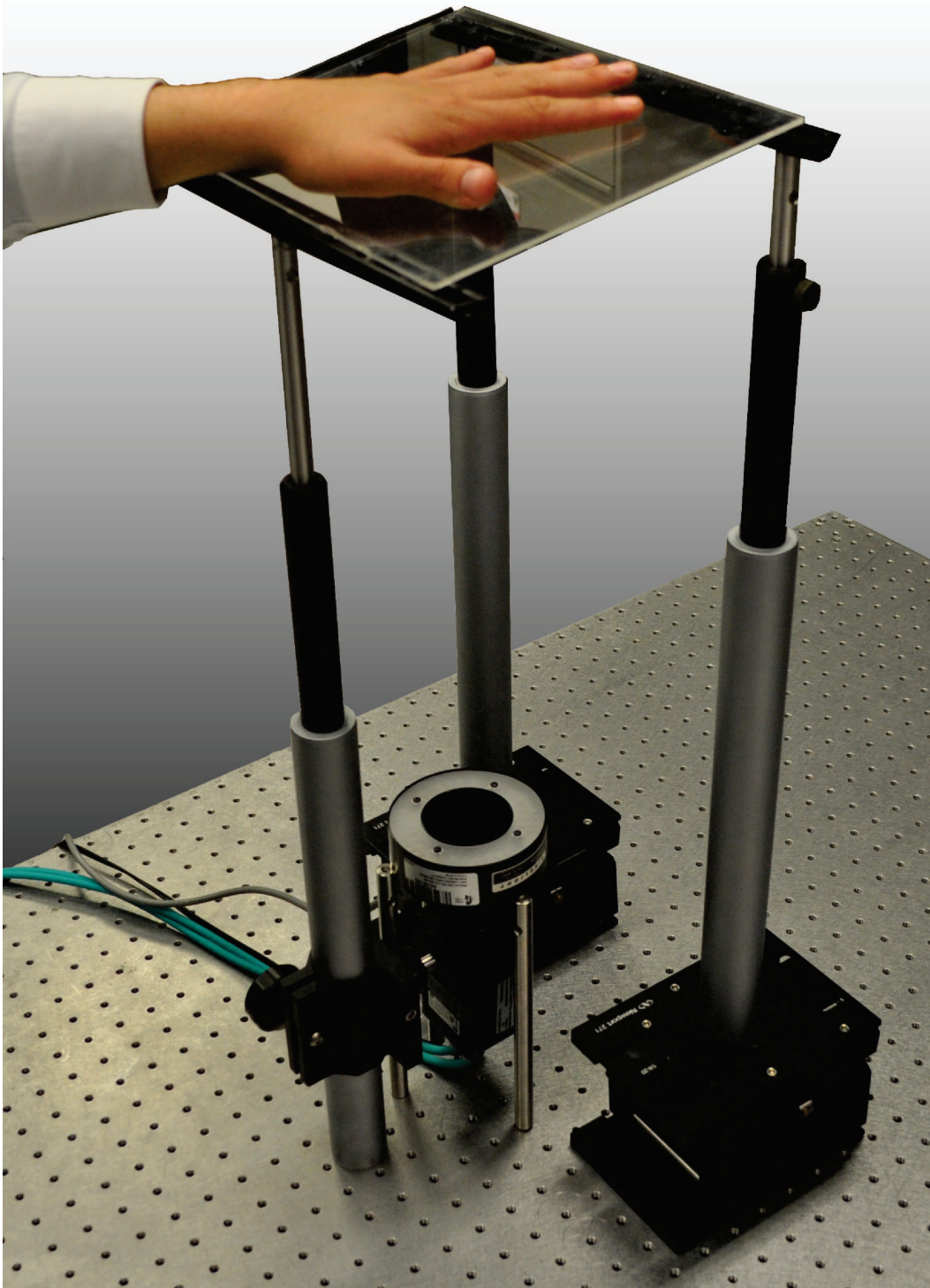


Figura 3.20: Sistema de adquisición de imágenes de la palma de la mano.

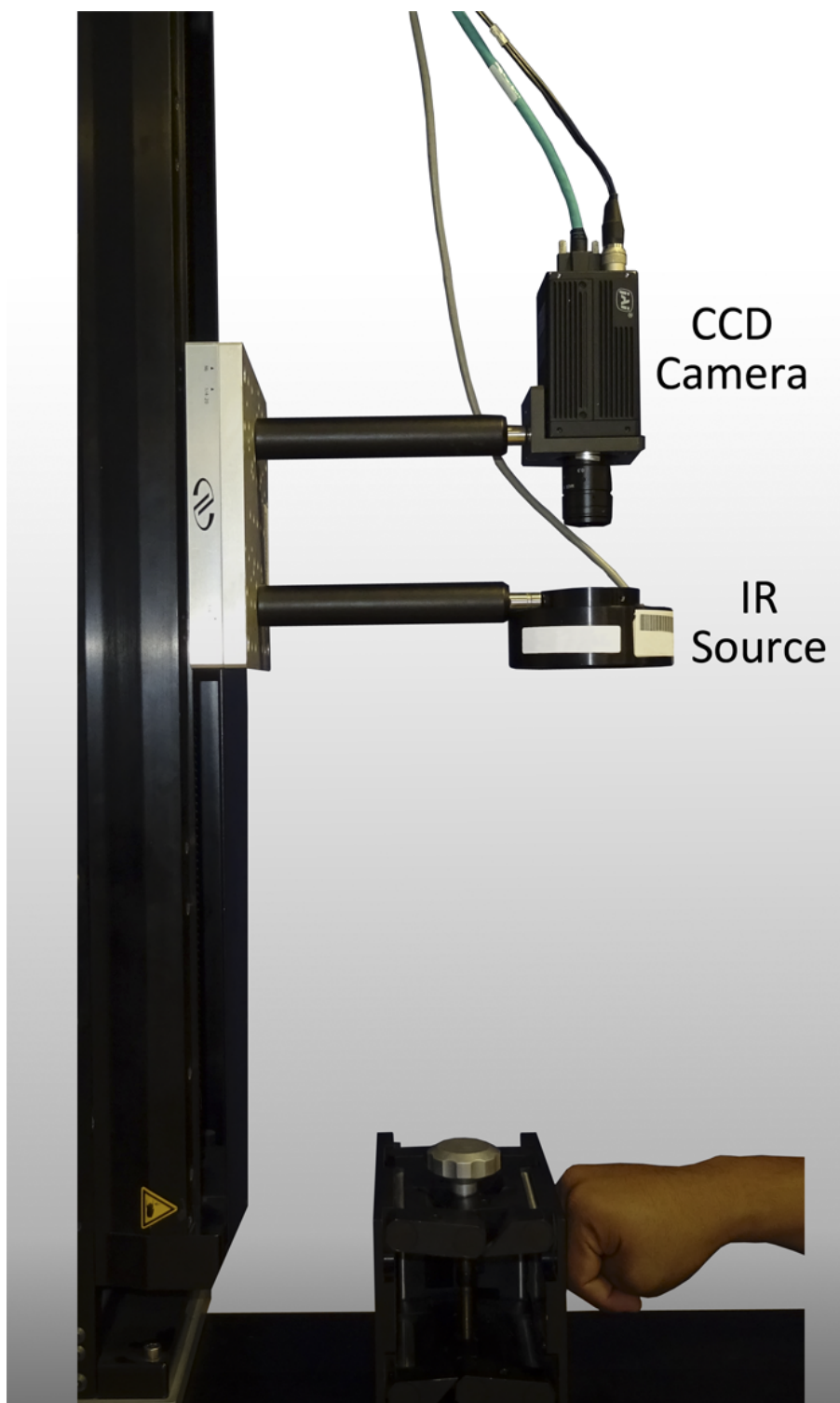


Figura 3.21: Sistema de adquisición de imágenes del dorso de la mano.

3.7. Base de datos UPT

Como parte del protocolo de adquisición de las imágenes infrarrojas de las venas de la mano, para la base de datos UPT se le informó a los voluntarios la forma y manera de como poner sus manos en la base frente a un fondo con un color uniforme y que sus nudillos coincidieran con el borde de la base.

Durante el proceso de captura de las imágenes, se permitió un cierto grado de variaciones de la posición de la mano. Lo anterior fue hecho con el objetivo de incrementar la diversidad intraclase y simular un ambiente de aplicación real [11].

La base de datos UPT consiste de 576 imágenes de patrones vasculares obtenidos a partir de 36 voluntarios, de los cuales 19 son mujeres y 17 son hombres, con edades comprendidas de 20 a 25 años. Para cada uno de los voluntarios se adquirieron ocho imágenes de cada mano en el infrarrojo cercano.

En la Figura 3.22, se muestran algunas de las imágenes adquiridas. Debido a que el patrón de venas tanto de la mano derecha como de la mano izquierda es diferente, fueron tomadas como dos sujetos diferentes [14]. Por lo tanto, el número de sujetos es 72.

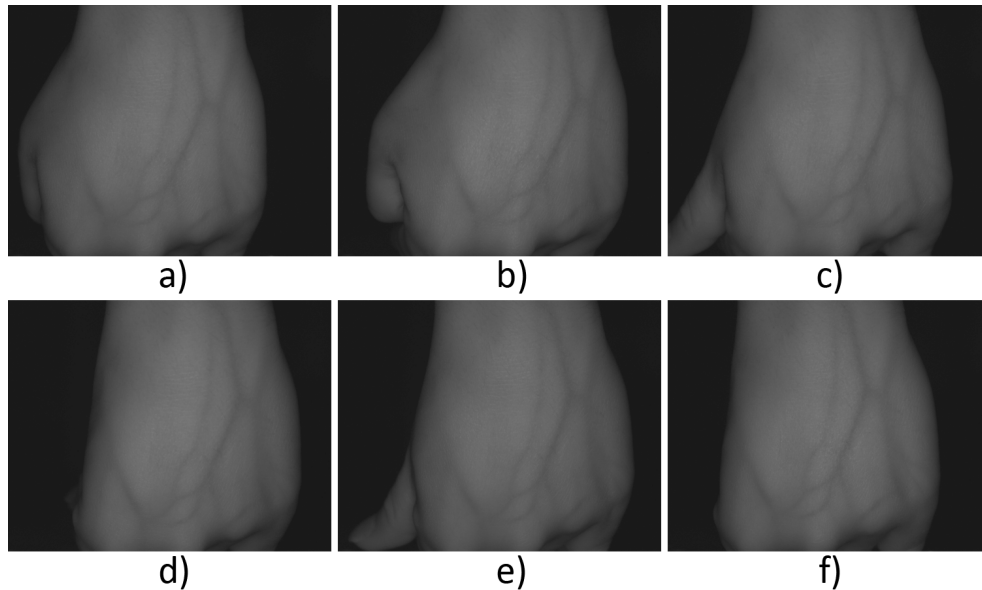


Figura 3.22: Imágenes adquiridas de la persona 28 de la base de datos UPT.

Con el uso de imágenes adquiridas en el infrarrojo se puede ver un contraste entre los vasos sanguíneos y el entorno, además de eliminar ciertos rasgos indeseables de la superficie de la piel. El uso de luz en el infrarrojo cercano para la detección del patrón de la distribución

de venas, se basa en el principio de absorción de la desoxihemoglobina como respuesta a la exposición infrarroja [3]. En la Figura 3.23, se muestran imágenes de la palma, dorso y muñeca de la mano adquiridas en el infrarrojo cercano.

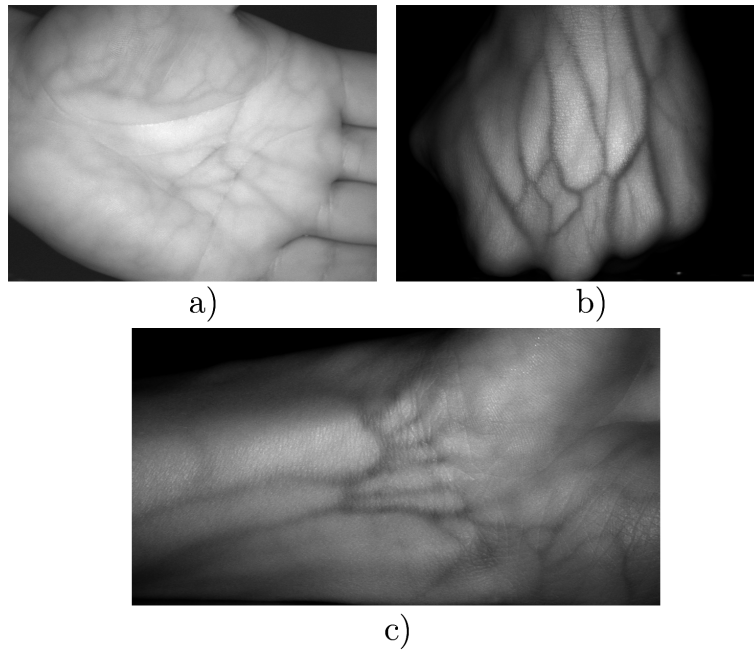


Figura 3.23: Imágenes en el infrarrojo cercano de: (a) Palma, (b) Dorso y (c) Muñeca de la mano.

3.8. PolyU Multispectral Palmprint Database

Con el objetivo de evaluar los algoritmos de extracción de características, se utilizó la base de datos PolyU Multispectral Palmprint Database (PUMPD) del Biometric Research Center de la Universidad Politécnica de Hong Kong [15]. La base de datos consiste de 6,000 imágenes del patrón vascular de la palma de la mano obtenidas de 250 participantes voluntarios, 55 de ellas pertenecen a mujeres y 195 a hombres. Por lo tanto, se adquirieron 24 imágenes de ambas manos de cada persona en cuatro canales (Rojo, Verde, Azul e Infrarrojo Cercano). Además, debido a que los patrones de venas de la mano izquierda y derecha son diferentes, el número de sujetos es 500 a partir de 250 voluntarios. Algunas imágenes de la base de datos PolyU se muestran en la Figura 3.24

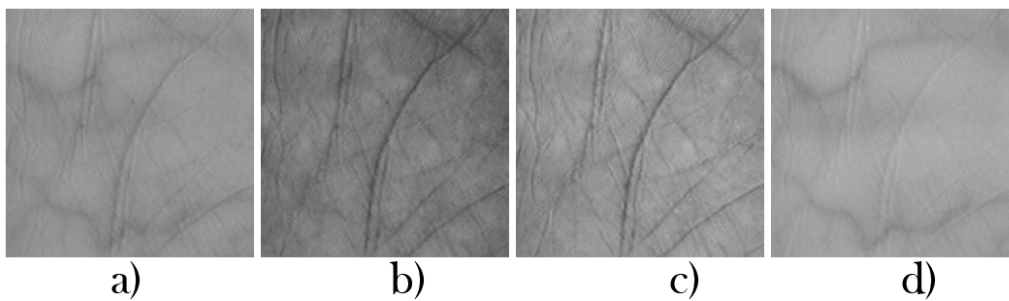


Figura 3.24: Imágenes pertenecientes a la persona 9 de la base de datos PolyU Multispectral Palmprint Database (PUMPD) en diferentes canales a) Rojo, b) Verde, c) Azul e d) Infrarrojo.

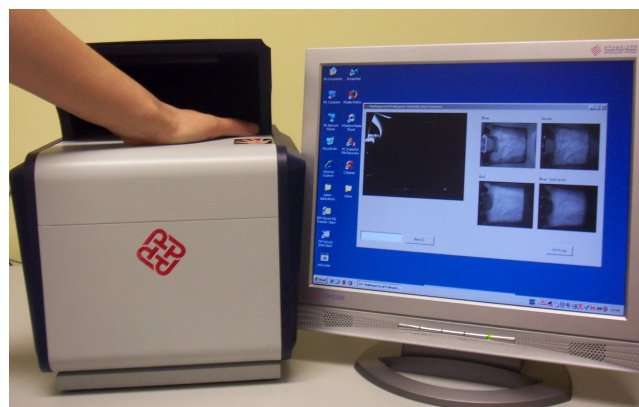


Figura 3.25: Sistema de adquisición de imágenes multiespectrales de la palma de la mano.

3.9. Otras bases de datos

Los sistemas de adquisición y las características de las imágenes de tres bases de datos públicas y que son ampliamente usadas con propósitos de evaluación de algoritmos de reconocimiento biométrico son descritas a lo largo del Capítulo.

3.9.1. Vein Pattern Database

Las imágenes adquiridas de la base de datos Vein Pattern Database pertenecen al Instituto de Control e Ingeniería de la Información (CIE) de la Universidad Tecnológica de Polonia, tienen una resolución de 1280×960 píxeles guardadas en formato de mapa de bits (.bmp) de 24 bits y fueron adquiridas en series de 3, con 4 imágenes por cada serie. El intervalo entre cada serie fue de al menos una semana. Para capturar la región de la palma de la mano, los voluntarios colocaron su mano en el dispositivo con el fin de cubrir la ventana de adquisición, de modo que la línea por debajo de sus dedos coincidieran con su borde. Para esta adquisición, no se requirieron sistemas de posicionamiento de la mano adicionales.



Figura 3.26: Dispositivo utilizado para adquirir imágenes de la palma y muñeca de la mano.

En el caso de la muñeca, se utilizó únicamente la construcción en el dispositivo que permite situar la palma y muñeca de forma cómoda al colocar la mano. En la Figura 3.26 se muestra el dispositivo con el que fueron adquiridas las imágenes de esta base de datos. El dispositivo, esta basado en una cámara USB de bajo costo, cuenta con una construcción modular para la adquisición de la palma y la muñeca mediante un sistema de posicionamiento cuasirígido.

Es una base de datos libre disponible con fines de investigación, consta de 2,400 imágenes de la distribución de venas. La mitad de la base de datos cuenta con 1,200 imágenes del patrón de venas de la palma y, la otra mitad, cuenta con 1,200 imágenes del patrón de venas de la muñeca. Las imágenes fueron adquiridas a partir de las dos manos de 50 estudiantes. Por lo tanto, se tiene un total de 100 patrones diferentes.

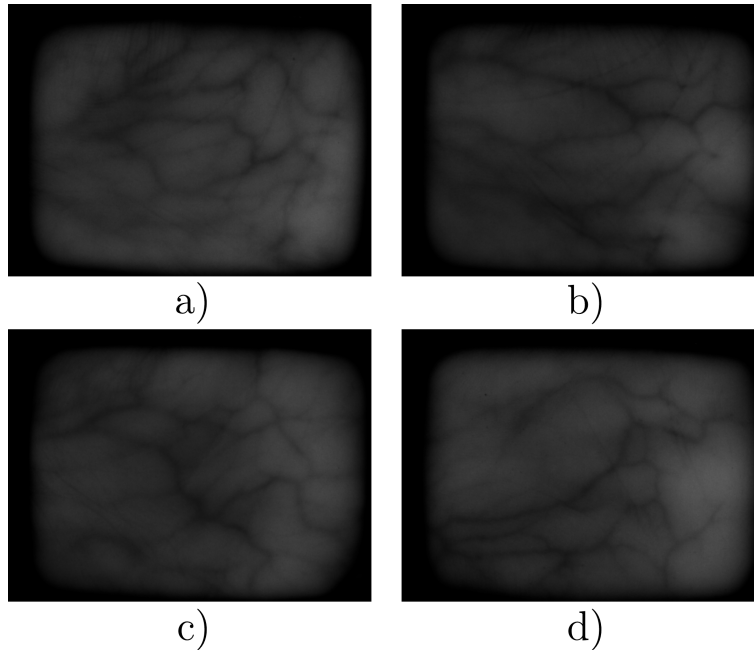


Figura 3.27: Imágenes de: a) y b) la palma de la mano y c) y d) la muñeca de 2 personas diferentes [16].

Estas imágenes encuentran divididas en dos secciones principales: la palma de la mano y la muñeca, cada una cuenta con 50 personas. A su vez, cada carpeta tiene 12 imágenes de la palma derecha y 12 de la palma izquierda dando un total de 24 imágenes para cada persona. En el caso de la región de la muñeca, cada carpeta contiene 12 imágenes de la muñeca derecha y 12 de la muñeca izquierda con un total de 24 imágenes para cada persona [16]. En la Figura 3.27 se muestran algunas imágenes adquiridas de la palma y muñeca de la mano de 2 personas distintas con el sistema de la Figura 3.26.

3.9.2. CASIA Multi-Spectral Palmprint Image Database

La base de datos pertenece al Instituto de Automatización de la Academia de Ciencias China (CASIA) V1.0, y consta de imágenes multispectrales de la palma de la mano, se encuentra publicada con el objetivo de promover la investigación y el progreso en múltiples imágenes espectrales de modalidades biométricas. La base de datos contiene 7200 imágenes de la palma capturadas de 100 personas diferentes usando un dispositivo de imágenes multispectral de diseño propio como se muestra en la Figura 3.28. Todas las imágenes de la palma son guardadas en 8 bits en niveles de gris con formato JPG.

Para cada mano, se capturaron dos sesiones de imágenes de la palma. El intervalo de tiempo entre las dos sesiones es mayor a un mes. En cada sesión se adquirieron 3 muestras. Cada muestra contiene 6 imágenes de la palma las cuales son capturadas al mismo tiempo con 6 diferentes espectros electromagnéticos [17].

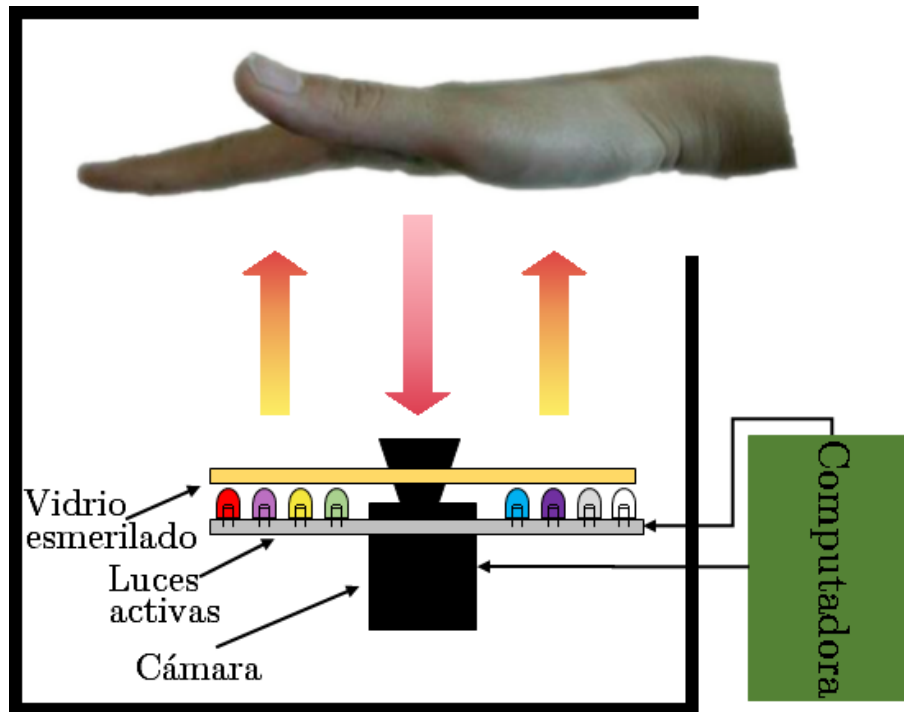


Figura 3.28: Diseño conceptual del dispositivo multispectral de adquisición de imágenes de la palma de la mano [17].

Las longitudes de onda del iluminador correspondientes a los 6 espectros son 460 nm , 630 nm , 700 nm , 850 nm , 940 nm y luz blanca respectivamente. Entre las dos muestras, **se permitió un cierto grado de variaciones en la posición de la mano**. Por eso, el objetivo es incrementar la diversidad de muestras entre clases y **simular el uso práctico**.

En el dispositivo, no hay delimitadores para restringir la postura y posición de las palmas. Se requirió que los sujetos colocaran su palma en el dispositivo y que la pusieran delante de un fondo de color uniforme.

El dispositivo provee una iluminación distribuida uniformemente y captura las imágenes de la palma usando una cámara CCD colocada en la parte baja del dispositivo. Se diseñó además un circuito de control para ajustar automáticamente los espectros [17]. En la Figura 3.29, se muestran 6 imágenes de la base de datos, típicas de la palma.

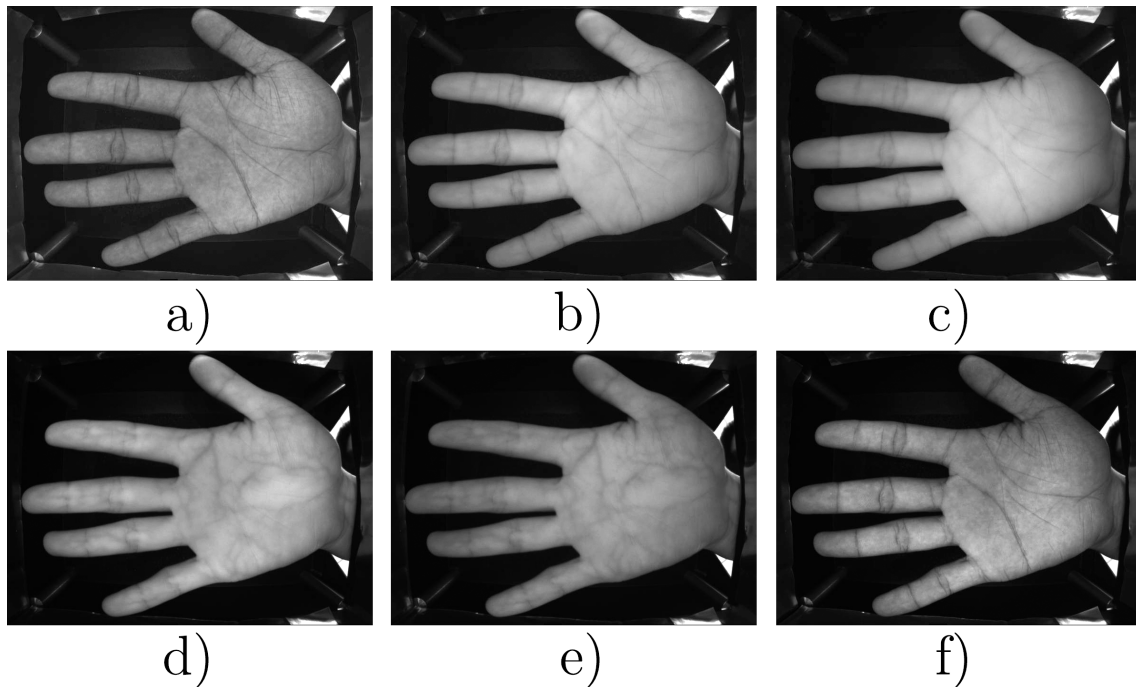


Figura 3.29: Imágenes de la palma de la mano adquiridas en longitudes de onda de: (a) 460 nm , (b) 630 nm , (c) 700 nm , (d) 850 nm , (e) 940 nm y (f) Luz blanca [17].

3.10. Conclusiones

Se analizaron las propiedades ópticas del patrón de venas de la mano y de acuerdo a las propiedades de absorción que presentan los componentes principales de la sangre, se determinó una ventana espectral en la que luz infrarroja proporciona un resultado óptimo en la

adquisición de imágenes del patrón vascular de la mano.

Se implementaron dos sistemas IR para la adquisición del patrón de venas con aplicaciones en biometría. Los sistemas hacen uso de sensores en el IR cercano y lejano. Una de las desventajas que ofrecen los sistemas basados en la captura de imágenes térmicas es que son muy caros, esto es debido al tipo de sensor utilizado, ya que utiliza un Arreglo Focal Plano Infrarrojo (IR-FPA). Otra desventaja es la resolución, las imágenes adquiridas con la cámara jAi multispectral tienen un tamaño superior (1024×768 píxeles) con respecto a las imágenes térmicas cuya máxima resolución es de 640×480 píxeles. Además, los factores tales como la temperatura ambiente y del cuerpo de las personas puede afectar el proceso de adquisición. Los cambios de temperatura pueden o no mostrar información relevante acerca de la distribución del patrón de venas. Por lo tanto, este tipo de imágenes (térmicas) no proveen una calidad estable de la imagen.

En la Tabla 3.5 se muestra un resumen de la comparativa de las características técnicas de los sistemas de adquisición de imágenes basados en NIR y FIR.

Tabla 3.5: Comparativa de características técnicas de los sistemas IR.

Imágenes NIR	Imágenes FIR
Se requiere de fuentes de iluminación IR externas	No es necesario incorporar fuentes IR externas
Obtiene información de vellos, pliegues y cicatrices	Los vellos, pliegues y cicatrices desaparecen
Tiene un costo relativamente bajo	Su costo es alto
La temperatura no afecta en la adquisición	La temperatura ambiental / corporal afectan la captura
El tamaño de la imagen es de 1024×768 píxeles	Tienen un tamaño máximo de 640×480 píxeles
Las imágenes en color contienen 3 canales. Las imágenes en IR están en escala de grises.	Las imágenes tanto en IR y color contienen 3 canales.
El sensor no agrega ruido	El sensor agrega ruido.

Además, se implementó un sistema con aplicaciones en medicina para el análisis de imágenes térmicas que permitan a un especialista médico la detección del Síndrome del Túnel Carpiano y Síndrome de Raynaud.

Finalmente, se describen las características de una base de datos propia y tres bases de datos públicas. En el siguiente Capítulo, se analizan las imágenes IR con propósitos de reconocimiento del patrón de venas para fines biométricos.

Bibliografía

- [1] P. R. Deepak et al. Enhancement of vein patterns in hand image for biometric and biomedical application using various image enhancement techniques. *Procedia Engineering*, 38:1174 – 1185, 2012.
- [2] Scott Prahl. Optical absorption of hemoglobin. *Oregon Medical Laser Center*. <http://omlc.org/spectra/hemoglobin/>.
- [3] A. Marcotti, M. B. Hidalgo, and L. Mathé. Non-invasive vein detection method using infrared light. *IEEE Latin America Transactions*, 11(1):263–267, 2013.
- [4] Yiding Wang et al. Personal identification based on multiple keypoint sets of dorsal hand vein images. *IET Biometrics*, Vol. 3, pp. 234-245, 2014.
- [5] Ó. M. Toro and H. L. Correa. Biometric identification using infrared dorsum hand vein images. *Ingeniería e Investigación*, 29(1):90–100, 2009.
- [6] Gunjan Shah et al. Palm vein pattern-based biometric recognition system. *International Journal of Computer Applications in Technology*, Vol. 51(2), pp. 105, 2015.
- [7] R. Raghavendra et al. Hand dorsal vein recognition: Sensor, algorithms and evaluation. *2015 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*, pp. 1-6, 2015.
- [8] JAI company. User’s manual. ad-080ge digital 2ccd progressive scan multi-spectral camera. <http://www.jai.com/products/ad-080-ge>.
- [9] Raúl Castro-Ortega. Análisis de la distribución de venas en la mano a partir de imágenes IR para el reconocimiento de personas. *Tesis de Maestría*.
- [10] Infaimon, Catálogo de Productos Infaimon, Su asesor en visión artificial. www.infaimon.com.
- [11] FLIR Systems. ThermaCAM P65 User’s manual. http://userequip.com/files/specs/5609/P65_user%20manual.pdf

- [12] Infrared Cameras Inc. 7320 Epidermal Thermal Imaging Professional. <https://pdf.directindustry.com/pdf/infrared-cameras-inc-ici/etip-7320-p-series-infrared-thermal-imaging-camera/63946-144463.html>
- [13] Raúl Castro-Ortega, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, José Francisco Solís-Villarreal, and Eber Enrique Orozco-Guillén. Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data. *Journal of Electronic Imaging* 28(5), pp. 053019 (15 October 2019).
- [14] A.K. Jain, R. Bolle, S. Pankanti (Editors). *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*. Springer, New York, USA, 2005.
- [15] The Hong Kong Polytechnic University (PolyU). PolyU multispectral palmprint database. <http://www4.comp.polyu.edu.hk/biometrics/MultispectralPalmprint/MSP.htm>.
- [16] Universidad Tecnológica de Polonia, The Institute of Control and Information Engineering. www.cie.put.poznan.pl. <http://biometrics.put.poznan.pl/vein-dataset/download-vpd-2/>.
- [17] CASIA-MS-PalmprintV1 Chinese Academy of Sciences Institute of Automation (CASIA). <http://biometrics.idealtest.org/>.

Capítulo 4

El patrón de venas de la mano usado como característica biométrica

4.1. Introducción

La mayoría de los sistemas de reconocimiento de venas de la mano [1–9] requieren de 4 etapas: (1) adquisición de la imagen, (2) Preprocesamiento de imágenes digitales que define la Región de Interés (ROI), (3) extracción de características del patrón vascular de la mano, y (4) clasificación como se muestra en la Figura 1.9.

En este Capítulo, cada imagen de $M \times N$ píxeles es representada a través de un vector de descriptores $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_\chi$ obtenido a partir de los primeros χ momentos de Zernike invariantes a cambios en Traslación, Rotación, Escala e Intensidad (TRSI). La etapa de clasificación es llevada a cabo en el espacio de descriptores obtenido utilizando las técnicas de extracción de características previamente descritos en el Capítulo 2.

En este trabajo, se utilizaron cuatro tipos de clasificadores diferentes: K-Vecinos Cercanos (KNN), Perceptrón Multicapa (MP) [10], Redes Bayesianas (BN) [10], y Redes Bayesianas Ingenuas (NB) [10]. Para esto, se utiliza el software WEKA, que es comunmente usado como una plataforma para medir la capacidad de clasificación de algunos modelos de reconocimiento de patrones bien conocidos tales como MP, BN, NB y KNN [10]. Todos los porcentajes mostrados en este trabajo de tesis fueron calculados a través de una validación cruzada. A partir de este punto de vista, se lleva a cabo una comparación experimental para evaluar la habilidad de los momentos invariantes de Zernike a TRSI de la Ecuación 2.32 para reconocimiento de patrones de venas utilizando los datos biométricos crudos [11]. Estos clasificadores muestran un buen rendimiento, obteniendo una curva Porcentaje de Clasificación Correcta (CRC) estable. El método propuesto es aplicado a la base de datos PolyU Multispectral Palmprint Database (PUMPD) y también a nuestra base de datos UPT.

4.2. La maldición de la dimensionalidad

Generalmente, una mayor cantidad de datos o muestras le dará a una red neuronal una mejor capacidad para la representación de un problema y por lo tanto, aumentará la probabilidad de obtener los resultados deseados. Además, mientras más datos existan, estos serán de utilidad cuando hay presencia de ruido en los datos [12].

Una muestra individual puede ser descrita como un conjunto único de características $\chi = (\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_\chi)$. Cada característica forma una dimensión en un espacio conocido como espacio de características. En la mayoría de las aplicaciones pueden llegar a involucrar una cantidad mayor de características, resultando en un espacio de características multidimensional [12].

La selección de características es la clave para desarrollar una red neuronal de forma exitosa. Cuando el número de características es pequeño y el número de muestras es grande, el diseñador puede permitir a la red neuronal escoger la importancia de cada descriptor al tomar la decisión. Como se puede observar en la Figura 4.1 conforme el número de descriptores crece, la complejidad de la dimensionalidad también.

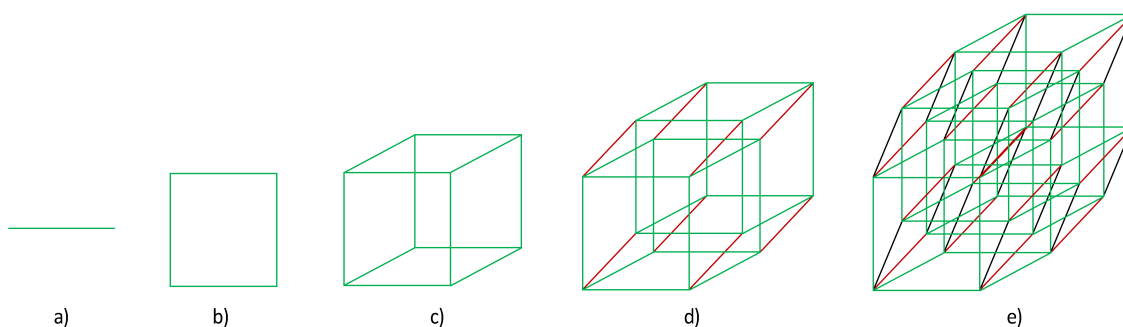


Figura 4.1: **Representación de la dimensionalidad.** a) 1-D, b) 2-D, c) 3-D, d) 4-D, e) 5-D.

Sin embargo, es posible que al aumentar el número de descriptores en la red neuronal, ésta no mejore su eficiencia. conforme aumentamos más el número de descriptores, es necesario aumentar también el número de muestras. Éste término es conocido como 'la maldición de la dimensionalidad'. El término fue acuñado por Richard Bellman como una observación de que el número de puntos necesarios para muestrear un espacio crece exponencialmente en su dimensionalidad [12].

Como se estableció previamente, una red neuronal mapea un espacio de entrada a un espacio de salida. Cada entrada adicional a la red neuronal agrega otra dimensión al espacio que está siendo mapeado. Durante el entrenamiento, los datos representativos de cada parte

ocupada en el espacio de entrada son necesarios para entrenar la red neuronal apropiadamente. Entonces, debería de haber suficientes datos para poblar el espacio que represente la relación de mapeo. Por lo que, más muestras son requeridas para representar un espacio de mayor dimensión [12]. Cubrir el espacio de descriptores consume recursos computacionales como el tiempo, memoria y datos. Para evitar la maldición de la dimensionalidad, es necesario seleccionar adecuadamente el número de descriptores. Esto será hecho usando la medida discriminativa de la Ecuación 2.33.

4.3. Diagrama de dispersión de imágenes IR con transformaciones TRSI

Como se mencionó, la etapa de clasificación se lleva a cabo en el espacio de descriptores 3D. Los momentos ortogonales de Zernike invariantes a TRSI de la Ecuación 2.32 son calculados a partir de las imágenes crudas de la base de datos UPT, como se muestra en la Figura 4.2a.

A pesar de que algunas imágenes incluyen información extra en la mano, tales como partes del dedo, muñeca o cicatrices, se puede observar que cada clase forma un cúmulo o grupo debido a que los momentos de Zernike son invariantes a transformaciones afines y a cambios de iluminación.

Algunos puntos en la gráfica se han dispersado ligeramente de sus respectivos grupos. Esta dispersión se debe a que las imágenes de entrada sufren deformaciones en perspectiva debido a una vista no perpendicular (por ejemplo, perspectiva) durante la adquisición de imágenes.

Como se puede observar, las muestras similares son agrupadas en proximidad cercana a cada otra. Muestras idénticas o cercanamente idénticas son localizadas en el mismo grupo.

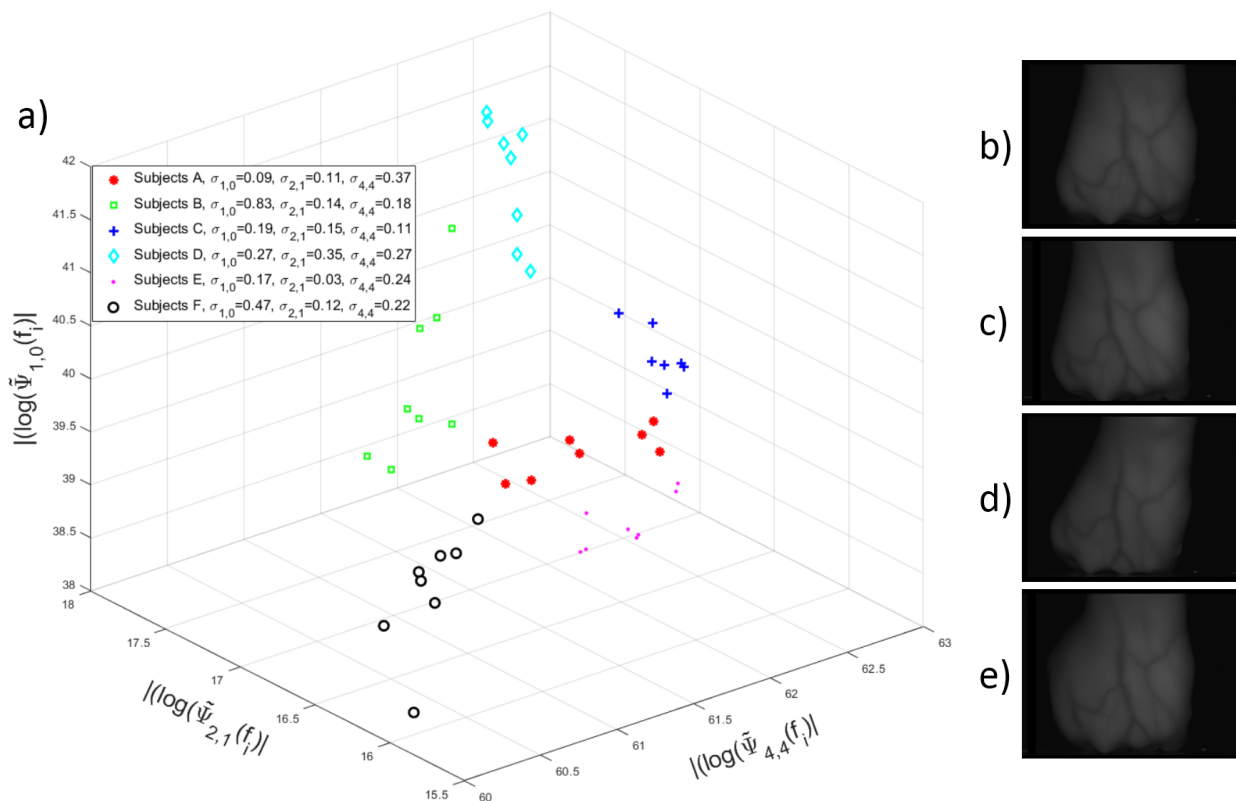
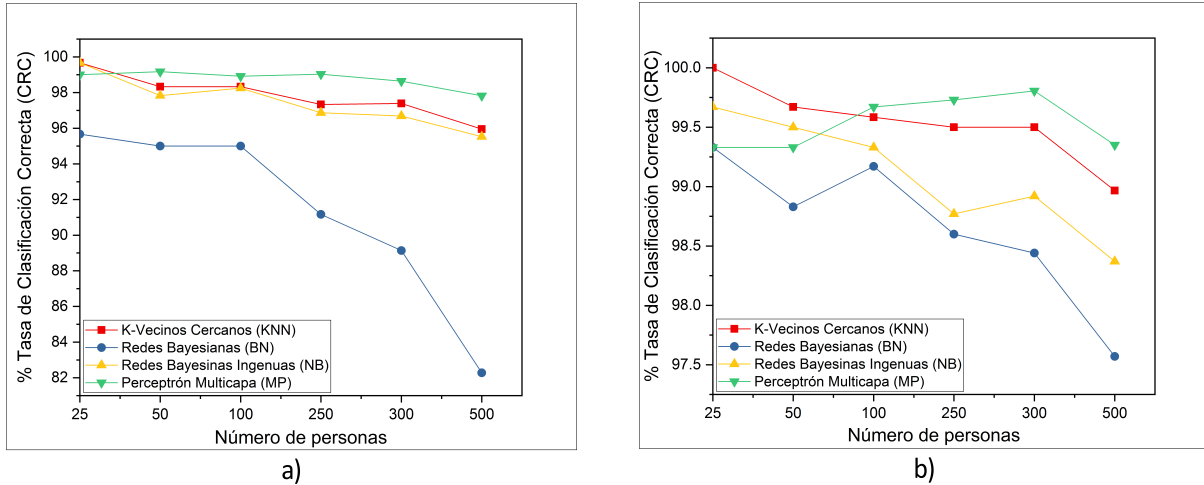


Figura 4.2: Espacio tridimensional con seis clases de patrones y ocho imágenes de muestra de la base de datos UPT. (a) Momentos invariantes de Zernike normalizados a transformaciones afines y cambios de iluminación. (b) Versiones de referencia y distorsionadas de la imagen de referencia debido a (c) Intensidad, (d) Rotación y (e) cambios de escala. Además, es importante ver que algunas imágenes como (d) están distorsionadas geoméricamente por inclinación vertical. Las imágenes desde (b) a (e) corresponden al Sujeto F.

4.4. Análisis de la base de datos PUMP

Conjunto 1: PUMPD. Sea $w = (w_1, w_2, \dots, w_W)$ los $W = 500$ clases de patrones de la base de datos pública PUMPD. Para cada clase w_k , existen 12 versiones adquiridas en el conjunto de datos de prueba. El patrón vector χ -dimensional $\tilde{\psi} = (\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_\chi)$ está basado en los momentos invariantes de Zernike a TRSI usando la Ecuación 2.32 para un orden máximo de $n_{max} = l_{max}$. Los resultados de clasificación para un orden $n_{max} = 18$ con $\chi = 100$ momentos invariantes de Zernike a TRSI son mostrados en la Figuras de la Tabla 4.1 y 4.2.

Tabla 4.1: Momentos invariantes de Zernike a TRSI para ordenes a) $n=3$ y b) $n=4$.

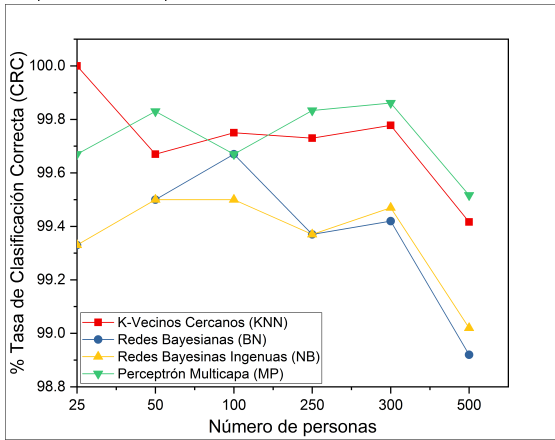


Como se puede observar, usando $n_{max} = 4$ con $\chi = 9$ momentos ortogonales de Zernike se logra una tasa de clasificación correcta (CRC) por encima del 82% usando Redes Bayesianas y del 96% usando K-Vecinos Próximos, Redes Bayesianas Ingenuas y Perceptrón Multicapa.

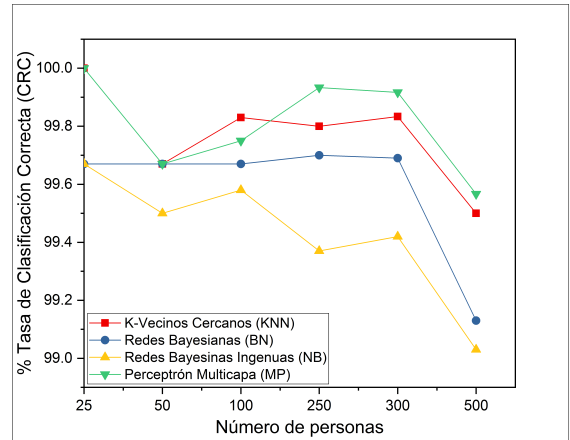
Conforme el orden $n_{max} = 4, 5, \dots, 10$ se incrementa la tasa de clasificación correcta aumenta hasta cierto orden $n_{max} = 7$. Después, al aumentar el número de descriptores la CRC comienza a decrecer. Razón por la cual es necesario seleccionar aquellos momentos que aporten un mayor poder de discriminación [11].

Como ya se sabe, el comportamiento de los porcentajes de clasificación correcta está dado por el número de descriptores que son usados en la etapa de clasificación, utilizando como clasificadores los K-Vecinos Próximos, Redes Bayesianas, Redes Bayesianas Ingenuas y Perceptrón Multicapa como se muestra en las Figuras de la Tabla 4.3. Nuevamente, se manifiesta que conforme se aumenta el número de descriptores no necesariamente aumenta la CRC. Además, al aumentar el número de personas en la base de datos, el CRC también disminuye en menos del 1%. esto demuestra la robustez del método propuesto.

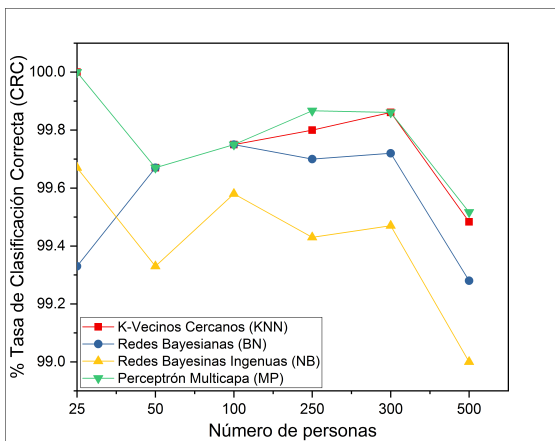
Tabla 4.2: Momentos invariantes de Zernike a TRSI para ordenes a) $n=5$, b) $n=6$, c) $n=7$, d) $n=8$, e) $n=9$ y f) $n=10$.



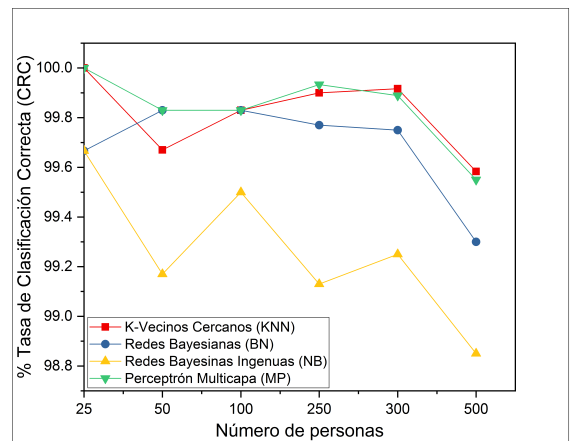
a)



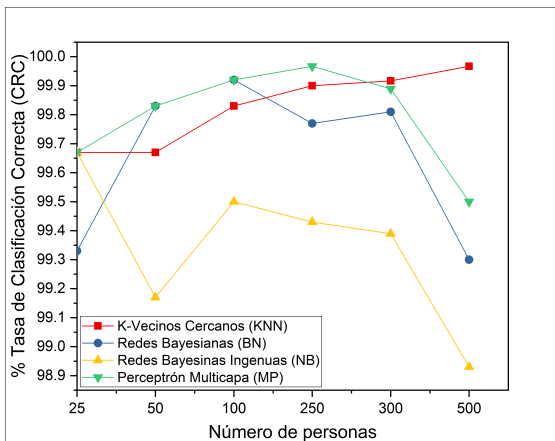
b)



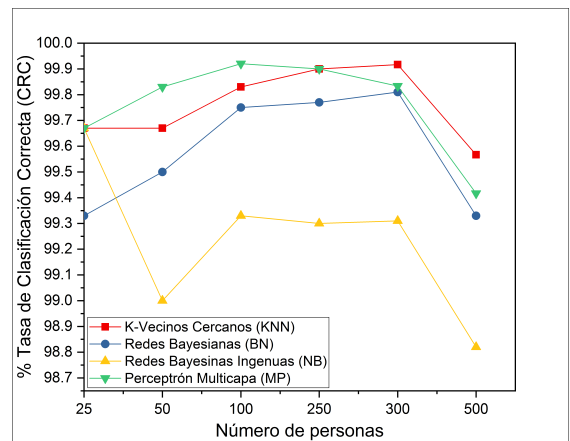
c)



d)

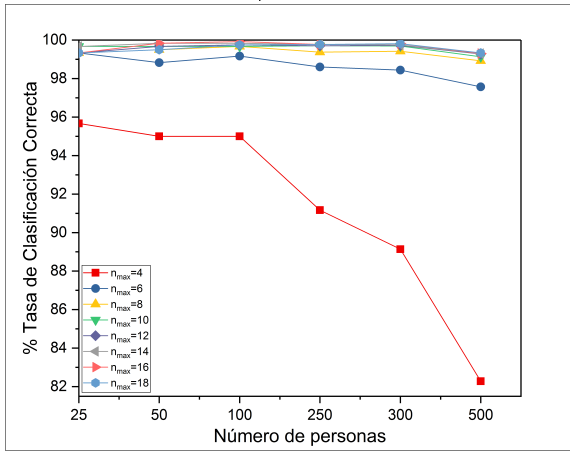


e)

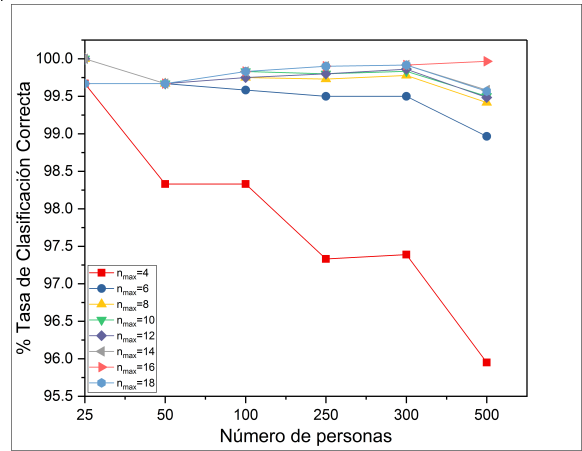


f)

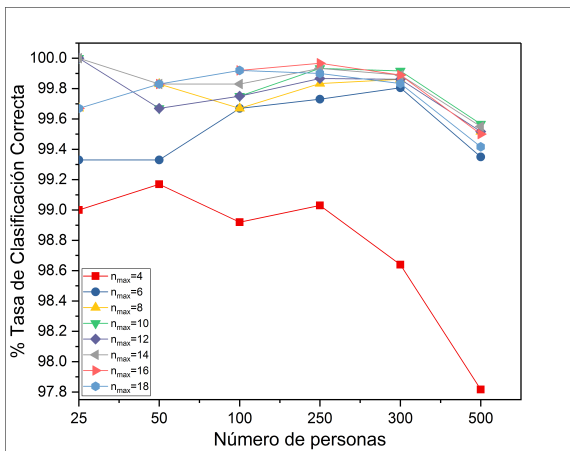
Tabla 4.3: Momentos invariantes de Zernike a TRSI calculados para a) Redes Bayesianas, b) K-Vecinos Próximos, c) Perceptrón Multicapa y d) Redes Bayesianas Ingenuas.



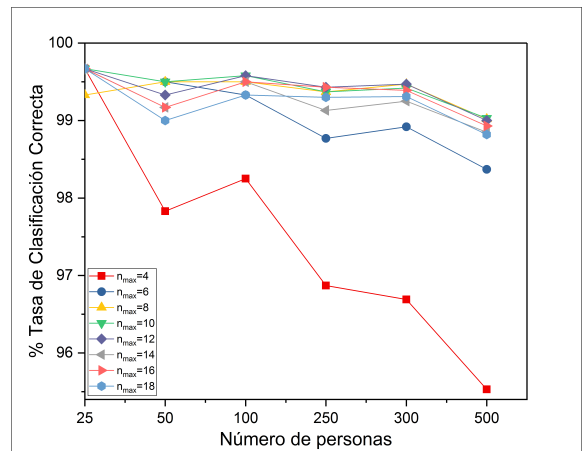
a)



b)



c)



d)

En la Tabla 4.4 se observa claramente que el Perceptrón Multicapa logra un porcentaje de clasificación correcta por arriba del 99 % usando al menos $\chi = 16$ descriptores invariantes.

Tabla 4.4: **Resultados de clasificación correcta por arriba del 99 % para la base de datos UPHK.**

n_{max}	$\chi(n_{max})$ Momentos invariantes de Zernike	K-NN	BN	NB	MP
4	9	95.95	82.28	95.53	97.82
6	16	98.97	97.57	98.37	99.35
8	25	99.42	98.92	99.02	99.52
10	36	99.50	99.13	99.03	99.57
12	49	99.48	99.28	99.00	99.52
14	64	99.58	99.30	98.85	99.55
16	81	99.97	99.30	98.93	99.50
18	100	99.57	99.33	98.82	99.42

La curva de Receptor Operativo de Características (ROC) para los cuatro modelos de prueba logran un alto rendimiento [11]. El Perceptrón Multicapa aparentemente muestra los mejores resultados como se muestra en la Figura 4.3.

Por otra parte, el area bajo la curva ROC confirma que el Perceptrón Multicapa tiene un mejor rendimiento dado que tiene un área de 0,9577, seguido por los K-Vecinos Cercanos con 0,9523, las Redes Bayesianas Ingenuas con 0,9457 y finalmente con las Redes Bayesianas con 0,9338.

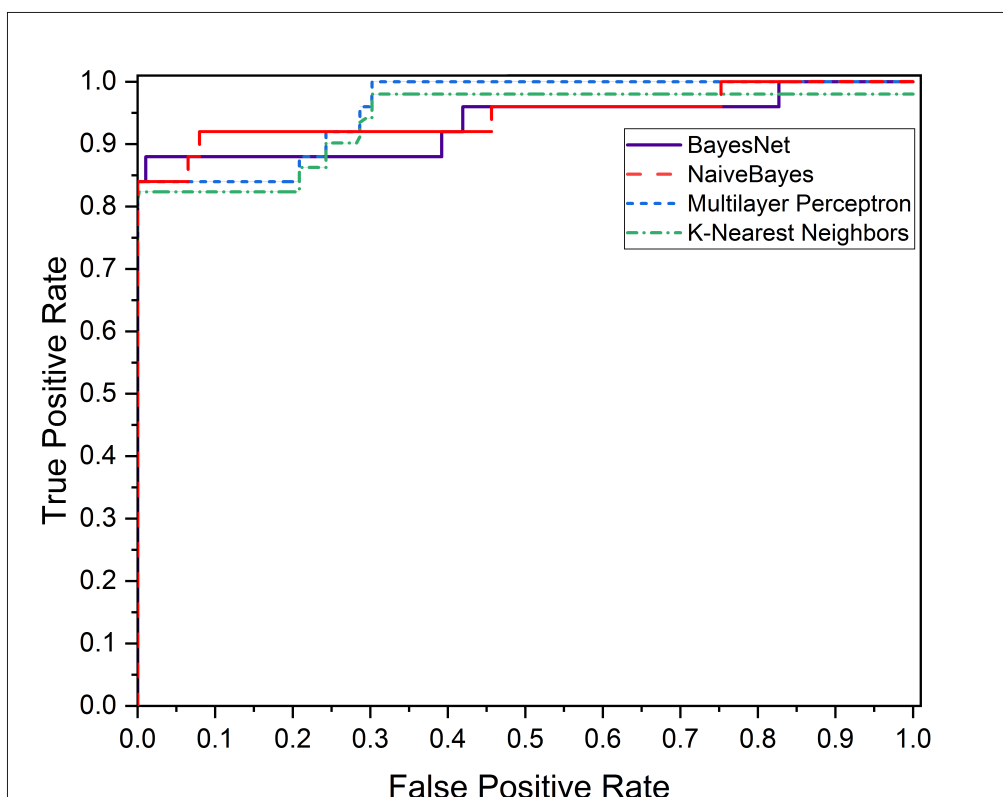


Figura 4.3: Comparación de las curvas ROC utilizando cuatro algoritmos de clasificación diferentes.

Usando la métrica discriminativa de características de la Ecuación 2.33, un conjunto de $\chi^{\text{seleccionados}}$ momentos invariantes a TRSI de Zernikes fueron seleccionados para la tarea de clasificación.

En la Figura 4.4, se muestran los resultados; a través de la selección de descriptores de Zernike ($\chi = 100$, $\chi^{\text{seleccionados}} = 46$), los datos de entrada a los clasificadores es reducido un 54 %. En este caso, la tasa de clasificación correcta cae menos del 1 %.

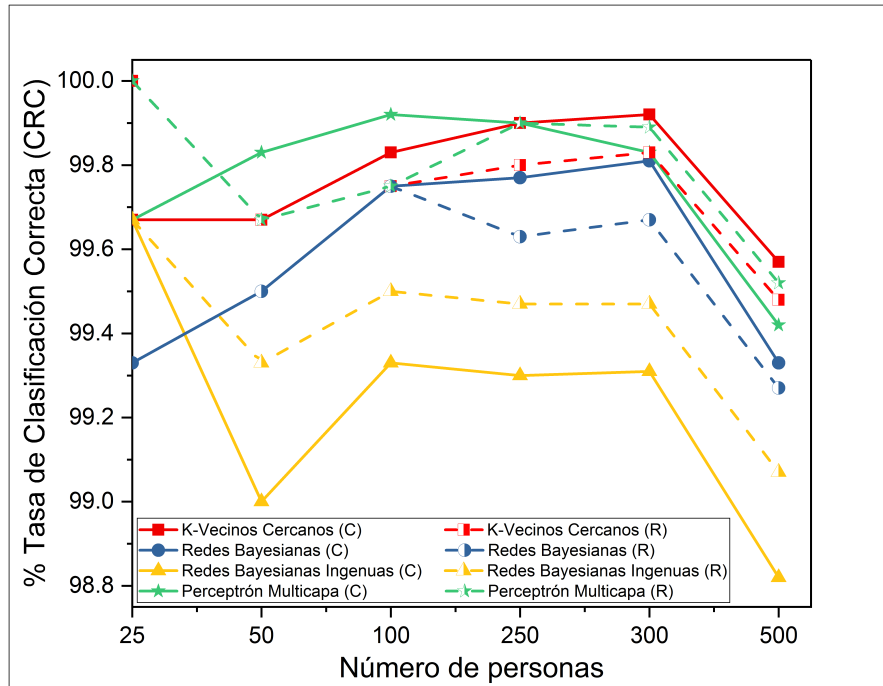


Figura 4.4: Porcentaje de clasificación correcta utilizando un conjunto de datos completa (C) con $\chi = 100$ y un conjunto de datos reducidos (R) con $\chi^{\text{seleccionados}} = 46$ momentos invariantes de Zernike a TRSI.

4.4.1. Comparativa del método propuesto con técnicas existentes

Dado que la primera etapa de un sistema de reconocimiento incluye métodos tradicionales de procesamiento de imágenes con el objetivo de mejorar la información acerca de los objetos de interés potenciales en la escena, muchos de los artículos en la Tabla 4.5 usan este tipo de procedimiento para realzar y normalizar las imágenes de entrada originales. Por el contrario, el método propuesto analiza el espacio paramétrico de las degradaciones geométricas y radiométricas de la imagen. Este método excluye las etapas de mejora de contraste, la etapa de extracción de la Región de Interés (ROI) y la normalización de la imagen. Además, el método propuesto es robusto a la presencia de ruido y utiliza un número mínimo de descriptores ($\chi = 16$) para obtener un porcentaje de clasificación correcta por arriba del 99 %.

Tabla 4.5: **Comparativa de resultados de porcentajes de clasificación correcta (CRC) para la base de datos PUMPD.**

Referencia	Preprocesamiento	Extracción de características	CRC
J. Cao et al. [13]	ROI extraction Contrast enhancement Gaussian Filter Binarization Noise Reduction	Not specified	Matching score = 99.50%
Q. Zhao et al. [14]	Enhancement Filter	Wavelet transform Locality Preserving Projections (LPP) Local Binary Pattern Variance (LBPV)	Euclidean matching = 99.86%
Abdu Gumaiei et al. [15]	ROI selection and extraction, Lowpass Gaussian filter and binarization	Feature reduction using AutoEncoder	RELM = 99.83%
D. Zhang et al. [16]	ROI extraction Gaussian Filter	Template Matching	Not specified 99.69%
J. Zhang et al. [17]	Score-Level Fusion Rules	Convolutional Neural Networks (CNN) and Vector of Locally Aggregated Descriptors (VLAD)	DWT = 94.60 % NFS = 98.17 % CFKNNC = 96.40 % TPTSR = 98.34 % PCMLBP = 97.54 % PCLBP+PHO = 99.27 % FABEMD = 97.67 % SDR = 99.65 % CNN+EERWF = 100 %
Método Propuesto [11]	Ninguno	Momentos Invariantes de Zernike a TRSI	KNN=99.97 % BN=99.33 % NB=99.03 % BN=99.57 %

Conjunto 2: Base de datos UPT. Sea $w = (w_1, w_2, \dots, w_W)$ los $W = 72$ clases de patrones de la base de datos propia UPT. Para cada clase w_k , existen ocho versiones adquiridas en el conjunto de datos de prueba. El vector descriptor de dimensión χ , $\tilde{\psi} = (\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_\chi)$ está basado en los momentos invariantes de Zernike a TRSI usando la Ecuación 2.32 para un orden máximo $n = l = 4$. La Figura 4.5 muestra algunas imágenes de la base de datos UPT [11].

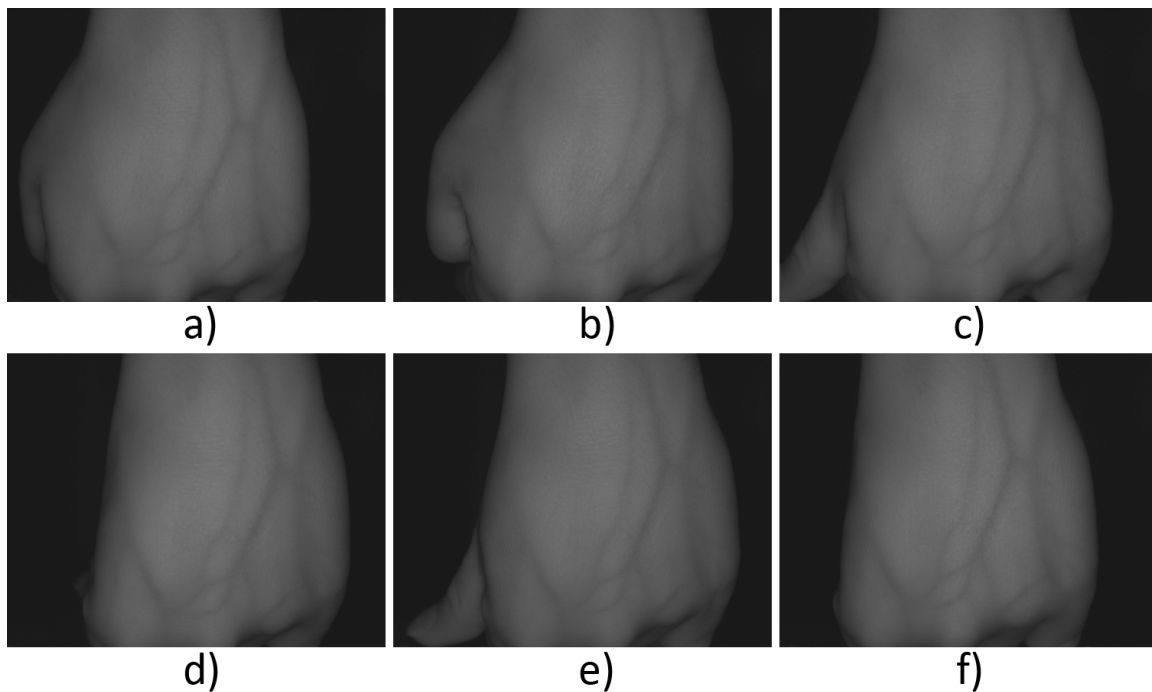


Figura 4.5: **Imágenes de entrada de la persona 28 de la base de datos propia.**

Se puede observar que, además de las distorsiones geométricas y radiométricas, las imágenes sufren deformaciones en perspectiva debido a la vista no perpendicular. Además, algunas imágenes incluyen información extra de la mano, tales como partes del dedo, la muñeca o cicatrices. A pesar de eso, la Figura 4.6a muestra un porcentaje de clasificación correcta por arriba del 80 % usando sólo $\chi = 9$ momentos invariantes a TRSI con orden $n = l = 4$. La curva ROC usando Perceptrón Multicapa para la base de datos UPT es mostrada en la Figura 4.6b. Es claramente visible que existen más verdaderos positivos que falsos positivos en la curva entera.

Debido a las condiciones del sistema de adquisición de imágenes (algunas variaciones de perspectiva y otras alteraciones) este experimento no logra altas tasas de reconocimiento. Sin embargo, el área bajo la curva ROC es cercana a 0.7 (0.6783).

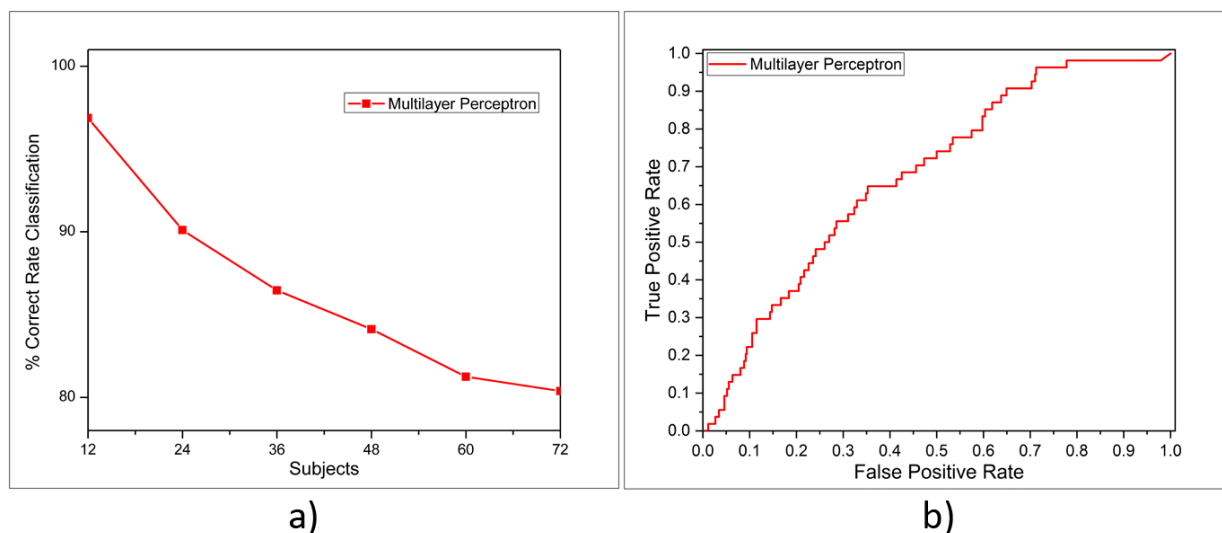


Figura 4.6: (a) Resultados de clasificación usando momentos invariantes de Zernike a TRSI con orden $n = l = 4$, y $\chi = 9$. (b) Curva ROC usando Perceptrón Multicapa como clasificador.

4.5. Conclusiones

A lo largo de este Capítulo, se llevó a cabo una evaluación experimental de la capacidad de los momentos invariantes de Zernike crudos, para el reconocimiento del patrón de venas usando datos biométricos.

Los resultados de clasificación para la base de datos PUMPD muestra que el clasificador Perceptrón Multicapa logra una tasa de clasificación por arriba del 99 % usando como mínimo 16 descriptores invariantes. Por otro lado, el área bajo la curva ROC confirma que el perceptrón multicapa tiene el mejor funcionamiento dado que este tiene un área de 0.95. Usando una medida discriminatoria, se seleccionaron los primeros 46 descriptores de Zernike. A pesar de usar 54 % menos de información, la tasa de clasificación cae sólo 1 %.

Los resultados de clasificación para la base de datos UPT muestra que el clasificador Perceptrón Multicapa logra una tasa de clasificación por arriba del 80 % usando como mínimo 9 descriptores invariantes. Por otro lado, el área bajo la curva ROC confirma que el Perceptrón Multicapa tiene el mejor funcionamiento dado que este tiene un área de 0.7. De acuerdo a la Tabla 4.5, es posible concluir que el método propuesto es eficiente, robusto y de bajo costo computacional comparado con las técnicas existentes en el Estado del Arte del Reconocimiento Biométrico del patrón de venas.

Bibliografía

- [1] M. Stanuch and A. Skalski. Artificial database expansion based on hand position variability for palm vein biometric system. *2018 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*, 1–6, 2018.
- [2] B. Jun Kang et al. Multimodal biometric method that combines veins, prints, and shape of a finger. *Optical Engineering*, 50(1):017201-1 – 017201 – 13, 2011.
- [3] J.-G. Wang et al. Person recognition by fusing palmprint and palm vein images based on laplacianpalm representation. *Pattern Recognition*, 41(5):1514 – 1527, 2008.
- [4] Z. Honarpisheh and K. Faez. An efficient dorsal hand vein recognition based on firefly algorithm. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 3(1):30–41, 2013.
- [5] W. Kang. Vein pattern extraction based on vectorgrams of maximal intra-neighbor difference. *Pattern Recognition Letters*, 33(14):1916 – 1923, 2012.
- [6] L. Wang, G. Leedham, and D. Siu-Yeung Cho. Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics. *Pattern Recognition*, 41(3):920 – 929, 2008.
- [7] A. M. Badawi. Hand vein biometric verification prototype: A testing performance and patterns similarity. *International Conference on Image Processing, Computer Vision & Pattern Recognition*, 14:3–9, 2006.
- [8] Q. Zhao, W. Bu, X. Wu, and D. Zhang. Design and implementation of a contactless multiple hand feature acquisition system. *Proc. SPIE*, 8371, 8371-1 – 8371-13, 2012.
- [9] M. Heenaye and M. Khan. A multimodal hand vein biometric based on score level fusion. *Procedia Engineering*, 41:897 – 903, 2012.
- [10] I. H. Witten et al. *Data Mining, Practical Machine Learning Tools and Techniques*, 4th Edition, USA, 2017.

-
- [11] Raúl Castro-Ortega, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, José Francisco Solís-Villarreal, and Eber Enrique Orozco-Guillén. Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data. *Journal of Electronic Imaging* 28(5), pp. 053019 (15 October 2019).
- [12] K.L., Priddy, and P.E., Keller. *Artificial Neural Networks: An Introduction*. SPIE Press, Bellingham WA, USA, 2005.
- [13] J. Cao et al. Mypalmvein: A palm vein-based low-cost mobile identification system for wide age range. *2016 IEEE First International Conference on Connected Health: Applications, Systems and Engineering Technologies (CHASE)*, 324–325, 2016.
- [14] A. M. Al-juboori et al. Palm vein verification using multiple features and locality preserving projections. *The Scientific World Journal*, 2014:1–11, 2014.
- [15] A. Gumaiei et al. An improved multispectral palmprint recognition system using autoencoder with regularized extreme learning machine. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018:1–13, 2018.
- [16] D. Zhang et al. Online joint palmprint and palmvein verification. *Expert Systems with Applications*, 38(3):2621 – 2631, 2011.
- [17] J. Zhang et al. Bidirectional aggregated features fusion from CNN for palmprint recognition. *International Journal of Biometrics*, 10(4):334–351, 2018.

Capítulo 5

Conclusiones generales

En la práctica, algunos factores tales como las condiciones ambientales, la iluminación no uniforme y la posición de la mano afectan el proceso de adquisición de imágenes e incrementan la presencia de distorsiones espaciales y variaciones en el contraste de la imagen capturada. Es bien sabido que, el enfoque tradicional de los sistemas para el reconocimiento de personas requiere la extracción de la ROI seguida del preprocesamiento de los datos de entrada. Tal como es, el mejoramiento en el contraste de la imagen, filtraje espacial, binarización, morfología matemática, entre otros. Adicionalmente, se lleva a cabo una normalización en la imagen de entrada con respecto a cambios en la escala, traslación, rotación e intensidad.

En esta Tesis, se describen las imágenes de entrada usando un conjunto de descriptores normalizados que son invariantes a transformaciones TRSI. Se llevaron a cabo experimentos numéricos, usando un conjunto de imágenes distorsionadas artificialmente. Como se puede observar en la Figura 2.9 y Tabla 2.3, los valores de los momentos de Zernike invariantes a transformaciones TRSI propuestos, están contenidos en un rango cercano. Esto significa que los descriptores definidos en la Ecuación 2.32 tienen todas las propiedades de los momentos de Zernike invariantes a TRS con la característica adicional de invariancia al contraste.

De esta manera, dos experimentos fueron llevados a cabo con el propósito de evaluar el funcionamiento de los momentos de Zernike invariantes propuestos. Los cuales fueron calculados sobre las imágenes del patrón de venas sin preprocesar. Para la base de datos PUMPD (500 personas con 12 versiones cada una), un enfoque optimizado selecciona 46 invariantes y logra un porcentaje de clasificación por arriba del 99,52% usando como clasificador el perceptrón multicapa. Los resultados obtenidos a partir de datos reales muestran que los descriptores seleccionados requieren un bajo costo computacional en comparación con los métodos listados en la Tabla ??.

Por otro lado, para la base de datos UPT (72 sujetos con 8 versiones cada una), 9 momentos invariantes seleccionados lograron una razón de clasificación por arriba del 80%. En este

caso, además de las distorsiones radiométricas y geométricas, la imagen sufre de deformaciones en perspectiva debido a la posición no perpendicular entre la cámara y el objeto durante la adquisición de la imagen. Aún más, las imágenes contienen información variable de la mano, como es el caso del pulgar, la muñeca o cicatrices.

En la Figura 4.2 se puede observar que las muestras son agrupadas. Muestras iguales o similares, tienen descriptores localizados en el mismo grupo. Durante el proceso de clasificación de patrones el sistema de reconocimiento es capaz de lidiar con distorsiones en los datos de entrada y/o con información extra. Sin embargo, debido a que se usó validación cruzada con $k = 10$ divisiones, diseñado así como una prueba de confianza en los modelos de clasificación y que la base de datos UPT tiene múltiples distorsiones, entonces el perceptrón multicapa no alcanza los mayores porcentajes de clasificación.

Como trabajo a futuro, se propone desarrollar un método para la generación de descriptores momento invariantes a perspectiva. Además de incluir más muestras en la base de datos para cada clase del patrón de venas. Se pretende incluir también un análisis multiespectral de la información del patrón vascular con el propósito de incrementar los porcentajes de clasificación.

Apéndice A

Trabajos derivados de la Tesis

En este proyecto de Tesis se tienen los siguientes trabajos:

Artículos

1. **Raúl Castro-Ortega**, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, José Francisco Solís-Villareal and Eber E. Orozco-Guillén, "*Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data*", Journal of Electronic Imaging, **28**(5), 053019, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1117/1.JEI.28.5.053019>.

Memorias de Congreso

1. Laura B. Alvarado-Cruz, Maricela Delgadillo-Herrera, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, **Raúl Castro-Ortega** and Mario M. Arreola-Esquivel "*Fractal analysis for classification of breast lesions*", Proceedings of SPIE Optical Engineering + Applications 2019, Memoria de Congreso. **11104**, Current Developments in Lens Design and Optical Engineering XX. San Diego California (EUA), Agosto de 2019.
2. **Raúl Castro-Ortega**, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco and José Francisco Solís-Villareal "*Infrared image acquisition system for vein pattern analysis*", Proceedings of SPIE Optical Engineering + Applications 2016, Memoria de Congreso. **9947**, ISBN: 9781510602854, Current Developments in Lens Design and Optical Engineering XVII. San Diego California (EUA), Agosto de 2016.

Journal of Electronic Imaging

JElectronicImaging.org

Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data

Raúl Castro-Ortega
Carina Toxqui-Quitl
Alfonso Padilla-Vivanco
Jose Francisco Solís-Villarreal
Eber Enrique Orozco-Guillén



Raúl Castro-Ortega, Carina Toxqui-Quitl, Alfonso Padilla-Vivanco, Jose Francisco Solís-Villarreal, Eber Enrique Orozco-Guillén, "Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data," *J. Electron. Imaging* **28**(5), 053019 (2019), doi: 10.1117/1.JEI.28.5.053019.

Zernike moment invariants for hand vein pattern description from raw biometric data

Raúl Castro-Ortega,^a Carina Toxqui-Quitl,^{a,*} Alfonso Padilla-Vivanco,^a Jose Francisco Solís-Villarreal,^b and Eber Enrique Orozco-Guillén^c

^aUniversidad Politécnica de Tulancingo, Computer Vision Laboratory, Calle Ingenierías 100, Hidalgo, México

^bUniversidad Autónoma del Estado de México, Centro Universitario UAEM, Valle de Teotihuacán, Axapusco, México

^cUniversidad Politécnica de Sinaloa, Carretera Municipal Libre Mazatlán Higuera Km 3, Mazatlán, Sinaloa, México

Abstract. We propose an invariant description method based on Zernike moments to classify hand vein patterns from raw infrared (IR) images. Orthogonal moments provide linearly independent descriptors and are invariant to affine transformations, such as translation, rotation, and scaling. A mathematical expression is given to derive a set of moment invariants. The obtained features have all the properties of moment invariants with the additional feature of image contrast invariance. For dorsal hand vein pattern acquisition, an IR imaging system is implemented. Also, a public database is used for a palm vein recognition task. A correct rate classification (CRC) above 99.9% is achieved using a set of rotation, scale, and intensity Zernike moment invariants. Additionally, multilayer perceptron and K-nearest neighbors are used as classifiers having as input data the Zernike normalized moments. A discriminative feature evaluation of the image moments allows the reduction of the number of descriptors while maintaining a high classification rate of 99%. The efficiency of the moment descriptors is evaluated in terms of accuracy and reduced computational cost by (a) avoiding the necessity of a preprocessing stage and (b) reducing the feature vector dimension. Experimental results show that Zernike moment invariants are able to achieve hand vein recognition without image preprocessing or image normalization with respect to change of size, rotation, and intensity. © The Authors. Published by SPIE under a Creative Commons Attribution 4.0 Unported License. Distribution or reproduction of this work in whole or in part requires full attribution of the original publication, including its DOI. [DOI: 10.1117/1.JEI.28.5.053019]

Keywords: hand vein; Zernike moments; intensity moment invariants; infrared imaging; computer vision.

Paper 190168 received Feb. 28, 2019; accepted for publication Sep. 12, 2019; published online Oct. 15, 2019.

1 Introduction

Biometric technology has been used in the accurate determination of an individual's identity based on physical, chemical, or behavioral attributes.¹ Human identification through hand vein patterns is a technique that appeared in 1990 and has been studied since then by several researchers. Typically, the vein pattern images used for people recognition include zones of interest like fingers,²⁻⁴ palmar region,⁵⁻⁷ dorsum of hand,⁸⁻¹¹ forearm, and wrist.^{12,13} Most of the hand vein recognition systems^{4,6,8-14} require four steps: (1) image acquisition, (2) preprocessing of digital images that define the region of interest (RoI), (3) feature extraction of hand pattern, and (4) classification/matching, as shown in Fig. 1.

To extract vein features, reference points¹⁵ such as bifurcations and end-points of veins have been computed from a segmented and improved image using morphological operators and contrast enhancement techniques, respectively. Under ideal imaging conditions and preprocessing, reference points can easily be extracted from the image skeleton. However, image skeletons extracted from vein images are often unstable because the raw vein images suffer from low contrast. Usually, the feature extraction methods like histogram of oriented gradients¹⁶ and scale-invariant feature transform¹⁷ are often used as descriptors of orientation, scale, and intensity for vein patterns. However, they are not robust to noise presence and are partially invariant to translation, rotation, scale, and intensity (TRSI). Also, the vector

descriptors are large with variable size, which complicates classification. Moreover, both techniques require high computational time.¹⁸ On the other hand, the local binary pattern (LBP)^{14,19} algorithm has been used for vein recognition, but whenever there are spatial and contrast changes during image acquisition, the performance of this description technique decreases.¹⁹

Moment invariants also have been implemented for vein pattern description. Xueyan et al.² extract finger-vein pattern features with modified Hu moment invariants, which are computed from reconstructed images by dyadic wavelet transform. Li et al.³ use Zernike moments to describe shape features of preprocessed finger-vein images. In these last works, a preprocessing stage is carried out to deal with spatial distortions and contrast changes in the input images. These procedures can be time consuming and require computing resources during the image geometric corrections related to scale, translation, rotation, and the radiometric normalization.

In this paper, we describe the hand vein pattern images by a set of feature invariants to TRSI transformations. Zernike orthogonal moments defined in polar coordinates²⁰ are used for invariant feature extraction from raw biometric data, following the bottom stream, as is shown in Fig. 1. The performance through Zernike moments technique has a higher accuracy because it does not require a preprocessing stage. The main advantage of this approach is that the vein features based on Zernike orthogonal moments have a minimum amount of redundant information, which are invariant to spatial and radiometric transformations and also robust to noise.²¹

*Address all correspondence to Carina Toxqui-Quitl, E-mail: carina.toxqui@uqt.edu.mx

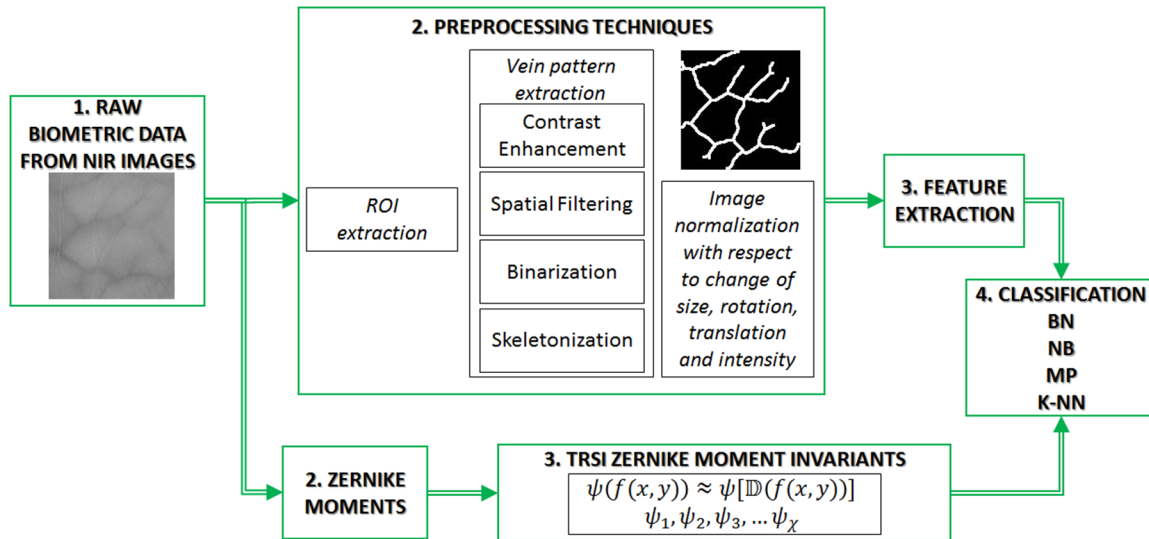


Fig. 1 Flowchart of a hand vein recognition system: traditional approach (top stream) and the proposed approach (bottom stream). As the sensed image $\mathbb{D}(f(x, y))$ is a degraded version of the original scene $f(x, y)$, then the invariant vector $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_\chi$ satisfies that $|\psi(f) - \psi(\mathbb{D}(f(x, y)))| \approx 0$.

In this work, each input raw biometric image is described by a pattern vector $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_\chi$ obtained from the selected TRSI moment invariants. The classification step is done in the feature space. This results in a stable CRC curve. Furthermore, four different types of classifiers are used: K-nearest neighbors (KNN), multilayer perceptron (MP),²² Bayesian (BN),²² and naive Bayesian (NB) networks.²² These classifiers have shown to perform well, obtaining a CRC over 99%.

In this paper, sections are organized as follows: Sec. 2 shows a scheme of the implemented infrared (IR) imaging system for vein pattern image acquisition. The public database used is also described. Section 3 defines a set of TRSI invariant descriptors based on Zernike orthogonal moments. Experimental results of four different classifiers that use a discriminative metric to select invariant descriptors are given in Sec. 4. Finally, the conclusions are presented in Sec. 5.

2 Infrared Imaging System

2.1 Home Database

The hand vein pattern is an interconnected network of blood vessels located underneath human skin. Vein pattern

structure is approximately located at 2.5 to 3.0 mm in the subcutaneous layer. From 700 to 900 nm, IR light can penetrate the skin deeply, reaching the blood vessels located in subcutaneous tissue.^{23,24} Vein detection through near-IR (NIR) light is based on the absorption principle of IR radiation by principal blood components like oxyhemoglobin, deoxyhemoglobin, and water.²⁴⁻²⁶ Through IR radiation, we obtain an image in which veins appear darker than the surrounding tissue in response to IR radiation exposure.

For vein pattern image acquisition, a JAI progressive scanning multispectral 2CCD camera was used, which can capture information in visible and IR channels simultaneously by means of a dichroic prism along the same optical axis.²⁷ Visible and NIR sensors' size are 4.76 mm \times 3.57 mm. The spatial resolution of acquired images is 1024 \times 768 pixels. Wavelengths for the visible channels are approximately 450, 550, and 630 nm, whereas for it IR channel is around 880 nm. Illumination source has a maximum emission peak of about 880 nm; this IR source contains 60 light emission diodes distributed in a concentric circle. Figure 2 shows the implemented image acquisition system.²⁸ The field of view of the camera is $\beta = 2 \arctan[h_s/(2f)] = 16.38$ deg, where $h_o = 20$ cm and $h_s = 3.57$ mm denote target and sensor's

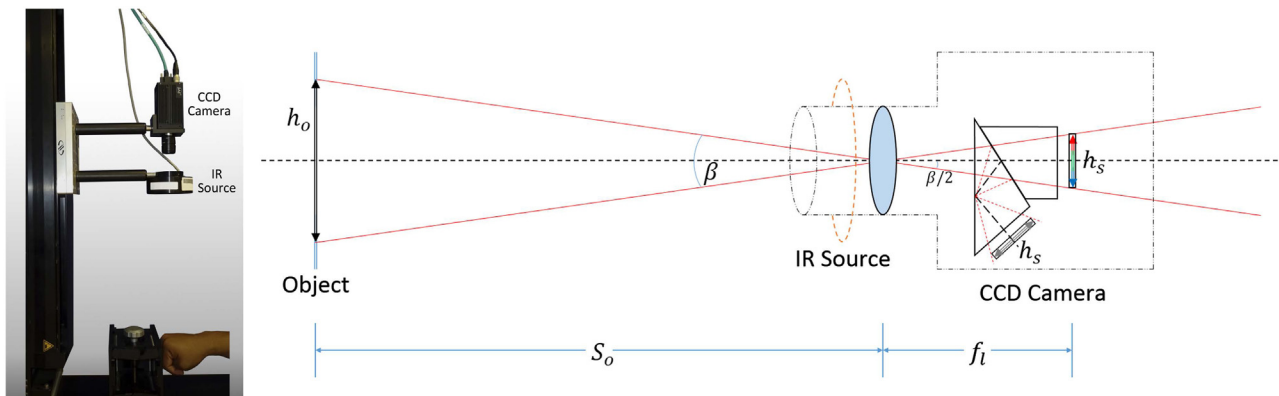


Fig. 2 Infrared hand vein acquisition system.

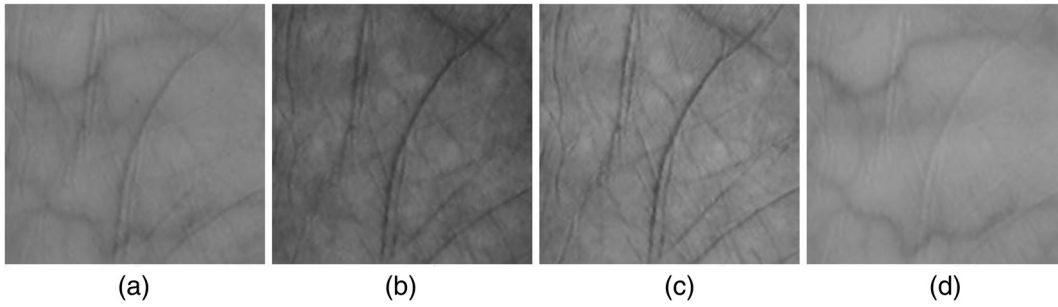


Fig. 3 Images of subject 9 from PUMPD in different channels: (a) red, (b) green, (c) blue, and (d) NIR.

size, respectively, $s_0 = 53$ cm indicates the distance between target and camera lens, and $f_l = 25$ mm represents the focal distance.

For the home database, volunteers were informed how to put their hands on the base in front of a uniform-colored background so that their knuckles coincided with the edge of the base. During the image capturing, we allowed a certain degree of variations of hand pose. This was done in order to increase intraclass diversity and simulate a real environment application.

The UPT database consists of 576 vascular pattern images obtained from 36 volunteers, 19 females, and 17 males aged 20 to 25, from which 8 images of each hand were acquired in NIR. Because the vein pattern of the right hand is different from the vein pattern of the left hand, they were taken as two different subjects,²⁹ therefore, the subject's number is 72.

2.2 PolyU Multispectral Palmprint Database

In order to evaluate the feature extraction algorithms, we use the PolyU Multispectral Palmprint Database (PUMPD) from the Biometric Research Center of the Hong Kong Polytechnic University. The database consists of 6000 vascular pattern images obtained from 250 volunteers, 55 females, and 195 males, from which 24 images of both hands from each subject were acquired in four channels (red, green, blue, and NIR).³⁰ Again, because of vein patterns of the right and left hands are different, the number of subjects is 500 from 250 volunteers. Some images from the PolyU Database are shown in Fig. 3.

3 TRSI Zernike Moment Invariants

Image representation through characteristic descriptors is the main objective in this section. Moment invariants are widely used in pattern recognition because they can effectively characterize an image in a general way through a small set of moments^{31,32} and are invariant to the most common affine TRS transformations that an image undergoes. Additionally, orthogonal moments are robust to noise presence.²¹ Invariant moments proposed in this work are based on Zernike polynomials.

3.1 Affine Transformations

Imaging conditions cause that vein pattern image can change. According to Flusser et al., imaging conditions are commonly imperfect, so observed image represents a degraded version of the original scene.²¹ Degradations in the digital image can be radiometric and/or geometric. A common geometric spatial transform is affine transformation, which

can be represented by means of the following transformation matrix:³³

$$g(x, y) = kf(x', y'), \quad (1)$$

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} c_x & 0 \\ 0 & c_y \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}, \quad (2)$$

where k is the intensity factor. The vector (c_x, c_y) gives the geometrical center of the image region, t_x and t_y are the horizontal and vertical translations, and α is the rotation angle. Pixel coordinates in the input image and its corresponding transformed image are, respectively, (x, y) and (x', y') .

3.2 Zernike Orthogonal Moments on a Unitary Disk

Let $f(r_{i,j}, \theta_{i,j})$ be a $M \times N$ gray level image defined in discrete polar coordinates: $r_{i,j} = \sqrt{x_j^2 + y_i^2}$ and $\theta_{i,j} = \arctan(\frac{y_i}{x_j})$, for $x_j = a + \frac{j(b-a)}{N-1}$, $y_i = b - \frac{i(b-a)}{M-1}$, $i = 0, \dots, M-1$, and $j = 0, \dots, N-1$. Parameters a and b are real numbers and take values according to a suitable domain inside (or outside) a unit circle $|r| \leq 1$.³⁴

The 2-D discrete Zernike moments of radial order n and angular repetition l are as follows:²⁰

$$Z_{n,l} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(r_{i,j}, \theta_{i,j}) \cdot R_{n,l}(r_{i,j}) \cdot e^{-li\theta_{i,j}}, \quad (3)$$

with $|l| \leq n$ and $n - |l|$ being even. Here, $R_{n,l}(r_{i,j})$ is the discrete real value radial polynomial given by

$$R_{n,l}(r) = \sum_{s=0}^{\frac{n-|l|}{2}} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left(\frac{n+|l|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|l|}{2} - s\right)!} r^{n-2s}. \quad (4)$$

The number of Zernike moments can be computed using the following expression given by³⁵

$$\chi = \sum_{n=0}^{Max} \left\{ \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor + 1 \right\}, \quad (5)$$

where Max represents the highest order of Zernike moments.

3.2.1 TRSI invariant descriptors based on Zernike moments

A set of Zernike moment invariants is given as follows:

- For the translation-invariant description, let the origin of a coordinate system be located at the image centroid ($x_c = m_{1,0}/m_{0,0}$, $y_c = m_{0,1}/m_{0,0}$). It can be calculated from the zero-order geometric moment $m_{0,0}$ of a binary image and the first-order geometric moments $m_{1,0}$ and $m_{0,1}$.
- If an image object $f(r, \theta)$ is rotated as $f'(r, \theta - \alpha)$, where α is the rotation angle, its corresponding moments are $Z_{n,l}^R(f') = Z_{n,l}(f)\exp^{-ial}$. The magnitude-based method³⁶ is used for rotation invariance for which $|Z_{n,l}^R(f')| = |Z_{n,l}(f)|$.
- If an image object $f(r, \theta)$ is scaled as $f'(r/c, \theta)$, the scaling factor c can be computed using $c = \sqrt{m_{0,0}(f')/m_{0,0}(f)}$. Let $n = l + \wp$ in Eq. (3), the invariants to image rotation and scaling are³⁷

$$\psi_{l+\wp,l}(f) = \sum_{t=0}^{\wp} \frac{l+\wp+1}{l+t+1} \left(\sum_{\kappa=t}^{\wp} (\Gamma_{f'})^{-(l+\kappa+2)} C_{\wp,\kappa}^l \cdot D_{\kappa,t}^l \right) \cdot |Z_{l+t,l}(f')|, \quad (6)$$

for $\Gamma_{f'} = \sqrt{|Z_{0,0}(f')|}$, $C_{\wp,\kappa}^l = (-1)^{\wp-\kappa} \cdot \frac{(2l+\wp+1+\kappa)!}{\kappa!(\wp-\kappa)!(2l+1+\kappa)!}$ and $D_{\kappa,t}^l = \frac{(2l+2-t+\kappa)! \kappa!(2l+\kappa+1)!}{(\kappa-t)!(2l+\kappa+t+2)!}$, $0 \leq t \leq \kappa \leq \wp$

- If the intensity distribution of an image $f(r, \theta)$ is changed as $kf(r, \theta)$, the intensity factor k can be obtained using $k = \frac{1}{c^2} (Z_{0,0}(f')/Z_{0,0}(f))$ using $m_{0,0} = Z_{0,0}/\pi$.³⁸

If $\wp = 0$ and $l = 1, 2, 3, \dots$, then the proposed $n = l$ TRSI Zernike moment invariants are given by

$$\tilde{\psi}_{l,l}(f) = k^{l/2} \cdot \frac{|Z_{l,l}(f')|}{|Z_{0,0}(f')|^{1+l/2}}. \quad (7)$$

3.3 Numerical Experiments

In this subsection, the TRSI Zernike moment invariants are proven using a set of artificial distorted images. In Fig. 4, the test images are shown. The values of the moment invariants were computed for each one of these images using Eq. (7) and the logarithm of the values was taken to reduce the dynamic range. The TRSI moment invariants of the $i = 1, \dots, 10$ distorted images of Fig. 4 are given in Table 1 and graphed in Fig. 5.

An image that undergoes uniform contrast variation k , like those that are shown in Figs. 6(a)–6(c), can be represented equivalently by scaling of the intensity function.³⁸ Figures 6(d)–6(f) exemplify the processes of intensity normalization using the factor k .

However, in this work, the k factor is used to normalize the descriptors in intensity but not to normalize the raw biometric data. The normalization factor k is used in Eq. (7).

4 Experimental Results

The classification stage is carried out in the obtained space of descriptors using the feature extraction techniques previously described in Sec. 3. During this stage, the input images are transformed from raw biometric data to Zernike moments. Afterward, by means of Eqs. (6) and (7), a set of descriptors are obtained. It converts the image of $M \times N$ pixel values into a pattern vector composed by the first χ TRSI Zernike moment invariants. This method was applied to the PUMPD and also in our home database. A 3-D space of descriptors based on TRSI Zernike moment invariants is shown in Fig. 7(a).

In spite of some images including extra information about the hand, such as parts of the thumb, wrist, or scars, it can be seen that each class forms a cluster because the Zernike moments are invariant to affine transformation and illumination changes. Some points in the graph have been slightly scattered from their respective cluster. This dispersion is because the input images suffer from perspective deformations due to a nonperpendicular view (for example shearing) during image acquisition.

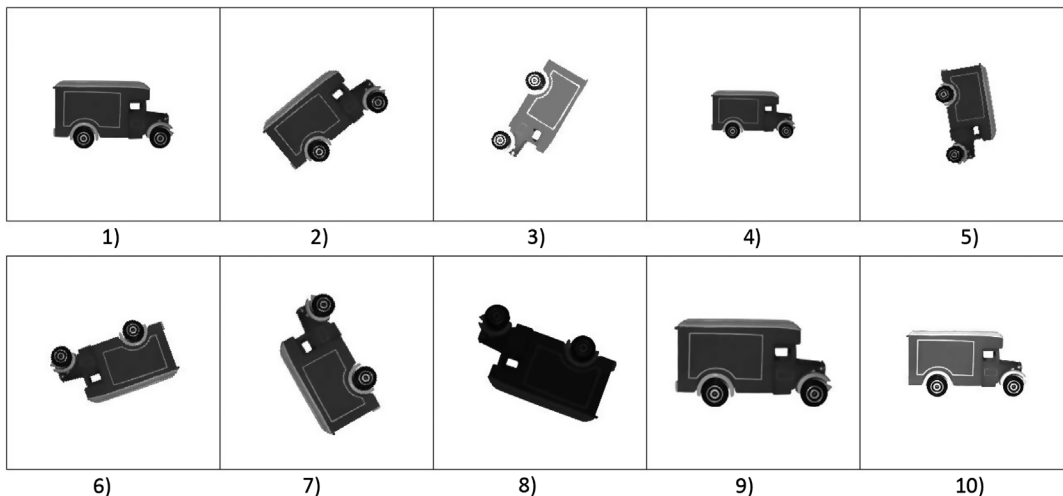


Fig. 4 Images used to demonstrate the invariant properties of descriptors.

Table 1 TRSI moment invariants for the $i = 1, \dots, 10$ images of Fig. 4.

Sample image	Spatial distortions and contrast changes	$\tilde{\psi}_{11}$	$\tilde{\psi}_{22}$	$\tilde{\psi}_{33}$	$\tilde{\psi}_{44}$	$\tilde{\psi}_{55}$	$\tilde{\psi}_{66}$	$\tilde{\psi}_{77}$	$\tilde{\psi}_{88}$	$\tilde{\psi}_{99}$	$\tilde{\psi}_{1010}$
1	$\alpha = 0$ $c = 1$ $k = 1$	6.85	11.99	19.38	23.95	29.87	35.39	41.15	46.75	52.83	58.49
2	$\alpha = 40$ deg $c = 1$ $k = 1$	6.85	11.98	19.37	23.95	29.86	35.39	41.14	46.75	52.83	58.50
3	$\alpha = 240$ deg $c = 0.9$ $k = 1.2$	6.97	11.98	19.33	23.93	29.88	35.42	41.18	46.79	52.87	58.51
4	$\alpha = 0$ $c = 0.7$ $k = 1$	6.85	12.00	19.43	23.97	29.90	35.43	41.20	46.80	52.89	58.56
5	$\alpha = 280$ deg $c = 0.8$ $k = 1$	6.85	12.00	19.41	23.96	29.89	35.41	41.18	46.78	52.88	58.54
6	$\alpha = 200$ deg $c = 1$ $k = 1$	6.85	11.99	19.38	23.95	29.87	35.39	41.15	46.75	52.83	58.49
7	$\alpha = 120$ deg $c = 1.1$ $k = 1$	6.85	11.98	19.38	23.94	29.86	35.40	41.15	46.75	52.83	58.49
8	$\alpha = 160$ deg $c = 1.2$ $k = 0.8$	6.91	11.94	19.17	23.89	29.81	35.32	41.09	46.64	52.75	58.32
9	$\alpha = 0$ $c = 1.3$ $k = 1$	6.85	11.98	19.36	23.94	29.87	35.39	41.15	46.75	52.82	58.47
10	$\alpha = 0$ $c = 1$ $k = 1.1$	6.83	11.99	19.47	23.95	29.88	35.41	41.14	46.76	52.82	58.51
σ		0.0420	0.0170	0.0797	0.0216	0.0242	0.0299	0.0298	0.0437	0.0395	0.0646

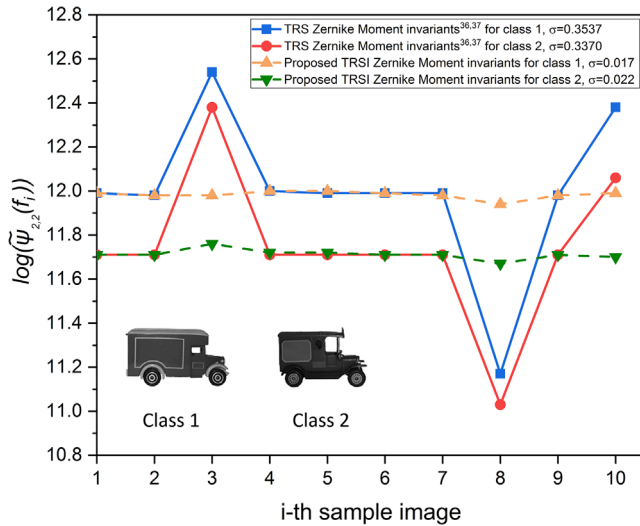


Fig. 5 TRS and TRSI Zernike moment invariants computed for each $i = 1, \dots, 10$ distorted image. The proposed features have all the properties of moment invariants along with the additional feature of image contrast invariance.

As we can see, similar samples are grouped in closer proximity to each other. Nearly identical or identical samples are placed in the same cluster.

4.1 Discriminative Feature Selection Algorithm

Since feature selection is meaningful to establish a functional neural network, a discriminative metric is implemented.³⁹ It evaluates the effectiveness of a given moment invariant by means of the formula.⁴⁰

$$Q(|\tilde{\psi}_{n,l}|, S_i, S_j) = \frac{\eta[\sigma(S_i, |\tilde{\psi}_{n,l}|) + \sigma(S_j, |\tilde{\psi}_{n,l}|)]}{[m(S_i, |\tilde{\psi}_{n,l}|) - m(S_j, |\tilde{\psi}_{n,l}|)]}, \quad (8)$$

where $\sigma(S_i, |\tilde{\psi}_{n,l}|)$ and $m(S_i, |\tilde{\psi}_{n,l}|)$ are the standard deviation and the mean of each invariant feature, respectively, and

$\eta = 3.0$. S_i and S_j are the i 'th and j 'th classes, and $\tilde{\psi}_{n,l}$ are the orthogonal moment invariants.

4.2 Correct Rate Classification Using TRSI Zernike Moment Invariants

In this work, we use WEKA software, which is commonly used as a test platform to measure the classification capacity of several well-known pattern recognition models, such as MP, BN, NB, and KNN.²² All of the percentages shown in this work were calculated through cross-validation. From this point of view, an experimental comparison assesses the ability of TRSI Zernike moment invariants of Eqs. (6) and (7) for vein pattern recognition using the raw biometric data.

4.2.1 Set 1: PUMPD database

Let $w = (w_1, w_2, \dots, w_W)$ and $W = 500$ pattern classes of the PUMPD public database. For each class w_k , there are 12 acquired versions in the testing dataset. The χ -dimensional pattern vector $\tilde{\psi} = (\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_\chi)$ is based on the TRSI Zernike moment invariants using Eqs. (6) and (7) for maximum order $n_{\max} = l_{\max}$. The classification results for order $n_{\max} = 18$ with $\chi = 100$ TRSI Zernike moment invariants are shown in Fig. 8(a). Furthermore, the percentage behavior of CRC is given against the number of descriptors that are used in the classification stage, using MP as a classifier in Fig. 8(b).

From Table 2, it is clear to see that the MP classifier achieves a CRC classification above 99% using at least $\chi = 16$ invariants descriptors.

The receiver operating characteristic (ROC) curves from the four tested models reached high performances; MP apparently displays better suboptimal results, as shown in Fig. 9. On the other hand, the area under ROC confirms that MP has a better performance since it has an area of 0.9577, followed by KNN with 0.9523, NB with 0.9457 and finally, the BayesNet with 0.9338.

Using the discriminative feature metric of Eq. (8), a set of χ^{selected} TRSI Zernike moment invariants were selected for

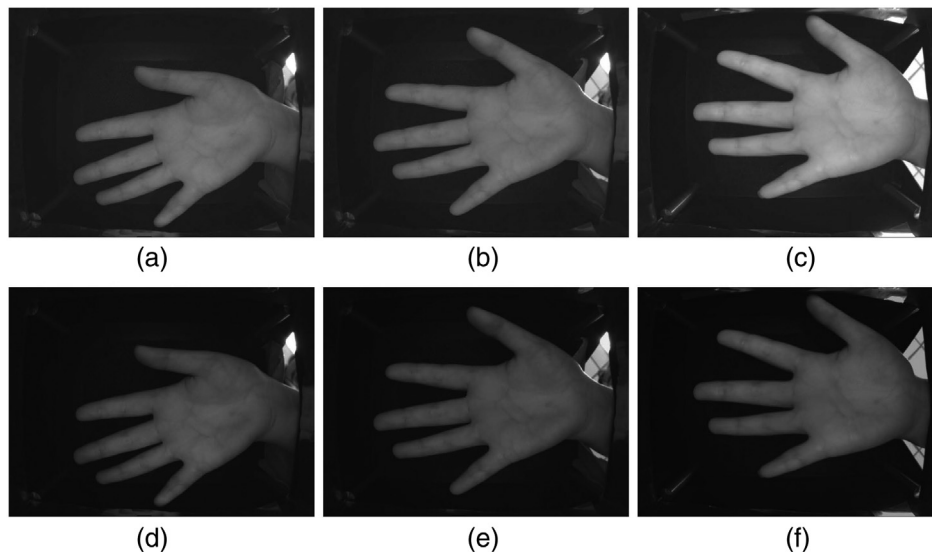


Fig. 6 (a)–(c) Input images from CASIA database. (d)–(f) Intensity normalized images of (a)–(c), respectively.

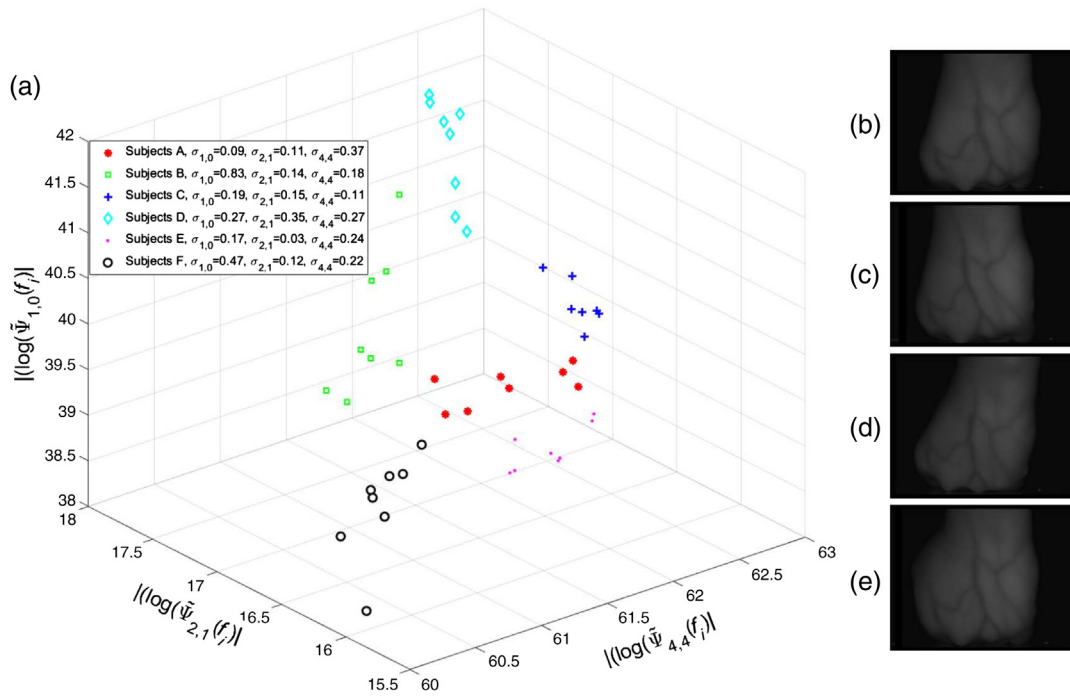


Fig. 7 Three-dimensional feature space with six vein pattern classes and eight sample images from our home database. (a) Zernike normalized moments invariants to affine transformations and illumination changes. (b) Reference and distorted versions of the reference image due to (c) intensity, (d) rotation, and (e) scale changes. Moreover, it is important to see that some images like (d) are distorted geometrically by vertical shearing. The images from (b) to (e) correspond to subject F.

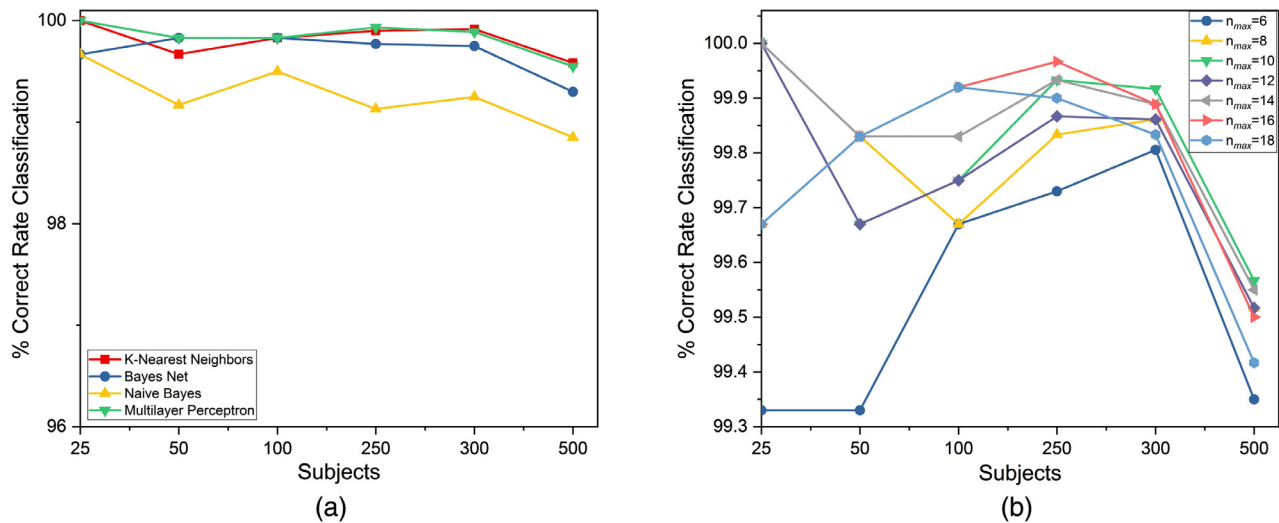


Fig. 8 Classification results using TRSI Zernike moment invariants. (a) Performance of the classification method for orders $n_{max} = 18$ and (b) comparison of different orders using an MP.

the classification task. In Fig. 10, the results are shown; through the selection of Zernike descriptors ($\chi = 100$ and $\chi^{selected} = 46$), the input data to the classifiers are reduced 54%. In this case, the CRC drops less than 1%.

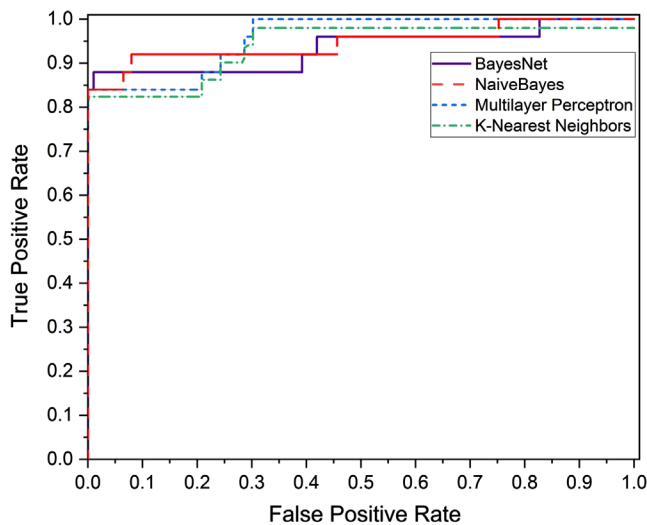
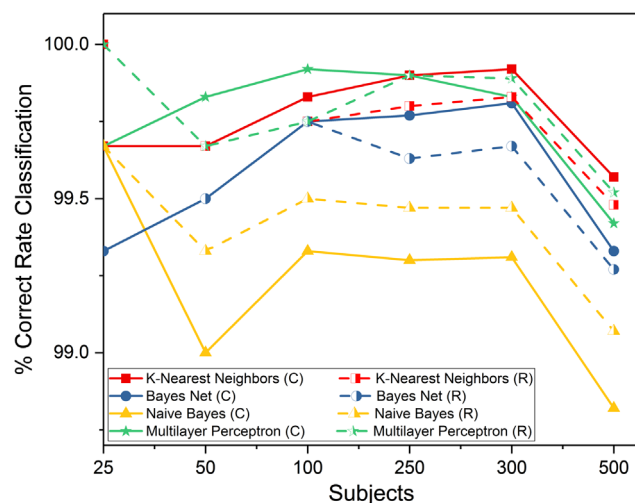
Since the first stage of a recognition system includes traditional image processing methods in order to improve information about the potential objects of interest in the scene, most of the papers in Table 3 use this procedure

to enhance and normalize the original input images. Conversely, the proposed method analyzes the parametric space of geometric and radiometric image degradations. This method excludes the contrast enhancement, RoI extraction stage, and the image normalization. Moreover, our method is robust to noise presence and uses a minimal descriptors number $\chi = 16$ to obtain a CRC above 99%.

Table 2 CRC classification results above 99% for the UPHK database.

n_{\max}	$\chi(n_{\max})$ Zernike moment invariants	KNN	BN	NB	MP
6	16	98.97	97.57	98.37	99.35
8	25	99.42	98.92	99.02	99.52
10	36	99.50	99.13	99.03	99.57
12	49	99.48	99.28	99.00	99.52
14	64	99.58	99.30	98.85	99.55
16	81	99.97	99.30	98.93	99.50
18	100	99.57	99.33	98.82	99.42

Note: Bold values correspond to the highest CRC obtained for each n_{\max} .


Fig. 9 Comparison of ROC curves using four different classification algorithms.

Fig. 10 CRC percentage using a complete set (C) with $\chi = 100$ and reduced set (R) with $\chi^{\text{selected}} = 46$ of TRSI Zernike moment invariants.

4.2.2 Set 2: UPT home database

Let $w = (w_1, w_2, \dots, w_W)$ and $W = 72$ pattern classes of the UPT home database. For each class w_k , there are eight acquired versions in the testing dataset. The χ -dimensional pattern vector $\tilde{\psi} = (\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_\chi)$ is based on the TRSI Zernike moment invariants using Eqs. (6) and (7) for maximum order $n = l = 4$. Figure 11 shows images from the UPT database.

We can observe that in addition to the geometric and radiometric distortions, the images suffer from perspective deformations due to a nonperpendicular view. Again, some images include extra information about the hand, such as parts of the thumb, wrist, or scars. In spite of that, Fig. 12(a) shows a CRC above 80% using only $\chi = 9$ TRSI moment invariants with order $n = l = 4$. An ROC curve using MP for the UPT database is shown in Fig. 12(b). It is visually clear that there are more true positives than false positives in the entire curve.

Due to image acquisition system conditions (some perspective variations and other alterations), this experiment did not reach higher performance rates; nevertheless, the area under ROC is close to 0.7 (0.6783).

5 Conclusions and Discussion

In practice, some factors, for instance, environmental, non-uniform illumination, and hand pose affect the image acquisition stage and increment the presence of spatial distortions and contrast changes in the sensed image. It is well known that a traditional approach of a hand vein recognition system requires RoI extraction followed by data preprocessing like contrast enhancement, spatial filters, binarization, mathematical morphology, and so on. Additionally, image normalization with respect to change of size, translation, rotation, and intensity can be required.

In this paper, we describe all images by a set of normalized features that are invariant with respect to TRSI transformations. Numerical experiments have been done using a set of artificial distorted images. We can see in Fig. 5 and Table 1 that the close range of the proposed TRSI Zernike moment invariants is reduced. This means that the descriptors defined in Eq. (7) have all the properties of TRS Zernike moment invariants with the additional feature of image contrast invariance.

In this way, two experiments were carried out in order to evaluate the performance of the proposed TRSI Zernike moment invariants on hand vein images without any kind of preprocessing. For the PUMPD database (500 subjects with 12 versions of each subject), an optimized approach selects $\chi^{\text{selected}} = 46$ TRSI moment invariants achieve a CRC above 99.52% using MP as a classifier, as can be seen in Fig. 10. The results obtained from real data show that the invariant selected features require a lower computational cost compared to existing methods listed in Table 3.

On the other hand, for the UPT home database (72 subjects with eight versions of each subject), $\chi^{\text{selected}} = 9$ TRSI selected moment invariants achieve 80% classification rate. In this case, in addition to the geometric and radiometric distortions, the images suffer from perspective deformations due to a nonperpendicular view during image acquisition and also include more information about the hand, such as parts of the thumb, wrist, or scars. In Fig. 7, we can see similar

Table 3 CRC classification results for the UPHK database.

Reference	Preprocessing	Feature extraction	CRC
Cao et al. ⁴¹	Rol extraction Contrast enhancement Multiscale Gaussian matched filter Binarization Noise reduction	Thinning algorithm	Matching score = 99.50%
Al-Juboori et al. ⁴²	Enhancement filter	Wavelet transform Locality preserving Projections (LPP) LBP Variance (LBPV)	Euclidean matching = 99.86%
Gumaei et al. ⁴³	Rol extraction Whitening filter and contrast normalization	Normalized Gist-based feature extraction and feature reduction using autoencoder	Regularized extreme learning machine = 99.83%
Zhang et al. ⁴⁴	Rol extraction	Palmprint feature extraction by texture coding Palmvein feature extraction by matched filters Postprocessing operations to remove some small regions	Score level fusion 99.69%
Zhang et al. ⁴⁵	Visual Geometry Group model F (VGG-F)	Convolutional neural Networks (CNN) and Vector of locally Aggregated descriptors (VLAD)	Equal error rate weighted fusion = 100%
Proposed approach	Any	TRSI Zernike moment invariants	KNN = 99.97% BN = 99.33% NB = 99.03% MP = 99.57%

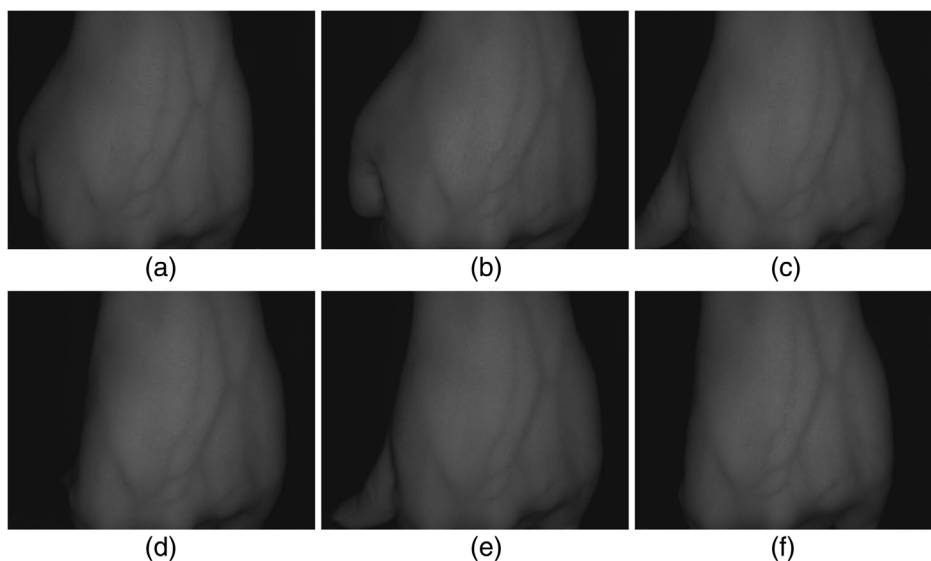


Fig. 11 Input images from subject 28 from our home database.

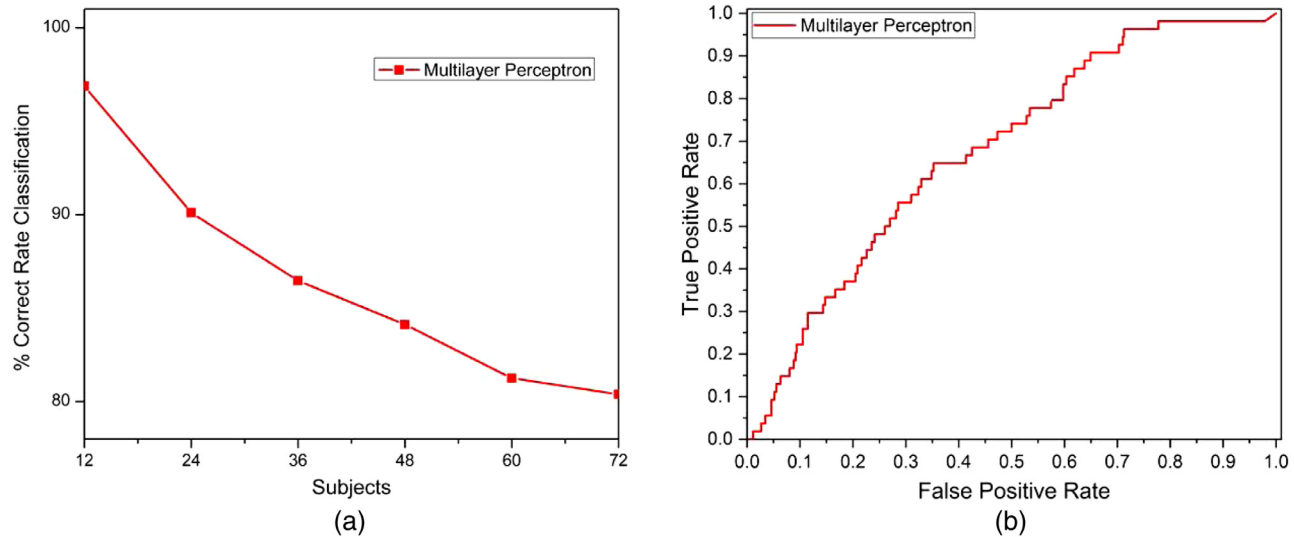


Fig. 12 (a) Classification results using TRSI Zernike moment invariants with order $n = l = 4$, and $\chi = 9$. (b) ROC curve using MP as a classifier.

samples that are grouped in closer proximity to each other. Nearly identical or identical samples are placed in the same cluster. During the pattern classification process, the recognition system is able to handle changes in the dataset imputed to spatial distortions and extra information. However, due to k -fold cross-validation is a reliable test for classification models, and the UPT home database has several distortions, then the tested MP does not reach high recognition rates. In future work, it is proposed to add shearing invariants to TRSI Zernike moment invariants. In addition, more distorted samples for each vein pattern class can be added to the home database.

Acknowledgments

R.C.-O. thanks to Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT), award no. 436298. We extend our gratitude to the reviewers and Jennifer Speier for their useful suggestions.

References

1. A. K. Jain, P. Flynn, and A. A. Ross, *Handbook of Biometrics*, Springer, New York (2007).
2. L. Xueyan et al., "Vein pattern recognitions by moment invariants," in *1st Int. Conf. Bioinf. and Biomed. Eng.*, pp. 612–615 (2007).
3. J. Li et al., "Finger-vein recognition based on improved Zernike moment," in *Chin. Autom. Cong. (CAC)*, pp. 2152–2157 (2017).
4. B. J. Kang et al., "Multimodal biometric method that combines veins, prints, and shape of a finger," *Opt. Eng.* **50**(1), 017201 (2011).
5. G. S. Badrinath and P. Gupta, "Palmprint based recognition system using phase-difference information," *Future Gener. Comput. Syst.* **28**(1), 287–305 (2012).
6. J.-G. Wang et al., "Person recognition by fusing palmprint and palm vein images based on 'Laplacianpalm' representation," *Pattern Recognit.* **41**(5), 1514–1527 (2008).
7. K. Zhang, D. Huang, and D. Zhang, "An optimized palmprint recognition approach based on image sharpness," *Pattern Recognit. Lett.* **85**, 65–71 (2017).
8. Z. Honarpisheh and K. Faez, "An efficient dorsal hand vein recognition based on firefly algorithm," *Int. J. Electr. Comput. Eng.* **3**(1), 30–41 (2013).
9. W. Kang, "Vein pattern extraction based on vectorgrams of maximal intra-neighbor difference," *Pattern Recognit. Lett.* **33**(14), 1916–1923 (2012).
10. L. Wang, G. Leedham, and D. S.-Y. Cho, "Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics," *Pattern Recognit.* **41**(3), 920–929 (2008).
11. A. M. Badawi, "Hand vein biometric verification prototype: a testing performance and patterns similarity," in *Int. Conf. Image Process., Comput. Vision and Pattern Recognit.*, Vol. **14**, pp. 3–9 (2006).
12. Q. Zhao et al., "Design and implementation of a contactless multiple hand feature acquisition system," *Proc. SPIE* **8371**, 83711Q (2012).
13. M. Heenaye and M. Khan, "A multimodal hand vein biometric based on score level fusion," *Procedia Eng.* **41**, 897–903 (2012).
14. M. Stanuch and A. Skalski, "Artificial database expansion based on hand position variability for palm vein biometric system," in *IEEE Int. Conf. Imaging Syst. and Techn. (IST)*, pp. 1–6 (2018).
15. Y.-P. Hu et al., "Hand vein recognition based on the connection lines of reference point and feature point," *Infrared Phys. Technol.* **62**, 110–114 (2014).
16. N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vision and Pattern Recognit. (CVPR)*, Vol. **1**, pp. 886–893 (2005).
17. H.-G. Kim et al., "Illumination normalization for SIFT based finger vein authentication," *Lect. Notes Comput. Sci.* **7432**, 21–30 (2012).
18. Z. Wang et al., "Pedestrian detection using boosted HOG features," in *11th Int. IEEE Conf. Intell. Transp. Syst.*, pp. 1155–1160 (2008).
19. B. C. Liu, S. J. Xie, and D. S. Park, "Finger vein recognition using optimal partitioning uniform rotation invariant LBP descriptor," *J. Electr. Comput. Eng.* **2016**, 1–10 (2016).
20. M. R. Teague, "Image analysis via the general theory of moments," *J. Opt. Soc. Am.* **70**(8), 920–930 (1980).
21. J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova, *2D and 3D Image Analysis by Moments*, Wiley, Chichester (2016).
22. I. H. Witten et al., *Data Mining, Practical Machine Learning Tools and Techniques*, 4th ed., Morgan Kaufmann Publishers Inc., Elsevier Inc., San Francisco, California (2017).
23. P. R. Deepak et al., "Enhancement of vein patterns in hand image for biometric and biomedical application using various image enhancement techniques," *Procedia Eng.* **38**, 1174–1185 (2012).
24. A. Marcotti, M. B. Hidalgo, and L. Mathé, "Non-invasive vein detection method using infrared light," *IEEE Lat. Am. Trans.* **11**(1), 263–267 (2013).
25. M. Toro and H. L. Correa, "Biometric identification using infrared dorsum hand vein images," *Ing. Invest.* **29**(1), 90–100 (2009).
26. M. Watanabe et al., "Palm vein authentication technology and its applications," in *Proc. Biom. Consortium Conf.* (2015).
27. JAI Company, "User's manual. AD-080GE digital 2CCD progressive scan multi-spectral camera," <http://www.jai.com/products/ad-080-ge> (accessed 12 May 2017).
28. R. Castro-Ortega et al., "Biometric analysis of the palm vein distribution by means two different techniques of feature extraction," *Proc. SPIE* **9217**, 92171W (2014).
29. A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, *Biometrics: Personal Identification in Networked Society*, Springer, New York (2005).
30. The Hong Kong Polytechnic University (PolyU), "PolyU multispectral palmprint database," <http://www4.comp.polyu.edu.hk/biometrics/MultispectralPalmprint/MSP.htm> (accessed 27 August 2012).
31. M.-K. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE Trans. Inf. Theory* **8**(2), 179–187 (1962).
32. C. Camacho-Bello et al., "High-precision and fast computation of Jacobi-Fourier moments for image description," *J. Opt. Soc. Am. A* **31**(1), 124–134 (2014).
33. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Pearson/Prentice Hall, Upper Saddle River (2008).

34. A. Padilla-Vivanco, A. Martínez-Ramírez, and F. Granados-Agustín, "Digital image reconstruction using Zernike moments," *Proc. SPIE* **5237**, 281–289 (2004).
35. A. Padilla-Vivanco et al., "Comparative analysis of pattern reconstruction using orthogonal moments," *Opt. Eng.* **46**(1), 017002 (2007).
36. B. J. Chen et al., "Quaternion Zernike moments and their invariants for color image analysis and object recognition," *Signal Process.* **92**(2), 308–318 (2012).
37. C.-W. Chong, P. Raveendran, and R. Mukundan, "The scale invariants of pseudo-Zernike moments," *Pattern Anal. Appl.* **6**(3), 176–184 (2003).
38. R. Mukundan and K. R. Ramakrishnan, *Moment Functions in Image Analysis—Theory and Applications*, World Scientific Publishing Company, Singapore (1998).
39. K. L. Priddy and P. E. Keller, *Artificial Neural Networks: An Introduction*, SPIE Press, Bellingham, Washington (2005).
40. D. Shen and H. H. S. Ip, "Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns," *Pattern Recognit.* **32**(2), 151–165 (1999).
41. J. Cao et al., "MyPalmVein: a palm vein-based low-cost mobile identification system for wide age range," in *IEEE First Int. Conf. Connected Health: Appl., Syst. and Eng. Technol. (CHASE)*, pp. 324–325 (2016).
42. A. M. Al-Juboori et al., "Palm vein verification using multiple features and locality preserving projections," *Sci. World J.* **2014**, 1–11 (2014).
43. A. Gumaï et al., "An improved multispectral palmprint recognition system using autoencoder with regularized extreme learning machine," *Comput. Intell. Neurosci.* **2018**, 1–13 (2018).
44. D. Zhang et al., "Online joint palmprint and palmvein verification," *Expert Syst. Appl.* **38**(3), 2621–2631 (2011).
45. J. Zhang et al., "Bidirectional aggregated features fusion from CNN for palmprint recognition," *Int. J. Biom.* **10**(4), 334–351 (2018).

Raúl Castro-Ortega received his bachelor's degree in computational systems from the Higher Technological Institute of Huauchinango (ITSH) and his master's degree from the Polytechnic University of Tulancingo (UPT) in 2014 and 2015, respectively. He is a PhD degree student in optomechatronics from UPT. His current research areas include digital image processing, biometrics, and pattern recognition. He is a member of SPIE.

Carina Toxqui-Quitl is an assistant professor at the Polytechnic University of Tulancingo. She received her BS degree from the Puebla Autonomous University, Mexico, in 2004. She received her MS and PhD degrees in optics from the National Institute of Astrophysics, Optics, and Electronics in 2006 and 2010, respectively. Her current research areas include image moments, multifocus image fusion, wavelet analysis, and computer vision.

Alfonso Padilla-Vivanco received his bachelor's degree in physics from Puebla Autonomous University, Mexico, and his MS and PhD degrees both in optics from the National Institute of Astrophysics, Optics, and Electronics in 1995 and 1999, respectively. In 2000, he held a postdoctoral position in the Physics Department at the University of Santiago de Compostela, Spain. He is a professor at the Polytechnic University of Tulancingo. His research interests include optical information processing, image analysis, and computer vision.

Jose Francisco Solís-Villarreal graduated from the Research Center in Information Technologies and Systems (CITIS) of the Autonomous University of Hidalgo State (UAEH) in 2004 as master in computer science. He was graduated from the Computer Research Center (CIC) of the National Polytechnic Institute (IPN) as a doctor of computer science in 2007. Since 2012, he has been a full-time research professor at the University Center UAEM of Teotihuacan Valley of Autonomous University of Mexico State (UAEMex).

Eber Enrique Orozco-Guillén received his bachelor's degree in physics from the University of Andes, Venezuela, and his MS and PhD degrees both in optics from the National Institute of Astrophysics, Optics, and Electronics in 2007 and 2009, respectively. He has 18 years of experience in bachelor and postgraduate and since 2011 has been a full-time researcher professor at the Polytechnic University of Sinaloa (UPSIN), México. His research interests include infrared thermography, image analysis, and diffuse reflectance spectroscopy.

PROCEEDINGS OF SPIE

SPIDigitalLibrary.org/conference-proceedings-of-spie

Fractal analysis for classification of breast lesions

L. B. Alvarado-Cruz, M. Delgadillo-Herrera, C. Toxqui-Quitl, A. Padilla-Vivanco, R. Castro-Ortega, et al.

L. B. Alvarado-Cruz, M. Delgadillo-Herrera, C. Toxqui-Quitl, A. Padilla-Vivanco, R. Castro-Ortega, M. Arreola-Esquivel, "Fractal analysis for classification of breast lesions," Proc. SPIE 11104, Current Developments in Lens Design and Optical Engineering XX, 111040U (30 August 2019); doi: 10.1117/12.2531201

SPIE.

Event: SPIE Optical Engineering + Applications, 2019, San Diego, California, United States

Fractal analysis for classification of breast lesions

L. B. Alvarado-Cruz ^a, M. Delgadillo-Herrera^a, C. Toxqui-Quitl^a, A. Padilla-Vivanco^a, R. Castro-Ortega ^a, and M. Arreola-Esquivel^a

^aComputer Vision Laboratory, Universidad Politécnica de Tulancingo, Ingenierías 100, Huapalcalco, 43629, México.

ABSTRACT

Nowadays, breast lesions are a common health problem among women. Breast thermograms are images recorded by digital-optical systems with high resolution that use infrared technology in order to show vascular and temperature changes. In the present work, we study benign and malignant breast lesions shape by means of fractal analysis. The Fractal Dimension (FD) is calculated with the Box Counting method and the Hurst exponent is obtained using the Wavelet coefficients and the Detrending Moving Average algorithm. These algorithms was applied to synthetic images and breast thermograms. The Fractal Dimension value is used for patient classification with or without breast injury. The proposed methodology was applied to the Database For Mastology Research (DMR) in order to classify thermographic images. The FD of ROIs for breast thermograms was calculated. Results shows that the FD BCM values ranges from [0.45,0.81] in 4 healthy cases and from [0.92,1.33] in 4 unhealthy cases.

Keywords: Fractal analysis, breast thermograms, breast lesions.

1. INTRODUCTION

In recent years, breast cancer has been a relevant health problem that shows growing trend in both incidence and early diagnosis¹. The main characteristic of this condition is the rapid and disorganized growing trend of abnormal cells. This process causes an exponential increase of the temperature in tissue². Thermal symmetry and asymmetry caused by normal and abnormal cells can be analyzed through the use of infrared images,^{3,4}. Moreover metabolic activity and vascular circulation can be also studied through of this kind of images⁵. Abnormal cells show a chaotic and poorly regulated growth. They also show an irregular morphology that can not be measured by classic Euclidean geometry based on shapes such as lines or spheres⁶. Computer-Aided Detection (CAD) systems based on the analysis of breast thermograms can be used to help us in order to identify abnormal thermal patterns related with possible breast cancer⁷.

Several studies have shown that by fractal geometry, an irregular shape, can be useful to quantitatively describe the morphology of tumors⁶. James W. et al., describes mathematical models known as statistical growth processes and the application fractals to cancer as morphometric tools for diagnostic and prognostic purposes.⁸. According to Katharina Klein et al., they use fractal analysis to identify malignant cells in microscopic images by reflection interference contrast of individual living cells⁹. On the other hand, Maryam Arab Zade et al., indicate that the Fractal Dimension (FD) allows to differentiate malignant or benign tumors in the breast in a quantitative way¹⁰. Anindita et al., research the efficacy of fractal characteristics for the discrimination of abnormal and normal breast images in mammography and breast thermography¹¹. In this work, we calculate the Fractal Dimension and the Hurst exponent of the maximum temperature regions in breast thermograms. The paper is organized as follows. In Section 2 we describe the mathematical methods to calculate the Fractal Dimension and Hurst exponent. Section 3 presents the numerical analysis using synthetic images. The fractal analysis of the breast thermograms are given in Section 4. Finally, in Section 5 the conclusions are summarized.

Further author information: (Send correspondence to L.B. Alvarado-Cruz.)
A.A.A.: laura.alvarado.1631026@upt.edu.mx., Telephone: (+52) 7761155738

2. METHODS FOR CALCULATE THE FRACTAL DIMENSION AND THE HURST EXPONENT

The fractal geometry analysis was first introduced by Mandelbrot in 1975 in order to study the irregular surfaces found in nature as tree leaves, snowflakes, and among others¹². The main characteristics of a fractal are: self-similarity and fractal dimension. Different methods have been proposed to calculate the fractal dimension and the Hurst Exponent (H), some of them are analyzed below.

2.1 Box Counting Method (BCM)

This algorithm is very common to measure the fractal dimension of the objects contour¹³. The basic mathematical form is,

$$N(r) = Cr^{-FD}, \quad (1)$$

where $N(r)$ is the number of boxes that cover the perimeter of the image, C is a constant, r is the size of the side of each square box and D is the fractal dimension. Thus, FD, for a given r , of the object is defined as¹⁴,

$$FD = \frac{\log(N(r))}{\log(\frac{1}{r})}. \quad (2)$$

To obtain the FD of the object, it is necessary to graph $\log N(r)$ vs $\log(1/r)$ and the slope of the line that best fitting the data is the FD¹⁵. Figure 1 shows an irregular sample contour and its respective Fractal dimension.

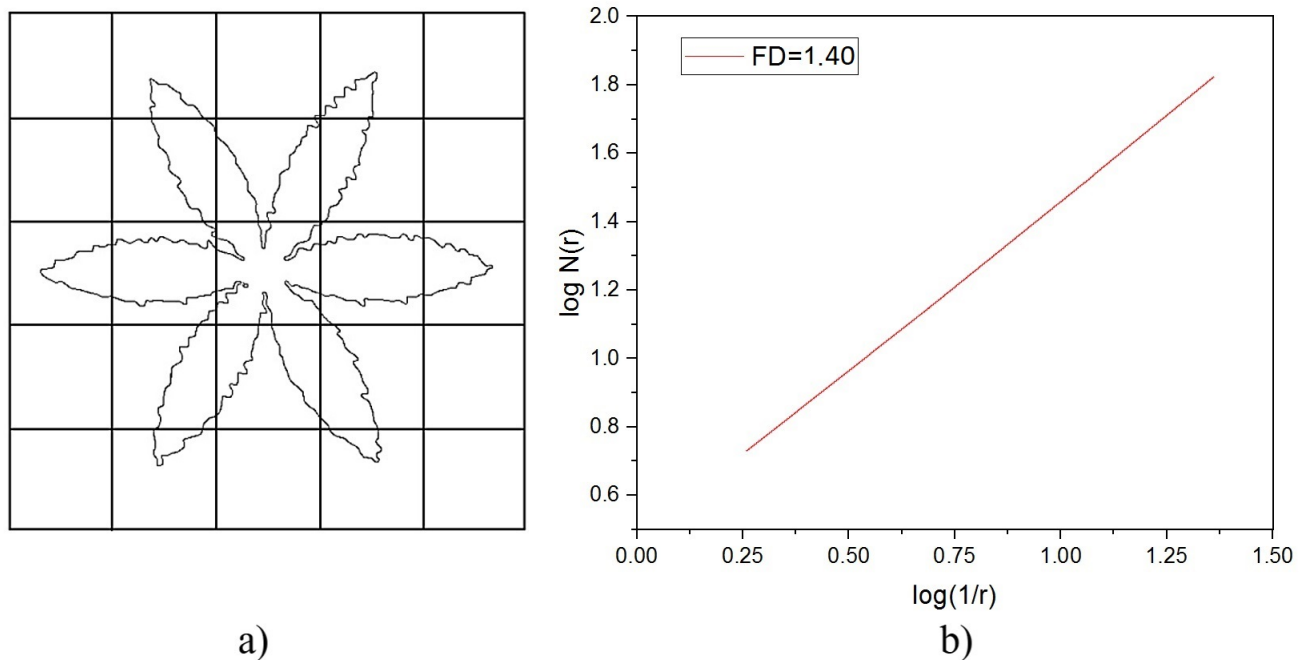


Figure 1: Calculation of the fractal dimension of an irregular contour shape by the Box Counting method. a) Sampling of a rough shape. In this case $N(r) = 15$ and $1/r=5$. The slope of the line in b) is a measure of the fractal dimension FD.

2.2 Detrending Moving Average (DMA)

For a *two-dimensional* image $f(i, j)$ of size $N \times M$ the generalized variance is defined by,

$$\sigma_{DMA}^2 = \frac{1}{(N - n_{max})(M - m_{max})} \sum_{i=n-u}^{N-u} \sum_{j=m-v}^{M-v} [f(i, j) - \tilde{f}_{n,m}(i, j)]^2, \quad (3)$$

with $\tilde{f}_{n,m}$ given by,

$$\tilde{f}_{n,m} = \frac{1}{nm} \sum_{i=k=-u}^{n-1-u} \sum_{l=-v}^{m-1-v} f(i-k, j-l), \quad (4)$$

where n is the sliding window $n_{max} = \max(n) \ll N$, $m_{max} = \max(M) \ll M$, u and v are determinate by $u = \text{int}(n \cdot \theta_1)$ and $v = \text{int}(m \cdot \theta_2)$, respectively. And $\theta_1, \theta_2 \in [0,1]$ ¹⁶. The variance obtained at each subarray is plotted as a function of $s = m \times n$ on $\log - \log$ axes; the slope of the regression line corresponds to the Hurst exponent.

2.3 Wavelet coefficients (WC)

The Wavelet coefficients can reflect the information of the spatial-frequency image content. Thus, Wavelet coefficients of a real function $f(x, y)$ can be defined as,

$$C_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{m}} \sum_x \sum_y f_{x,y} \psi_{m,n} \left(\frac{x-n}{m}, \frac{y-n}{m} \right). \quad (5)$$

where $\psi_{m,n}$ is the basic Wavelet. For a given scale m , the energy of coefficients at that scale are,

$$\Gamma_m = \frac{1}{\sqrt{n_m}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} |C_{m,n}|^2. \quad (6)$$

Γ_m is now the energy of the Wavelet coefficients at scale m , n_m is the number of coefficients at scale m ¹⁷.

$$\Gamma_m = 2^{m(\gamma)} \Gamma_0 \quad (7)$$

where $\gamma = 2H + 1$ and $0 < H < 1$.

The energy obtained at each scale is plotted on $\log - \log$ axes; the slope of the regression line corresponds to the Hurst exponent. The Hurst exponent value is related with the FD as,

$$FD = 2 - H \quad (8)$$

3. NUMERICAL ANALYSIS USING SYNTHETIC IMAGES

In this section, we present the numerical analysis using synthetic images. We use shapes with smooth and rougher contours as show in Figs. 2. In the first set of Table 1, the binary images (a-f) have smooth and rough contours. The box counting method described in section 2.1 applies to this data set. The FD BCM obtained for image a) is smaller than that corresponding to image b). This is because the shape of the image a) is softer than the shape of image b). A similar behavior of the FD BCM is obtained for the shapes c-d and e-f. For the Hurst exponent extraction, two different methods are used: the DMA and the WC. As we can see, the value of the Hurst exponent (H DMA) corresponds to the morphology of the forms. The H DMA obtained for image a) is bigger than that corresponding to image b). This is because the shape of the image a) is softer than the shape of image b). A similar behavior of the H DMA is obtained for the shapes c-d and e-f. In a similar way, the H WC obtained for image a) is bigger than that corresponding to image b). Table 2 shows the FD and H values obtained from the edge images of Table 1. The best results were obtained from images such as those in Table 1. The values highlighted in red do not correspond to the type of morphology analyzed. Therefore, the FD and H are calculated for the binary images of the ROI in thermograms, not for its edges.

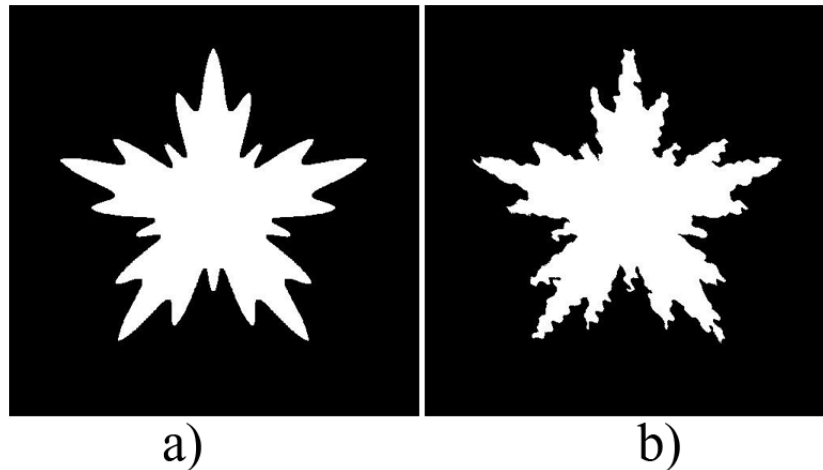


Figure 2: Shape with a) Smooth and b) Roughness contours.

Table 1: Calculated FD and H values for the binary image smooth (a) and rougher (b) shape.

Shape	a)	b)	c)	d)	e)	f)
FD BCM	1.34219	1.36556	1.30733	1.32525	1.23158	1.2664
H DMA	0.32663	0.30295	0.16742	0.15135	0.43383	0.33413
H WC	0.3837	0.38295	0.38435	0.38399	0.37304	0.3724

Table 2: Calculated FD and H values edge from binary image for the smooth(a) and rougher (b) shape.

Shape	a)	b)	c)	d)	e)	f)
FD BCM	0.86048	0.67788	0.69267	0.67475	0.76842	0.73351
H DMA	0.086055	0.086605	0.21407	0.2168	0.13775	0.12693
H WC	1.70926	0.2795	0.16261	0.14812	0.204	0.19107

4. FRACTAL ANALYSIS OF BREAST THERMOGRAMS

According to the literature, malignant and benign cells show fractal characteristic patterns. The morphological analysis of cells by fractals can be used to differentiate between one case or another. We studied 8 breast thermograms available in the public database of Visual Lab of the Federal Fluminense University of Brazil¹⁸. Hence, we have 4 labeled as unhealthy and 4 labeled as healthy. The study is based on the analysis of the hottest regions. A 2D surface of temperature increases are obtained by Alvarado et al.³, and extraction of the ROI by Zermeno et al.,⁴ The Figs. 3a and 3b shows a thermogram labeled as healthy it is represented represented by

increases in temperature. The ROI and their edge of the hottest region is shows in Figs. 3c and 3d. In the same way, Figs. 4a and 4b shows a thermogram labeled as unhealthy.

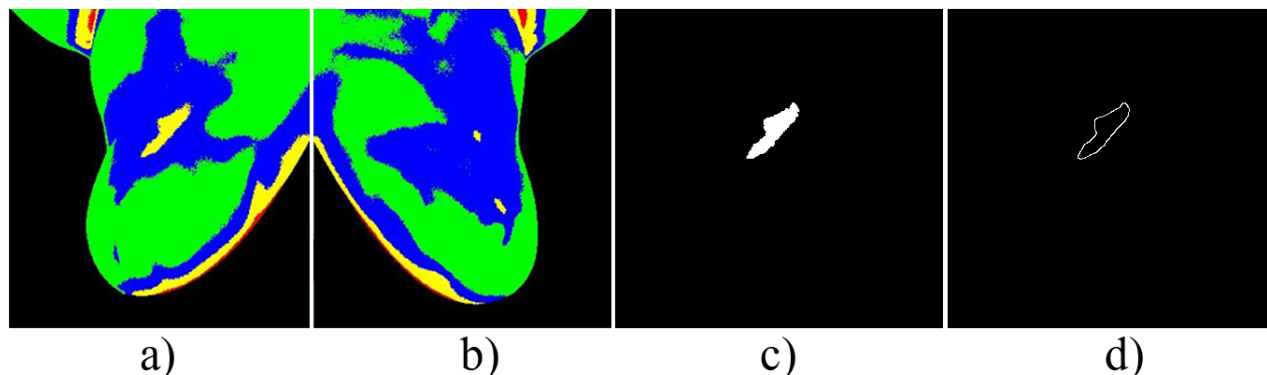


Figure 3: Thermogram labeled as healthy represented by increases in temperature. a) Right breast. b) Left breast. c) Hottest ROI. d) Boundary contours of the hottest ROI $\Delta_{tmax} = 1.9763$.

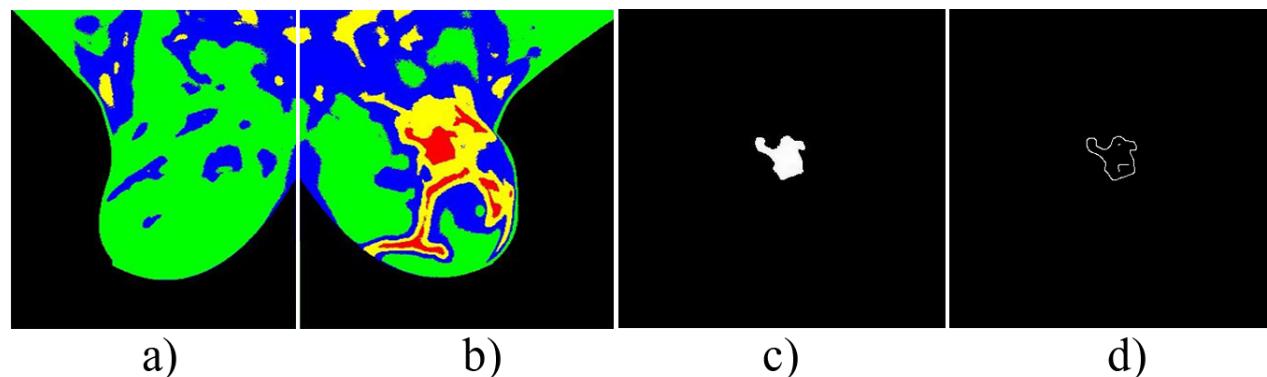


Figure 4: Thermogram labeled as unhealthy represented by increases in temperature. a) Right breast. b) Left breast. c) Hottest ROI. d) Boundary contours of the hottest ROI $\Delta_{tmax} = 4.06$.

The ROI of breast thermography images is characterized by fractal analysis. This values are shown in Table 3. The FD BCM from healthy thermogram ranges [0.45, 0.81] and from a unhealthy case it ranges [0.92, 1.33]. This value can significantly difference between both cases.

Table 3: Values of FD of breast thermograms.

Case	h1	h2	h3	h4	u1	u2	u3	u4
FD BCM	0.606	0.645	0.454	0.8133	0.988	0.921	1.266	1.333

A feature vector that describes the ROI of a thermogram, is defined as $d1 = [Area, \Delta_{tmax}, FD\ BCM]$. These features are obtained from 16 breast thermograms. The results of Fig. 5 clearly show that the descriptors allow to differentiate between unhealthy and healthy breast thermograms. In a similar way, the Fig. 6 shows the results obtained by means of a feature vector $d2 = [FD\ BCM, H\ DMA, H\ WC]$ from 16 breast thermograms. These results allow to identify malignancy and benign cases.

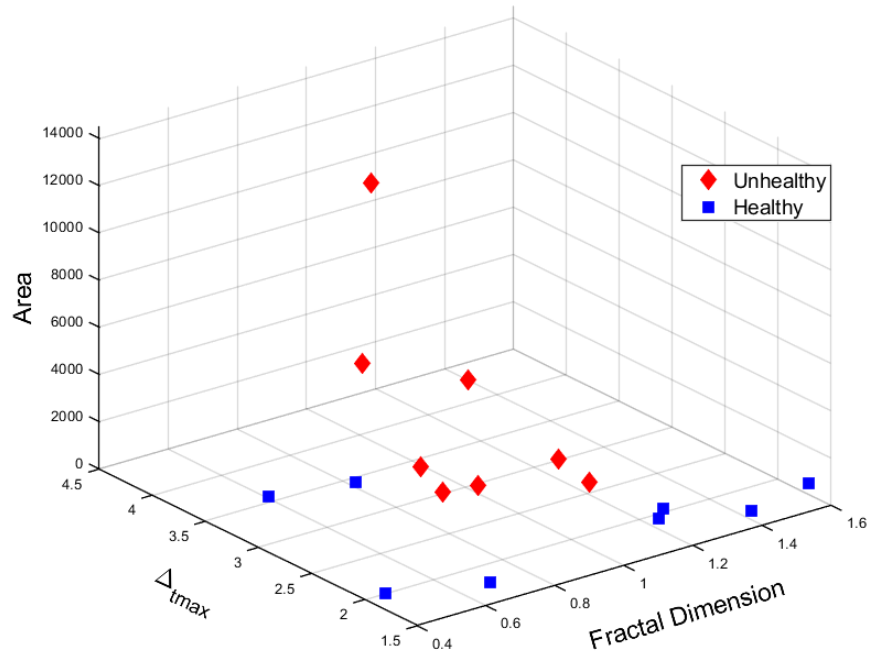


Figure 5: Three dimensional feature space applied to the ROI of 16 breast thermographic images. A feature vector is composed by $d1 = [Area, \Delta t_{max}, FD BCM]$.

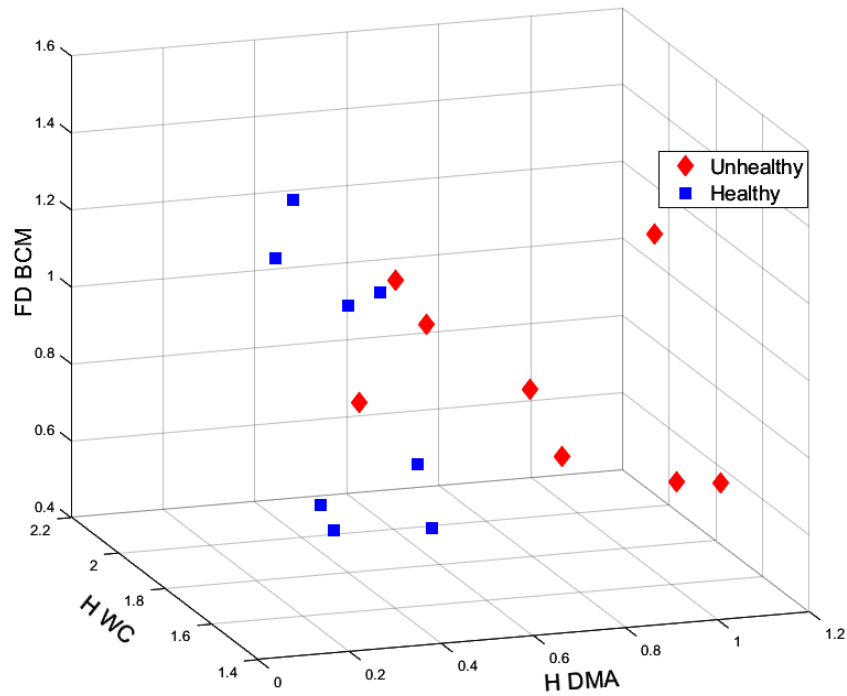


Figure 6: Three dimensional feature space applied to the ROI of 16 breast thermographic images. A feature vector is composed by $d2 = [FD BCM, H DMA, H WC]$.

5. CONCLUSIONS

In this paper we characterize the ROIs of breast thermograms by means fractal analysis. First, we present the numerical analysis using synthetic images. The values of FD and H are congruent with the morphology of the objects. As it was shown in the Tables 1 and 2. Next, eight images from the DMR database were analyzed. The results in Table 3 show that, the FD BCM values ranges from [0.45,0.81] in 4 healthy cases and from [0.92,1.33] in 4 unhealthy cases. The results obtained by means of features vectors $d1 = [\text{Area}; \text{tmax}; \text{FD BCM}]$ and $d2 = [\text{FD BCM}, \text{H DMA}, \text{H WC}]$ that describes the ROI from 16 breast thermograms showed in the Figs. 5 and 6 allow to identify malignancy and benign cases.

ACKNOWLEDGMENTS

The author would like to thank the Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) for the scholarship number 786815.

REFERENCES

- [1] Salinas-Martínez, A. M., Juárez-Ruiz, A., Mathiew-Quirós, Á., Guzmán-de la Garza, F. J., Santos-Lartigue, A., and Escobar-Moreno, C., “Cáncer de mama en México: tendencia en los últimos 10 años de la incidencia y edad al diagnóstico,” *Revista de Investigación Clínica* **66**(3), 210–217 (2014).
- [2] Ahmed, E., “Fractals and chaos in cancer models,” *International journal of theoretical physics* **32**(2), 353–355 (1993).
- [3] Alvarado-Cruz, L., Toxqui-Quitl, C., Hernández-Tapia, J., and Padilla-Vivanco, A., “Breast thermography: a non-invasive technique for the detection of lesions,” in [*Applications of Digital Image Processing XLI*], **10752**, 1075230–8, International Society for Optics and Photonics (2018).
- [4] Orozco-Guillén, E. and Zermeño-Loreto, O., “Caracterización de imágenes en la región espectral del infrarrojo para la detección de lesiones en mama,” **6**, 75–82 (2017).
- [5] Lavanya, A., “An approach to identify lesion in infrared breast thermography images using segmentation and fractal analysis,” *International Journal of Biomedical Engineering and Technology* **19**(3), 220–229 (2015).
- [6] Etehad Tavakol, M., Lucas, C., Sadri, S., and Ng, E., “Analysis of breast thermography using fractal dimension to establish possible difference between malignant and benign patterns,” *Journal of Healthcare Engineering* **1**(1), 27–43 (2010).
- [7] Li, Q. and Nishikawa, R., [*Computer-Aided Detection and Diagnosis in Medical Imaging*], Imaging in Medical Diagnosis and Therapy, CRC Press (2015).
- [8] Baish, J. W. and Jain, R. K., “Fractals and cancer,” *Cancer research* **60**(14), 3683–3688 (2000).
- [9] Klein, K., Maier, T., Hirschfeld-Warneken, V. C., and Spatz, J. P., “Marker-free phenotyping of tumor cells by fractal analysis of reflection interference contrast microscopy images,” *Nano letters* **13**(11), 5474–5479 (2013).
- [10] Zade, M. A. and Khodadadi, H., “Fuzzy controller design for breast cancer treatment based on fractal dimension using breast thermograms,” *IET systems biology* **13**(1), 1–7 (2018).
- [11] Roy, A., Gogoi, U. R., Das, D. H., and Bhowmik, M. K., “Fractal feature based early breast abnormality prediction,” in [*2017 IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC)*], 18–21, IEEE (2017).
- [12] Mandelbrot, B., [*La geometría fractal de la naturaleza*], Libros para pensar la ciencia, Tusquets Editores (1997).
- [13] Xu, T., Moore, I. D., and Gallant, J. C., “Fractals, fractal dimensions and landscapes a review,” *Geomorphology* **8**(4), 245–262 (1993).
- [14] So, G.-B., So, H.-R., and Jin, G.-G., “Enhancement of the box-counting algorithm for fractal dimension estimation,” *Pattern Recognition Letters* **98**, 53–58 (2017).
- [15] Talanquer, V. A., [*Fractus, fracta, fractal: fractales, de laberintos y espejos*], Fondo de cultura económica (2011).
- [16] Carbone, A., “Algorithm to estimate the Hurst exponent of high-dimensional fractals,” *Physical Review E* **76**(5), 056703 (2007).

- [17] E. Chandrasekhar, V. P. Dimri, V. M. G., [*Wavelets and Fractals in Earth System Sciences*], CRC Press (2013).
- [18] Silva, L., Saade, D., Sequeiros, G., Silva, A., Paiva, A., Bravo, R., and Conci, A., “A new database for breast research with infrared image,” *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* 4(1), 92–100 (2014).

PROCEEDINGS OF SPIE

[SPIDigitalLibrary.org/conference-proceedings-of-spie](https://spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie)

Infrared image acquisition system for vein pattern analysis

R. Castro-Ortega, C. Toxqui-Quitl, A. Padilla-Vivanco, J. Solís-Villarreal

R. Castro-Ortega, C. Toxqui-Quitl, A. Padilla-Vivanco, J. Solís-Villarreal, "Infrared image acquisition system for vein pattern analysis," Proc. SPIE 9947, Current Developments in Lens Design and Optical Engineering XVII, 99471I (28 September 2016); doi: 10.1117/12.2238553

SPIE.

Event: SPIE Optical Engineering + Applications, 2016, San Diego, California, United States

Infrared image acquisition system for vein pattern analysis

R. Castro-Ortega^{a*}, C. Toxqui-Quitl^a, A. Padilla-Vivanco^a and J. Solís-Villareal^b.

^aUniversidad Politécnica de Tulancingo, Ingenierías 100, 43629, Hidalgo, México.

^bUniversidad Autónoma del Estado de México, Instituto Literario 100 Col. Centro, 50000, Estado de México, México.

ABSTRACT

The physical shape of the hand vascular distribution contains useful information that can be used for identifying and authenticating purposes; which provide a high level of security as a biometric. Furthermore, this pattern can be used widely in health field such as venography and venipuncture. In this paper, we analyze different IR imaging systems in order to obtain high visibility images of the hand vein pattern. The images are acquired in the range of 400 nm to 1300 nm, using infrared and thermal cameras. For the first image acquisition system, we use a CCD camera and a light source with peak emission in the 880 nm obtaining the images by reflection. A second system consists only of a ThermaCAM P65 camera acquiring the naturally emanating infrared light from the hand. A method of digital image analysis is implemented using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) to remove noise. Subsequently, adaptive thresholding and mathematical morphology operations are implemented to get the vein pattern distribution.

Keywords: Pattern recognition, biometric, thermal imaging, infrared light, vein pattern.

1. INTRODUCTION

Nowadays, there exists a great interest in development of new and better biometric techniques with people recognition purposes. For companies and organizations around the world this has become a priority, due that impersonation and identity theft are frequently used to access confidential information^{1,2}.

The traditional security systems for identification, provide access to restricted areas or sensitive information through the use of electronic cards, keys, Personal Access Codes (PIN's), passwords, etc. However, the above methods of identification have a limited security and they are more susceptible to be forgotten, lost or stolen. Therefore, they are inefficient because can provide access to unauthorized personnel and the security system would be deceived^{3,4,5,6}.

Given this problem, to improve security and access control, the biometric systems have tried to minimize these disadvantages developing new ways of verifying the identity of a person based on the authentication process of new traits, making the new biometric method more practical, robust, reliable, comfortable (with special emphasis on non-invasive or non-contact techniques) and fast response time^{7,8,9,10}.

Some devices use physiological traits (body shape, hand geometry, iris, retina, vein pattern, palmprint, fingerprint) and behavioral features (keystroke, gait, facial thermography, voice, signature) as identification way. Such features are appropriate for biometric analysis, since they have a high degree of safety¹¹.

The biometric traits for a person have the advantage of that are unique and unalterable, therefore, they are more secure, accurate and reliable to the user. Some biometric systems are based on image analysis, which are used as keys or physiological biometric data for personal identification. For example, feature analysis of signature, fingerprint, iris and retina pattern, palm veins, hand dorsum veins and fingers, etc. In the Table 1 we presented an comparative analysis of some important biometric technologies actually in use in various devices for people recognition^{12,13}.

A biometric trait can not effectively respond to all requirements imposed for any application. In other words, don't exist an ideal biometric, but a combination of several biometric features for people identification

*Corresponding author information:

E-mail: raul.castro@upt.edu.mx, Phone: +52 (775) 7558202

Table 1. Comparative analysis of some important biometric technologies.

Biometric trait	Accuracy	Cost	Pattern size	Permanence over time	Security level
Face	Low	High	Big	Low	Low
Iris	High	High	Small	Medium	Medium
Fingerprint	Medium	Low	Small	Low	Low
Voice	Low	Medium	Small	Low	Low
Signature	Medium	Medium	Small	High	Medium
Vein pattern	High	Medium	Medium	High	High

is permissible, with this, the percentage of authentication increases making more secure the access to personal data or restricted areas^{14,15,16}.

Vein pattern recognition is a new and promising trait for identification or authentication purposes. This trait is more secure and highly accurate as recognition method due that the veins are hidden underneath skin and they are not visible to the naked eye, they are less susceptible to damage, contamination by external agents, etc. There are factors that determine which biometric feature is appropriate for a biometric application. These factors are: Universality, Uniqueness, Permanence, Measurable, Performance, Acceptability, Anti-Counterfeit^{17,18}.

The vein pattern satisfies all these factors since it's universal because all people have a vascular pattern, is unique, has permanence over time without changes, can be measured due that has high performance, it is acceptable since it's a non-invasive and non-contact biometric technique and is more difficult to forge and duplicate².

Infrared radiation can be divided into three sub spectra, near infrared (NIR), mid-infrared (MIR) and far infrared (FIR). Although the NIR and FIR technologies have been used to acquire images by researchers, these two methods work in different fields. The FIR or thermal images, working in passive mode detecting infrared radiation (heat) of human body and the NIR images need external IR light sources to be registered.

The IR radiation (700 - 900 nm) can penetrate under the skin and can be greatly absorbed by the deoxyhemoglobin contained in the veins. The deoxyhemoglobin is the principal absorbent of the IR in the blood, furthermore of the oxyhemoglobin and water. In anatomy the palm and hand dorsum can not be broken unless the person has suffered an accident².

In other cases, thermal images have been used for the purpose of acquiring images of the pattern of hand veins. Since the temperature of the veins is relatively high compared to the surrounding tissue, this allows highlight the pattern of veins in FIR images eliminating unwanted characteristics of the surface of the skin caused by visible light such as scars, wrinkles or hair. However, this kind of acquisition has some limiting factors such as temperature ranges, room temperature, among others.

In this paper we analyze the acquired images in near and far infrared. Furthermore, apart of security and identification purposes, some useful applications using vein pattern recognition includes flebography, venopunction, migration control, register votes, assist control, etc^{2,17,18,19}.

This paper is organized as follows: Section 2 are described the optical setups for image acquisition. In Section 3, we presented the hand vein preprocessing and segmentation of the region of interest. The results are summarized in Section 4. Finally, Section 5 shows the conclusions.

2. IMAGE ACQUISITION SYSTEM

In current literature, various system configurations for imaging the vascular pattern of the palm and back of the hand have been proposed. The acquisition method most commonly used is by reflection of infrared light incident on hand. In order to acquire NIR and FIR infrared images, two image acquisition systems was implemented. The first system consists of a multispectral *jAi* 2CCD camera *AD-080 GE*²⁰, a near infrared LED light source with emission peak about (880 nm), a base to position the hand and a computer for storage and preprocessing acquired images.

The second image acquisition system in far infrared is composed by a ThermaCAM P65 thermal camera of the FLIR Systems brand²¹. This camera has the following technical specifications: The spectral range is 7.5 - 13 μm , for temperature ranges above 500 and 1500 Celsius degrees; the spectral range is 10 - 11 μm , the image sizes are 320 \times 240 and 640 \times 480 pixels, the accuracy is $\pm 2C / \pm 3.6F$ or $\pm 2\%$ of reading.

Furthermore, this camera has manual and automatic focus mode. For digital image enhancement, use an adaptive digital noise reduction. In a similar way, the ThermaCAM P65 can acquire images in two channels (visible and far infrared). The optical setups for NIR and FIR image acquisition are shown in Figure 1.

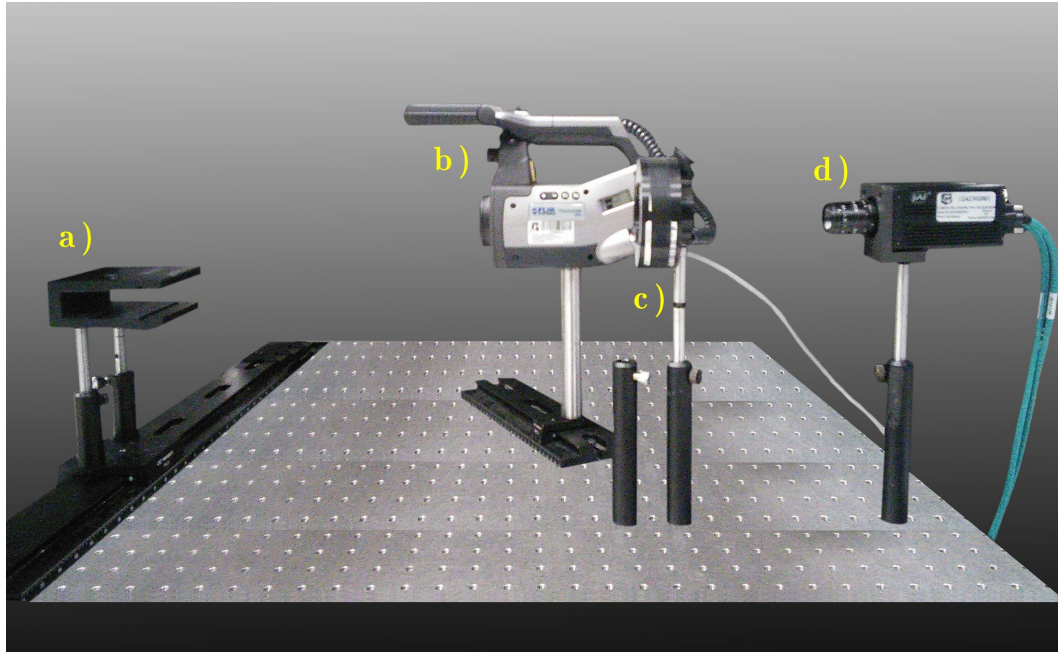


Figure 1. Image acquisition systems for NIR and FIR images. a) Base to place the hand, b) ThermaCAM P65 camera, c) Infrared light source and d) Multispectral jAi 2CCD camera.

The ThermaCAM P65 camera detects infrared radiation from the body and can produce images from the radiation emitted by the conversion of energy in the IR wavelength making it visible on the screen. This type of images are known as thermograms. The images can be acquired in dark environment regardless of whether it is day or night. In Figure 2a and 2b are presented images acquired in Visible and Near Infrared using a Multispectral jAi 2CCD camera. In 2c is shown a thermal image employing a FLIR Systems ThermaCAM P65 camera.

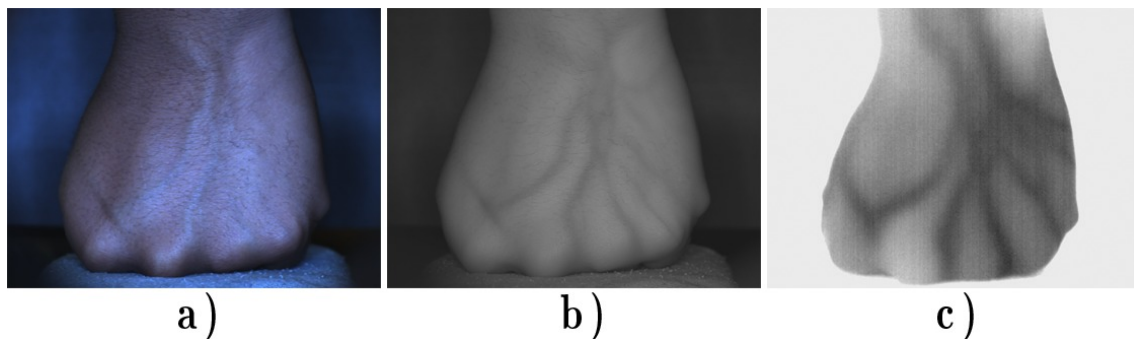


Figure 2. a) Visible, b) Near Infrared and c) Thermal imaging.

In Figure 3 the images of two different people were acquired using all palettes of the ThermaCAM are shown. In these images the vein pattern distribution of the hand dorsal is observed. However, in some images

is not observed correctly the vascular pattern. The images captured with this type of camera, ignores certain characteristics such as hair, folds and scars on his hand. In the case of near infrared, the veins are distinguishable, but additional information is observable, which affects preprocessing stages.

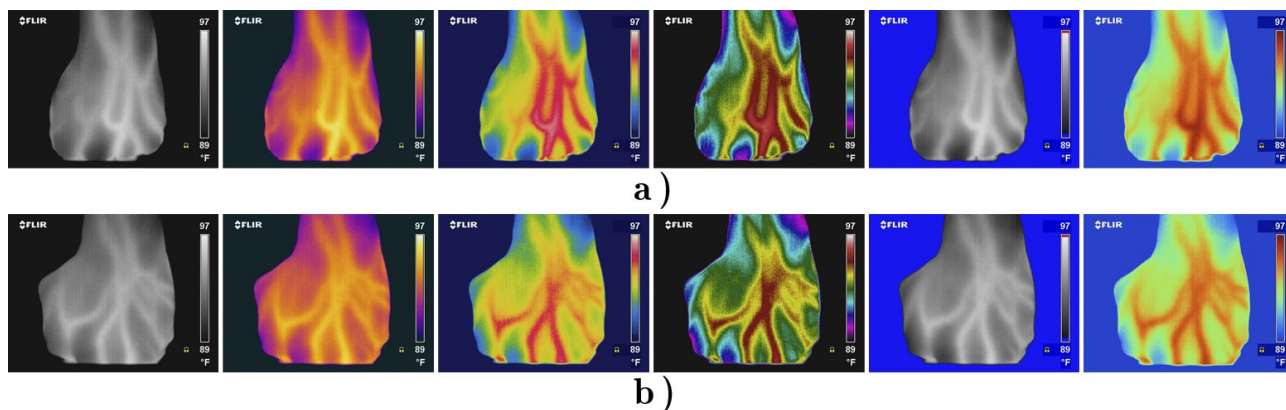


Figure 3. Images acquired using different palettes of the Thermacam P65 for: a) subject 1 and b) subject 2.

3. VEIN PATTERN SEGMENTATION AND ENHANCEMENT

Usually raw images are not useful for identification purposes because the quality is low, contain noise or artifacts caused by the acquisition environment. Other factors that influence the acquisition stage are generated by the hand characteristics, for example, pigmentation of the skin, the depth of the veins, environmental temperature, adipose tissue, scars, warts, abundant hair, etc. Therefore, during this stage, we eliminate unnecessary information, improve the contrast and the most important features of the structure of the vascular pattern are highlighted²².

3.1 Hand vein ROI extraction

The first step before the preprocessing step is to determine a common area or region for all captured images. Generally this area is known as a region of interest (ROI). This preliminary step is important, allowing the analysis of a small region of the image where the greatest amount of discriminant information of the vein pattern distribution. With this, the computational cost decreases and increases efficiency in the biometric system in contrast if the whole image is used²³.

Often, some biometric devices use delimiters avoiding any movement of the hand keeping it in a fixed position during image capture, preventing rotation and translation of the hand. From the raw image, the process of ROI extraction is given by the following steps and is shown in Figure 4.

1. We calculate the centroid of the image by geometric moments.

$$\bar{x} = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}} \quad \bar{y} = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}} \quad (1)$$

2. Obtained the coordinates \bar{x} and \bar{y} given by Equation 1, we calculate the distances $d1$ and $d2$, which are the width and length of the ROI. The ROI size is determined by the user and it depends of the spatial resolution during the acquisition process. In our case, the input or original images have a size of 1024×768 pixels for NIR images and 640×480 pixels for acquired images with ThermaCAM P65 camera.
3. From the centroid and the distances $d1$ and $d2$ we obtain the four points (E1, E2, E3 and E4) of the bounding box using the Equations 2. Therefore, the ROI is located between coordinates $(E1, E4)^2$.

$$\begin{aligned}
 E1 &= (\bar{x} - d1, \bar{y} + d2) \\
 E2 &= (\bar{x} + d1, \bar{y} + d2) \\
 E3 &= (\bar{x} - d1, \bar{y} - d2) \\
 E4 &= (\bar{x} + d1, \bar{y} - d2)
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

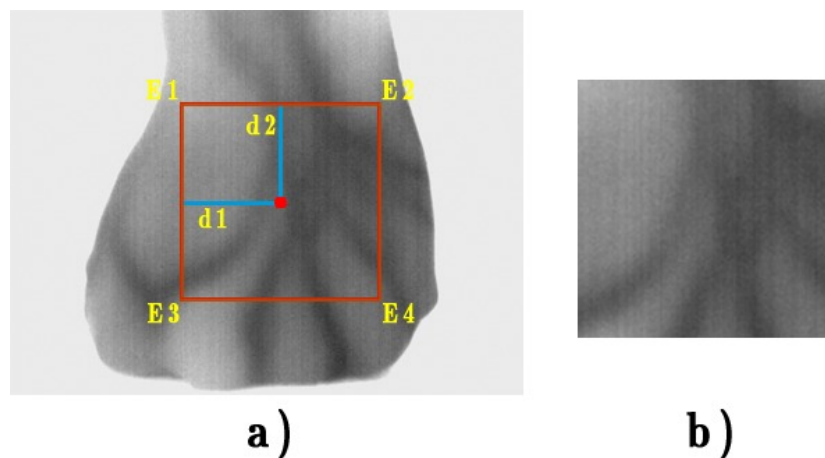


Figure 4. a) Location of the points of the ROI in a thermal image, b) ROI extracted.

3.2 Image enhancement

The main objective of this stage is to enhancement the contrast of the raw images and highlight relevant characteristics of the vascular pattern structure and remove unnecessary information such as noise, artifacts, and hand features as hair, scars, skinfolds etc^{24,25}. In order to remove small artifacts or noise we apply techniques of digital image processing such as spatial filtering, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization and Unsharp masking with the objective of enhancement the vascular structure. This techniques are described below in this section.

The Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) and Unsharp masking are two techniques used are two techniques used in digital image processing because improves the details in the image. The CLAHE technique, uses the Adaptive Histogram Equalization for improving the contrast in the image. This method calculates various histograms, corresponding to different region in the image. Commonly is used to redistribute the brightness. However, the above technique increases the noise in homogeneous areas of the image. Therefore, the variant called CLAHE prevents this noise amplification, and the difference is the contrast limited. This characteristic makes this technique invariant to illumination changes^{26,27,28,29}.

Unsharp Masking is a technique useful to improve the sharpness in an image and typically is used to remove noise. The operation is given by

$$g(x, y) = f(x, y) + \alpha[f(x, y) - \bar{f}(x, y)]
 \tag{3}$$

where $f(x, y)$ is te original image, $\bar{f}(x, y)$ is an average version of the original image, α is the sharpening effect factor and $g(x, y)$ is the enhanced image. The term "defocus" derives from the fact that the technique uses a blurred or unfocused image to create a mask of the original image.

In Figure 5 is presented the NIR and FIR images and their improve image using CLAHE and Unsharp Masking techniques. The binarization process is performed using an adaptive threshold, that is, local thresholding with global reduction. This method uses different thresholding values assigned to each pixel in the image, based in the analysis of grey levels of its neighbors³⁰.

The thresholds corresponding to the average grey values in a neighborhood of $n \times n$ size. The adaptive threshold is given by

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq \delta(x,y) - T_g \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

where $f(x,y)$ is the input image, $\delta(x,y)$ is an average version of the original image, T_g is a global threshold seed, the resulting image is given by $g(x,y)$.

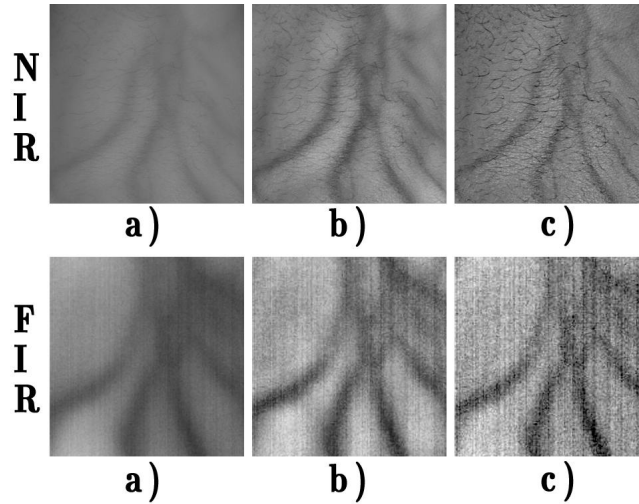


Figure 5. a) Original image, b) Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization and c) Unsharp masking.

4. EXPERIMENTAL RESULTS

The results of process NIR and FIR images obtained with acquisition systems described in Section 2 are shown in Figures 6 y 7. As shown in Figure 7, although with thermal imaging the presence of veins are observed, The noise caused by artifacts that are still present until the final pattern is obtained, which gives false or unnecessary information of the correct position of the veins.

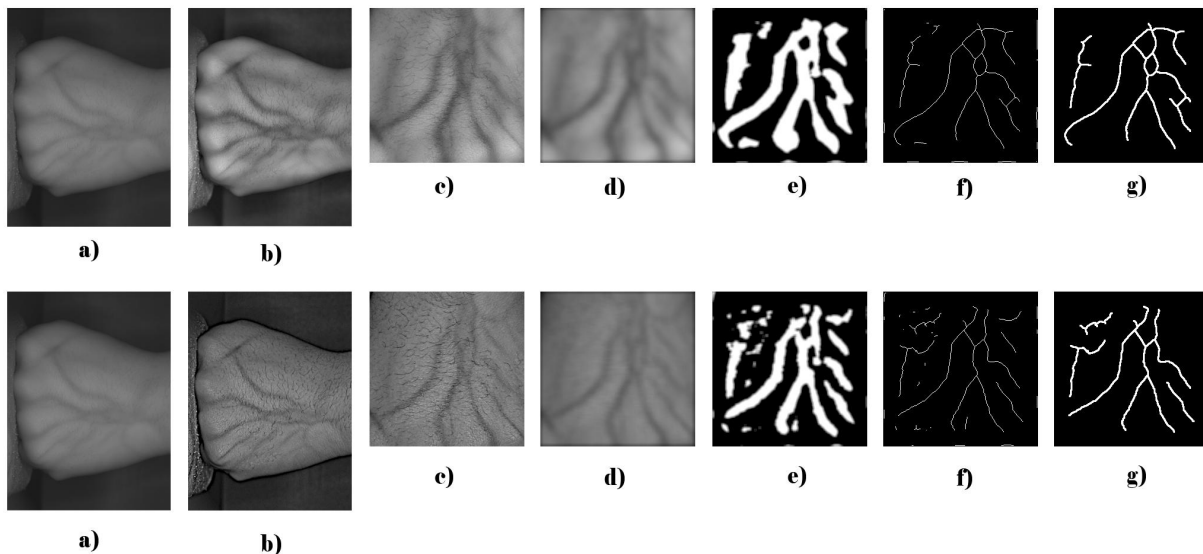


Figure 6. Preprocessing using CLAHE and Unsharp Masking for NIR images.

It also depends on the values assigned to the CLAHE or unsharp and binarization functions. Using the NIR acquisition system in NIR, the visualization of the veins is greater, compared to the acquired images in FIR, because some veins are not observed or are confused with the surrounding tissue. This may be caused by temperature changes and power penetration of IR in the skin.

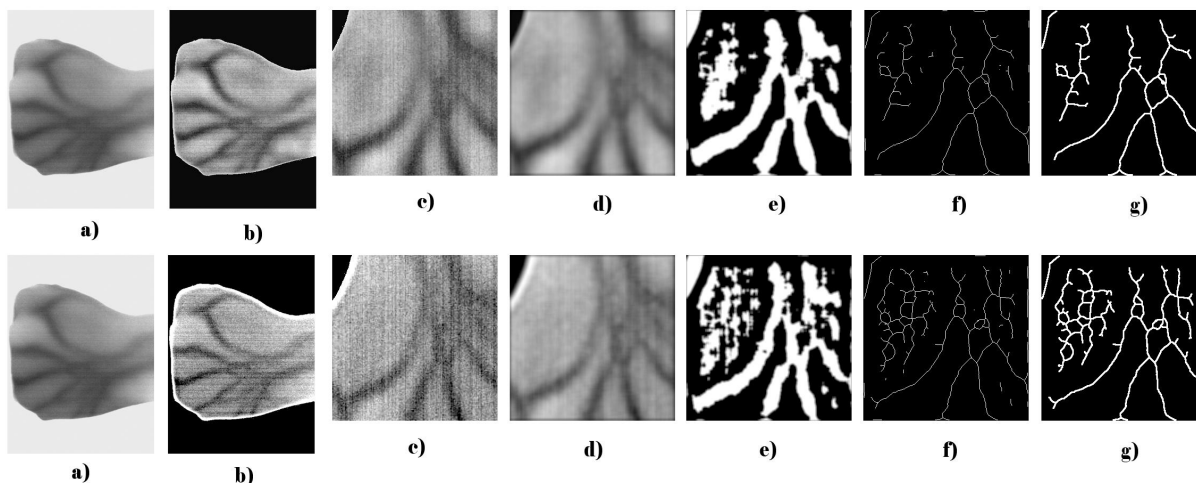


Figure 7. Preprocessing using CLAHE and Unsharp Masking for FIR images.

In Figures 6 and 7 is shown the preprocessing method in order to acquire the vein distribution. The process is achieved by a) NIR and FIR raw image, b) CLAHE and Unsharp Masking is applied in order to improve the contrast in raw images, c) ROI is located by geometrical moments, d) Spatial filtering is used to reduce noise and artifacts, e) an adaptive binarization algorithm is used to get vein distribution only. In the steps f) and g) we applied morphological operation such as Thinning and dilation to obtain the vein distribution and use the image g) to recognition purposes.

5. CONCLUSIONS

In this paper, NIR and FIR images were analyzed using a Multispectral jAi camera and a FLIR Systems ThermaCAM P65 camera. For NIR image acquisition a configuration by reflection was used and in the case of thermal images, the heat emitted by the human body is recorded by ThermaCAM P65 camera. The systems used by different researchers are focused on acquiring only images in the near infrared, Therefore, they are made using cheap materials and as light sources infrared LEDs approximately in 750, 850 and 940 nm. However these systems acquire images with low resolution.

The implementation of a FIR system is more expensive due to the type of sensor used, which is an Infrared Focal Plane Array. The images acquired with a multispectral jAi camera have a size of 1024×768 pixels compared to the thermal camera whose maximum size is 640×480 pixels. The factors such as environmental and body people can affect the acquisition of thermal images because these temperature changes can show or not relevant information about the vein pattern distribution. Therefore this type of images do not provide a stable image quality. During the image acquisition in near infrared and thermal, the temperature range sensed was 26 - 35 Celsius degrees.

6. ACKNOWLEDGEMENT

The author would like to thank the National Council for Science and Technology (CONACyT) for the scholarship number 436298.

REFERENCES

- [1] L. Wang, G. Leedham and S. Y. Cho, "Infrared imaging of hand vein patterns for biometric purposes", *Computer vision IET*, Vol. 1, pp. 113-122, 2007.
- [2] R. Castro-Ortega et al., "Analysis of the hand vein pattern for people recognition," *Proc. of SPIE, Applications of Digital Image Processing XXXVIII*, Vol. 9599, 2015.
- [3] Leila Mirmohamadsadeghi and Andrzej Drygajlo, "Palm vein recognition with local texture patterns", *The Institution of Engineering and Technology*, Vol. 3, pp. 198-206, 2013.
- [4] Yiding Wang, Ke Zhang and Lik-Kwan Shark, "Personal identification based on multiple keypoint sets of dorsal hand vein images", *The Institution of Engineering and Technology*, Vol. 3, pp. 234-245, 2014.
- [5] N. Lalithamani and Dr. M. Sabirigiriraj, "Embedding of Iris Data to Hand Vein Images Using Watermarking Technology to Improve Template Protection in Biometric Recognition", *Institute of Electric and Electronics Engineers*, 2015.
- [6] R. Raghavendra, Jayachander Surbiryala and Christoph Busch, "Hand Dorsal Vein Recognition: Sensor, Algorithms and Evaluation", *Institute of Electric and Electronics Engineers*, 2015.
- [7] Sonal S. Athale et. al, "Hardware Implementation of Palm Vein Biometric Modality for Access Control in Multilayered Security System", *Procedia Computer Science*, Vol. 58, pp. 492-498, 2015.
- [8] Qiushi Zhao, Wei Bu, Xiangqian Wu, and David Zhang, "Design and implementation of a contactless multiple hand feature acquisition System," *Proc. of SPIE*, vol. 8371, 2012.
- [9] Wenxiong Kang, Xiaopeng Chen and Qiuxia Wu, "The biometric recognition on contactless multi-spectrum finger images", *Infrared Physics & Technology*, Vol. 68, pp. 19-27, 2015.
- [10] Wenxiong Kang and Qiuxia Wu, "Contactless palm vein recognition using a mutual foreground-based Local Binary Pattern", *IEEE Transactions on information forensics and security*, Vol. 9, pp. 1974-1984, 2014.
- [11] Jen-Chun Lee, "A novel biometric system based on palm vein image," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 1520-1528, 2012.
- [12] W. Alejo, D. Rodriguez and G. Kemper, "Biometric method based on the matching of dilated and skeletonized IR images of the veins map of the dorsum of the hand", *IEEE Latin America Transactions*, Vol. 13, No. 5. pp. 1438-1445, 2015.
- [13] Selma Elnasir and Siti Mariyam Schamsuddin, "Proposed scheme for palm vein recognition based on Linear Discrimination Analysis and Nearest Neighbour Classifier", *International Symposium on Biometrics and Security Technologies*, 2014.
- [14] Anjali Agarwal, Saurabh Maheshwari and Garima Yadav, "A review on vein biometric recognition using geometric pattern matching techniques", *Institute of Electric and Electronics Engineers IEEE*, 2014.
- [15] ManMohan, Jai Saxena et al., "Palm vein recognition using Local Tetra Patterns", *International Work Conference on Bio-inspired Intelligence*, 2015.
- [16] Renke Zhang, Di Huang Yiding Wang and Yunhong Wang, "Improving Feature based dorsal hand vein recognition through Random Keypoint Generation and Fine-Grained Matching", *ICB*, 2015.
- [17] Anil K. Jain, Patrick Flynn and Arun A. Ross, editors, "Handbook of Biometrics," *Springer Science+Business Media*, 2008.
- [18] A. K. Jain, R. Bolle, and S. Pankanti, editors. "Biometrics: Personal Identification in Networked Society," *Kluwer Academic Publishers*, 1999.
- [19] Jess Silva y Wuilian Torres, Gianfranco Passariello (Editor), "Imágenes médicas. Adquisición, Análisis, Procesamiento e Interpretación," *Equinoccio, Ediciones de la Universidad Simón Bolívar*, ISBN: 9802370924, 1995.
- [20] www.jai.com, "AD-080GE, Digital 2CCD progressive Scan Multi-Spectral Camera," *User's Manual*, 2014.
- [21] <http://www.flir.com.mx/home/>, "ThermaCAM P65, FLIR Systems," *User's Manual*, 2015.
- [22] Shradha P. Dakhare and Manoj B. Chandak, "Performance Analysis of Image Filtering Technique and Combined Approach for Image Segmentation," *International Journal of Advanced Engineering Research and Technology (IJAERT)*, vol. 2, 2014.
- [23] Jinfeng Yang and Yihua Shi, "Finger-vein ROI localization and vein ridge enhancement," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 1569-1579, 2012.

- [24] Sonali Vaid and Dr. Dharendra Mishra, "Comparative analysis of palm-vein recognition system using basic transforms ", *Institute of Electric and Electronics Engineers IEEE*, 2015.
- [25] Lingyu Wang, Graham Leedham and David Siu-Yeung Cho, "Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics," *Pattern Recognition*, vol. 41, pp. 920-929, 2008.
- [26] Bashwati Das and Deepak Sharma, "Performance Enhancement of Content Based Image Retrieval System Using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization," *International Journal Of Engineering And Science*, vol. 3, pp. 29-36, 2013.
- [27] K. Zuiderveld, "Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization," *Graphics Gems IV, Academic Press*, ISBN: 0-12-336155-9, 1994.
- [28] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. "Digital Image Processing", *Prentice Hall*, 2da. Edicin, (2002).
- [29] D. P. Sharma et al., "Problems of Intensity Transformation Methods and Selecting Appropriate Histogram Technique," *International Journal of Engineering and Technical Research*, vol. 2, 2014.
- [30] Carlos A. Cattaneo et al., "Métodos de Umbralización de Imágenes Digitales Basados en Entropía de Shannon y Otros," *Asociación de Mecánica Computacional Argentina*, vol. XXX, pp. 2785-2805, 2011.

