



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA
FACULTAD DE CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA
MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA, OPCIÓN
INSTRUMENTACIÓN ELECTRÓNICA

Tesis para obtener el grado de
MAESTRO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA

“SISTEMA PARA LA IDENTIFICACIÓN DE ROEDORES”

Presenta:

Jorge Mateo Juárez*

Asesores:

Dr. Aldrin Barreto Flores

Dra. Verónica Edith Bautista López

Resumen

El uso de roedores de laboratorio en un Bioterio es importante, ya que son empleados para realizar protocolos experimentales y se deben mantener en un estado idóneo para obtener mejores resultados en estos procedimientos. Este sistema será capaz de realizar la identificación del roedor por medio de su huella plantar de la pata posterior izquierda.

Se presentan las propuestas para el reconocimiento automático de la región de interés (ROI) y dos métodos para el reconocimiento del ratón mediante su huella dactilar. El primero se emplearon algoritmos para el procesamiento de imágenes, el cual se realiza el mejoramiento de la imagen mediante una ecualización del histograma así como el mejoramiento del contraste, permitiendo normalizar las imágenes y mediante la aplicación del filtrado espacial en función de máscaras gaussianas y bancos de filtros Gabor, nos permite extraer rasgos de la imagen y definir la región de interés (ROI) mediante la delimitación de cinco puntos de referencia (también conocidos como landmarks) que estos son ubicados sobre los cojinetes de la huella plantar del ratón cuya identificación de estos se realiza mediante Matching y finalmente la alineación de estas imágenes es por la deformación de la imagen (image warping) en función de los cinco landmarks.

Para la parte del reconocimiento del ratón mediante su huella plantar se proponen dos métodos para atacar el problema; el primero se basa en los k-vecinos más cercanos mediante métricas de textura de la ROI, donde se extraen características de textura como: energía, entropía, homogeneidad, contraste y correlación, mediante la matriz de coocurrencia, con este método se logró reconocer 6 ratones con un porcentaje de animales correctamente reconocidas de 70.7% con 150 imágenes de entrenamiento y de prueba 208 imágenes. El segundo método emplea características ordinales lineales ortogonales (OLOF) y como clasificador se realiza un Matching para la ROI. Está basado en el mejoramiento de la imagen en función del contraste y el filtro Prewitt, la combinación de estos algoritmos permite obtener imágenes normalizadas en escala de grises y el realce de rasgos de la huella plantar, después se generan un conjunto de filtros Gabor para agrupar rasgos de la huella

y mediante los filtros OLOF y el filtrado espacial de la ROI se obtienen tres imágenes codificadas con la información única que define al animal y finalmente el reconocimiento se realiza mediante el Matching de estas tres imágenes codificadas, con este método se obtuvo un porcentaje de imágenes de huellas correctamente reconocidas de 92.86 % para un conjunto de 14 animales con 280 imágenes de entrenamiento y 462 imágenes de examinación.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Objetivos	4
1.1.1. Objetivo general	4
1.1.2. Objetivos particulares	4
2. Estado del Arte	5
2.1. Biometría	5
2.2. Métodos de Identificación clásicos en Bioterios	7
2.2.1. Métodos de Identificación a corto plazo (no invasivos)	7
2.2.2. Métodos de Identificación Permanentes (Invasivos)	7
2.2.3. Métodos de Identificación biométrica	7
2.3. Antecedentes de la identificación de la huella dactilar de animales	8
2.3.1. Patentes publicadas	8
2.3.2. Artículos publicados	10
2.3.3. Aspectos de innovación	11
3. Marco Teórico	12
3.1. Tecnologías de sensores para la captura de la huella dactilar	12
3.1.1. Ópticos	12
3.1.1.1. FTIR	13
3.1.1.2. Fibra óptica	13
3.1.1.3. Electro-óptico	13
3.1.2. Ultrasónicos	13
3.1.3. Estado sólido	14
3.1.3.1. Campo eléctrico	14
3.1.3.2. Presión o piezoeléctrico	14
3.1.3.3. Capacitivos	14
3.1.4. Sin contacto	15

3.1.4.1.	RTFI	15
3.1.4.2.	TTFI	15
3.1.4.3.	Touchless 3D	16
3.2.	Procesamiento Digital de Imágenes	17
3.2.1.	Pre-procesamiento de la imagen	17
3.2.1.1.	Ecualización del histograma	17
3.2.1.2.	Filtrado	18
3.2.1.3.	Filtrado en el dominio espacial	18
3.2.1.4.	Filtro de mejoramiento del contraste	19
3.2.1.5.	Filtro gaussiano	20
3.2.2.	Segmentación de la imagen	20
3.2.2.1.	Umbralización	20
3.2.2.2.	El método de Otsu	21
3.2.2.3.	Binarización	21
3.2.3.	Operadores morfológicos	22
3.2.3.1.	Distancia de Hamming normalizada	24
3.2.3.2.	Razón de aspecto	24
3.2.3.3.	Rectangularidad	24
3.2.4.	Detección de bordes	24
3.2.4.1.	Filtro Prewitt	25
3.2.5.	Superposición procrustes	25
3.2.6.	Deformación de la imagen	26
3.2.6.1.	Normalización de la imagen	27
3.3.	Algoritmos de agrupamiento particional	27
3.4.	Extracción de características	28
3.4.1.	Matriz de Co-ocurrencia	28
3.4.2.	Filtro Gabor	30
3.5.	Clasificación	31
3.5.1.	Matching	31
3.5.2.	Técnica del K-vecinos más cercanos	31
3.5.2.1.	Cálculo de la distancia ponderada de los k vecinos más cercanos utilizando una función radial	31
3.6.	Medidas de rendimiento	32
4.	Desarrollo	35
4.1.	Adquisición de imágenes	36

4.2. Pruebas de extracción de características y reconocimiento de la huella dactilar del ratón empleando SDKs comerciales	39
4.2.1. Neurotechnology	39
4.2.2. Digitalpersona	40
4.2.3. Sistema de reconocimiento de huellas dactilares v1 de Matlab	42
4.3. Reconocimiento automático de la región de interés (ROI)	44
4.3.1. Metodología	44
4.3.1.1. Segmentación	45
4.3.1.2. Extracción de características, identificación de objetos y ubicación de cuadrantes	47
4.3.1.3. Clasificación de los cinco puntos de referencia	49
4.3.1.4. Extracción de la región de interés (ROI)	50
4.4. Identificación del ratón mediante su huella dactilar	52
4.4.1. Metodología 1	52
4.4.2. Metodología 2	53
4.4.2.1. Características ordinales de líneas ortogonales (OLOF) y Matching	55
5. Resultados	58
5.1. Reconocimiento automático de la región de interés (ROI)	58
5.2. Método 1 para el reconocimiento del ratón mediante su huella dactilar	61
5.3. Método 2 para el reconocimiento del ratón mediante su huella dactilar	65
5.4. Resultado final	72
6. Conclusiones y trabajos futuros	74
A. Códigos	76
A.1. Filtro Gabor	76
A.2. Generación del banco de filtros Gabor	77
A.3. Filtro de mejoramiento del contraste	78
A.4. Cálculo de la media y varianza de una imagen	79
A.5. Filtro Prewitt	79
A.6. Filtros ordinales	80
Bibliografía	82

Índice de figuras

1.1. Área controlada del bioterio Claude Bernard de la BUAP de jaulas de roedores	2
1.2. Imágenes de las huellas de un mismo animal efectuadas en diferentes etapas de su corta vida	2
1.3. Una aproximación del sistema de huellas dactilares	3
3.1. Ecuación de la imagen	18
3.2. Diagrama del proceso de filtrado espacial [10].	19
3.3. Ejemplo de máscara de 3x5 [10].	19
3.4. Matriz de píxeles vecinos de la imagen de 3x5 [10].	19
3.5. Ejemplo del proceso de binarización.	22
3.6. Elemento estructural N_4	23
3.7. Elemento estructural N_8	23
3.8. Representación generalizada de la superposición de procrustes: en el inciso a) se muestran las figuras originales, en b) las diferencias por posición a la traslación, en c) la configuración de los landmarks escalados y finalmente la rotación de configuraciones en d).	26
3.9. Warping aplicado sobre una malla.	26
4.1. Diagrama general para el procesamiento digital de las imágenes de la huella dactilar del ratón.	35
4.2. Imágenes de las huellas de un mismo animal efectuadas en diferentes etapas de su corta vida.	36
4.3. Interfaz del software en Java para la captura de la huella dactilar.	37
4.4. Imágenes de molde y captura de la huella de una rata y ratón.	37
4.5. Imágenes de huellas dactilares de una rata y ratón.	38
4.6. Resultado del programa de Neurotechnology para la huella digital humana. .	40
4.7. Resultado del programa de Neurotechnology para la huella digital del ratón.	40

4.8. Resultado del programa de Fingerprint SDK de DigitalPersona para la huella digital humana.	41
4.9. Resultado del programa de Fingerprint SDK de DigitalPersona para la huella digital del ratón.	41
4.10. Resultado del programa demo de Matlab para la identificación de la huella dactilar del humano.	42
4.11. Resultado del programa demo de Matlab para la identificación de la huella dactilar del ratón.	43
4.12. Delimitación de la ROI.	44
4.13. Diagrama general para reconocer la ROI de manera automática.	45
4.14. Diagrama de flujo para la etapa de segmentación.	45
4.15. Resultados correspondientes a la etapa de segmentación para una imagen de la huella dactilar del ratón, la imagen original es mostrada en la figura 4.15(a), las características de textura del filtro Gabor se muestran en la figura 4.15(b), la máscara binaria correspondiente a esta huella se observa en la figura 4.15(c) y finalmente la imagen segmentada se muestra en la figura 4.15(d).	46
4.16. Gráfica en 2D del Filtro Gabor figura 4.16(a) y el conjunto de 4 filtros en las orientaciones $\theta = 0, \pi/4, \pi/2$, y $3\pi/4$ correspondientes a las figuras 4.16(b), 4.16(c), 4.16(d) y 4.16(e).	47
4.17. Ubicación de cuatro cuadrantes sobre la imagen segmentada.	47
4.18. Algoritmo para reconocimiento del punto de referencia A.	48
4.19. Resultados para la localización del punto referencia A, a partir de dos imágenes segmentadas de la huella dactilar del ratón, encontrando umbrales diferentes 93 y 107, correspondientes a las figuras 4.19(a) y 4.19(b).	49
4.20. Diagrama de flujo para la clasificación de los cojinetes ubicando los puntos de referencia sobre la huella dactilar de ratón.	49
4.21. Imágenes de referencia de los puntos A, B, C, D y E.	50
4.22. Diagrama de flujo para el cálculo de la forma media.	50
4.23. Diagrama de flujo para la extracción de la ROI.	51
4.24. ROI	51
4.25. Diagrama de flujo para obtener el reconocimiento de la huella dactilar del ratón.	52
4.26. Diagrama de flujo para el clasificador kNN.	53
4.27. Organigrama del proceso para la identificación de la huella dactilar del ratón.	53
4.28. Proceso del resultado del filtro de mejoramiento de contraste.	55
4.29. Gráfica en 2D del Filtro Gabor y el conjunto de 6 filtros.	57

5.1. Reconocimiento del punto A con una aproximación de coincidencia de 0.47.	59
5.2. Reconocimiento del punto C con una aproximación de coincidencia de 0.84.	59
5.3. Reconocimiento de los cinco puntos en una imagen de la huella dactilar del ratón	59
5.4. ROI.	60
5.5. Imagen original y segmentada (ROI), se aprecian en las figuras 5.5(a) y5.5(b) correspondientemente.	61
5.6. Gráficas de la métrica de Contraste.	62
5.7. Gráficas de la métrica de Correlación.	62
5.8. Gráficas de la métrica de Energía.	63
5.9. Gráficas de la métrica de Homogeneidad.	63
5.10. Muestra el resultado de programa en matlab para el reconocimiento de la huella dactilar.	64
5.11. ROI y sus correspondientes imágenes codificadas.	65
5.12. Gráfica del resultado de la efectividad utilizando Euclidean.	67
5.13. Gráfica del resultado de la efectividad utilizando CityBlock.	69
5.14. Interfaz del software en Java para la captura de la huella dactilar.	72
5.15. Interfaz del software en Matlab para la identificación del ratón.	73

Índice de tablas

2.1. Tabla comparativa de patentes	9
2.2. Tabla comparativa de artículos para la identificación de animales	11
3.1. Descripción de la matriz de confusión	33
5.1. Tabla de confusión para la ROI	60
5.2. Tabla de confusión para el reconocimiento mediante el método 1	64
5.3. Tabla de confusión del método dos utilizando Euclidean	66
5.4. Tabla de confusión del método dos utilizando CityBlock	68
5.5. Tabla de promedios de FP y VN, para las 13 clases	70
5.6. Tabla de confusión parcial para la clase SD6	70
5.7. Tabla de métricas de rendimiento cuando se evalúa la clase SD6	71
5.8. Tabla de métricas promedio del rendimiento	71

Capítulo 1

Introducción

Actualmente existen bioterios en México que son lugares destinados a la cría y control de animales de laboratorio, que son utilizados como reactivos biológicos en protocolos experimentales. Estos deben contar con un ambiente estandarizado acorde a las necesidades de las especies allí alojadas, garantizando el bienestar de los animales y la seguridad del personal que desempeñan labores dentro de las instalaciones. Todos estos aspectos son fundamentales para asegurar la reproducción y confiabilidad de resultados obtenidos en experimentos, normalmente se utilizan roedores para estos procedimientos.

El presente trabajo está orientado en resolver la problemática de la identificación del ratón sin dañarlos y sin colocar accesorios para su clasificación en el Bioterio Claude Bernard de la BUAP, donde será resuelto a través de la tecnología por medio de un sistema independiente. La identificación de roedores en el laboratorio como por ejemplo el que se presenta en la figura 1.1, los roedores son alojados en contenedores de policarbonato con material de lecho de pino o lecho comercial beta chip y acero inoxidable, aproximadamente por cada contenedor tiene 3 roedores en estantes de 20 a 35 contenedores.

De manera visual todos los ratones son muy similares (color blanco) y la forma de identificarlos es más común a través de marcas en la oreja o piel, etiquetas, chips debajo de la piel, etc., el problema radica en que estas marcas son destruidas y alteradas por los propios roedores y es más habitual cuando se tiene un pequeño conjunto de estos animales. Aun así, estos son métodos invasivos para el roedor ya que puede ocasionar algunos efectos como daño de la piel o incluso ocasionarles estrés y con ello puede alterar el resultado del experimento, como, por ejemplo: la prueba de algún fármaco.

Un estudio realizado con un conjunto de varios roedores, demostró que tienen su propia huella dactilar en la parte interna de las patas, como se observa en la figura 1.2, que se obtuvieron mediante un lector óptico biométrico CCD Microsoft modelo 1033 con interfaz USB, por lo cual es factible su utilización para una identificación única [1] [2].



Figura 1.1. Área controlada del bioterio Claude Bernard de la BUAP de jaulas de roedores

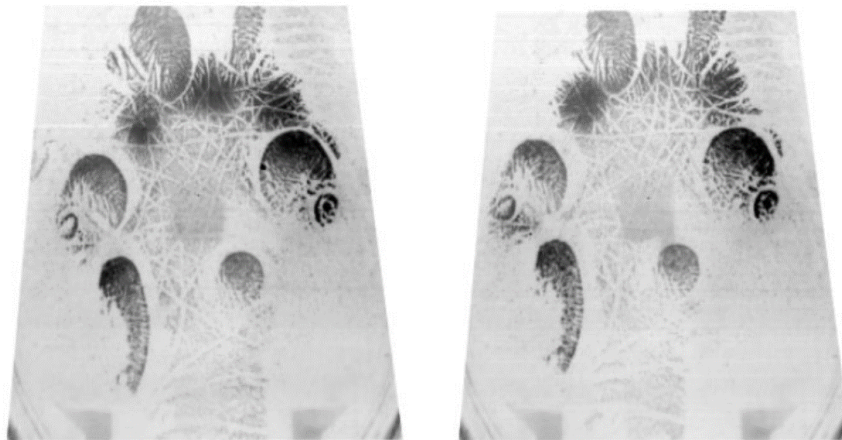


Figura 1.2. Imágenes de las huellas de un mismo animal efectuadas en diferentes etapas de su corta vida

Para el reconocimiento de las huellas dactilares de las patas de los roedores, se planteará el diseño de un sistema biométrico; como un sistema automatizado que realice labores de reconocimiento, fundamentando sus decisiones mediante una característica única que puede ser reconocida o verificada de manera automatizada mediante el desarrollo de una interfaz en software. De tal forma debe cumplir con las siguientes características:

- * Unicidad: La existencia de dos animales con una característica idéntica deber ser nula o con una probabilidad mínima
- * Permanencia: las características de la huella no debe cambiar con el paso del tiempo
- * Cuantificación: la característica puede ser medida en forma cuantitativa

* La fiabilidad: nos indica la confiabilidad del sistema de identificación

El reconocimiento de huellas dactilares emerge en una primera aproximación de la aplicación del reconocimiento de patrones. Donde los aspectos más desafiantes de la identificación involucran procesamiento de señales e imágenes, problemas de contrastes, para la extracción de las características y de esta forma llevar una base de datos de las huellas detectadas. Por ejemplo, el sistema de detección puede ser como lo muestra la figura 1.3, donde la adquisición de la imagen es a través del lector de huella digital que posteriormente será adquirido por la unidad de control; ya sea por medio de una conversión analógico-digital o algún protocolo de comunicación. Y finalmente, la computadora, por medio de un software realizará el reconocimiento de las imágenes de las huellas de los roedores aplicando algoritmos para procesamiento de imágenes, además de su clasificación y control de una base de datos para su uso posterior.

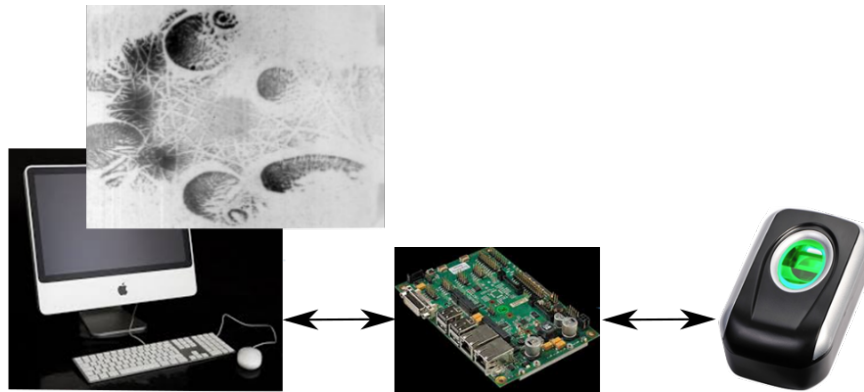


Figura 1.3. Una aproximación del sistema de huellas dactilares

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo general

El objetivo general es la implementación de un sistema para la identificación del roedor a través de su huella dactilar.

1.1.2. Objetivos particulares

El trabajo estará conformado por los siguientes objetivos particulares:

- * Desarrollar e implementar un algoritmo basado en procesamiento de imágenes que permita segmentar la zona de interés (ROI [3]) de la huella dactilar
- * Desarrollar un método para realizar la identificación del ratón mediante su huella dactilar
- * Desarrollar una interfaz en software que permita la captura y la administración de las imágenes de las huellas dactilares

Capítulo 2

Estado del Arte

En este capítulo se describirán los temas sobre: la breve historia de la dactiloscopia, técnicas de identificación dactiloscópica, biometría, sistemas biométricos y finalmente se presentarán trabajos actuales y sistemas de reconocimiento sobre de huellas dactilares en animales.

2.1. Biometría

La biometría como método de identificación se basa en el reconocimiento de características distintivas de los seres vivos como por ejemplo: fisiológicas y conductuales, mediante expresiones matemáticas auxiliadas por computadora. Se han desarrollado diferentes métodos y técnicas dependiendo del elemento biométrico considerado. La mayor parte de los esfuerzos se han orientado a características (en posesión) o bien en procesos que se desarrollan (actividad). Los elementos típicos orientados al reconocimiento a través de imágenes más utilizados en humanos son: la huella digital, líneas del iris, la palma de la mano, el rostro, la escritura, el ADN, la voz y el ritmo de tecleo. Dependiendo del contexto de identificación, el tiempo de respuesta, el tamaño del conjunto y las condiciones de adquisición de los datos; se han propuesto diferentes técnicas directas y fusionadas. Los ámbitos principales de uso se ubican en la determinación de la identidad del individuo con orientación a la seguridad, por ejemplo: el acceso en cajeros y en la identificación de candidatos en diversas tareas. Un biométrico puede considerarse como medida de autenticación, el cual debe cumplir con algunas propiedades que son [3]:

- * Universalidad: esto es, todas las personas deben poseer estas características.
- * Ser único: esta característica debe ser diferente entre cada individuo para así poder ser comparada entre ellos.

- * Permanencia: no debe cambiar con respecto al tiempo.
- * Posibilidad de medir: debe poder adquirirse fácilmente. Además, los datos obtenidos deben estar en una forma que permita su posterior procesamiento y extracción de los conjuntos de características relevantes.
- * Desempeño: se refiere a la precisión, velocidad y robustez de la tecnología.
- * Aceptabilidad: se refiere a como la población acepta esta tecnología, si es que están dispuestos a tener su rasgo biométrico.
- * Elusión: se refiere a que tan fácil puede ser imitado el rasgo con algún artefacto o sustituto.

Los sistemas biométricos se componen de un hardware y un software; el primero captura la característica concreta del individuo y el segundo interpreta la información y determina su aceptabilidad o rechazo, todo en función de los datos que han sido almacenados por medio de un registro inicial de la característica biométrica que mida el dispositivo en cuestión. Ese registro inicial o toma de muestra es lo que determina la eficacia del sistema. En el caso de las huellas dactilares, un usuario coloca el dedo en un sensor que hace la lectura digital de su huella, después, el programa guardará la información como un modelo; la próxima vez que ese usuario intente acceder al sistema deberá repetir la operación y el software verificará que los datos correspondan con el modelo. El mismo principio rige para la identificación por el iris/retina, con ayuda de la videocámara, el rostro, la mano completa, etc. Las tasas de exactitud en la verificación dependen en gran medida de dos factores: el cambio que se puede producir en las personas, debido a accidentes o a envejecimiento y las condiciones ambientales, como humedad en el aire, suciedad y sudor, en especial en la lectura que implique el uso de las manos.

2.2. Métodos de Identificación clásicos en Bioterios

A continuación se presentan las técnicas no invasivos e invasivos utilizadas para la identificación de animales en bioterios.

2.2.1. Métodos de Identificación a corto plazo (no invasivos)

Pueden utilizarse una amplia variedad de esquemas de marcaje para la identificación de los animales de laboratorio como, por ejemplo: el pelaje, puede ser rasurado en alguna parte específica del cuerpo. También se usan tintes no tóxicos a prueba de agua. Marcadores de colores pueden ser usados en pelajes claros, o en áreas sin pelo. Estos esquemas presentan la desventaja de que se desvanecen muy fácilmente y no son eficientes en animales de pelajes oscuros. Otros métodos de identificación a corto plazo incluyen: notar marcas naturales, colores individuales, sexo, textura del pelaje, longitud y cepa [4].

2.2.2. Métodos de Identificación Permanentes (Invasivos)

Existen varios métodos aceptables de identificación permanente en roedores de laboratorio y otras especies. Los más comunes son: perforaciones y muescas en orejas, eliminar la primera falange de cualquier dedo, tatuajes en orejas, cola, dedos, aretes y chips electrónicos implantados subcutáneamente; una mala aplicación de estos puede inducir infecciones en la oreja del animal. Si la persona opta por utilizar un dispositivo electrónico, éste deberá cumplir con las normas de fabricación ISO 11784 e ISO 11785, aunque por ejemplo: los implantes de chips electrónicos han sido rechazados por las autoridades en EE.UU., debido al riesgo de que estos sistemas puedan migrar y entrar a la cadena de alimento. Por otro lado, el marcaje con fuego está prohibido en países del Reino Unido, debido a las fuertes medidas de protección y cuidados del bienestar animal [4].

2.2.3. Métodos de Identificación biométrica

Los avances recientes en el desarrollo de tecnologías biométricas prometen una solución no-invasiva para la identificación individual de animales. Uno de los primeros métodos propuestos son las huellas nasales, aunque no tuvo buena aceptación, debido principalmente a los desafíos técnicos que involucraba la obtención de una buena muestra nasal. En cambio, otros métodos se perfilan con mejores ventajas comparativas, tales como imágenes digitales de retina e iris y la huella genética de ADN (DNA fingerprinting) [4].

2.3. Antecedentes de la identificación de la huella dactilar de animales

A continuación, se mencionarán los trabajos existentes que han abordado el tema de identificación de la huella dactilar de animales, el cual será citado en las siguientes secciones, a través de publicaciones de patentes y artículos. Se describirá en general las características o métodos que se emplearon para realizarlos, y finalmente se ilustraran con una tabla comparativa los trabajos realizados.

2.3.1. Patentes publicadas

En la patente [5], se presenta de un sistema de identificación de animales y su metodología. El sistema incluye un sensor biométrico; configurado para capturar una característica biométrica como una representación del animal, y un módulo de identificación biométrica; configurado para recibir la representación biométrica del animal y comparar esto último con los datos biométricos almacenados para una pluralidad de animales y evaluar características concordantes entre la representación biométrica del animal y los datos biométricos almacenados para la pluralidad de los animales. El sensor biométrico puede incluir un sensor de impresión de nariz, un sensor capacitivo o cámara. La característica biométrica puede incluir una imagen del iris de un ojo del animal o una imagen del patrón de la vena única de la esclerótica de un ojo del animal.

También existe un aparato de captura de la imagen de la oreja de animales, es un sistema de procesamiento de imágenes y un método para la identificación de un animal de laboratorio en una prueba médica. El sistema de procesamiento de imágenes de oreja para animales comprende un sensor de la oreja para capturar una imagen de los vasos sanguíneos visuales en la oreja del animal y con medios electrónicos para la recuperación de la imagen, y su transformación a una representación de imagen de búsqueda. La invención da a conocer además un software con algoritmos que se utilizan para identificar el patrón de los vasos sanguíneos de la oreja del animal y para identificar al animal individual presentado por Hans-Axel Hansson y Jens Cameron [6].

El sistema del inventor James L. Cambier, para la identificación de animales incluye: un aparato de captura de imagen para obtener una imagen de un ojo de un animal que incluye una región de la pupila y del iris; y un aparato de generación de plantillas. El aparato de generación de plantilla es para extraer un conjunto de datos de píxeles de la imagen, que representa una región superior del iris por encima de la región de la pupila, la región superior de interés y la región más baja de interés tienen límites laterales paralelas que están separadas

una distancia que es sustancialmente independiente de un grado de dilatación de la región de la pupila; y transformar el conjunto de datos de píxeles que representan la región superior y más baja de interés en una plantilla de estas regiones [7].

Finalmente se presenta una tabla comparativa (2.1) de las patentes mencionadas anteriormente con los métodos o algoritmos empleados para estos.

Tabla 2.1. Tabla comparativa de patentes

Autor	Método	Pruebas
William Brian Kinard [5]	Determinación de una representación de la característica biométrica del animal usando al menos un sensor biométrico.	Perros y gatos
Hans-Axel Hansson , Jens Cameron [6]	Un software y un algoritmo que puede recuperar e identificar estructuras únicas de el patrón de los vasos sanguíneos de la oreja de un animal, el algoritmo con los elementos de la extracción de las estructuras de patrón de vasos sanguíneos a partir de una imagen capturada; posicionamiento y la orientación de los puntos de ramificación del patrón; determinación de la longitud total de segmentos de línea en una cierta orientación; descomposición de los segmentos de línea de diferentes longitudes.	Ratones, ratas y conejillos de indias.
James L. Cambier [7]	Obtención de una imagen de un ojo de un animal que incluye una región de la pupila y una región de iris; extraer un conjunto de datos de píxeles de la imagen, el conjunto de datos representan una región de interés de la región del iris del ojo; y transformar el conjunto de datos de píxeles que representa en una plantilla de la región de interés; la comparación de al menos uno de los valores de puntuación de correspondencia con un valor umbral.	Caballos, vacas, cerdos, ovejas.

2.3.2. Artículos publicados

El artículo [1] menciona que los animales pueden ser identificados utilizando sus huellas. Varias características contenidas dentro de una huella de animales se pueden utilizar para ayudar en la identificación de un animal. Entre estas características, el más común y más utilizado por los seres humanos para identificar manualmente el animal es el número y tamaño de las gotas en la huella. El uso de las técnicas de procesamiento de imágenes de un algoritmo, fue creado para segmentar y extraer la mejor representación posible de la huella que variaba a través del color. Los componentes conectados se utilizó para contar el número de gotas contenidas dentro de la huella y medir el tamaño de cada burbuja. Usando esta información solamente, se encontró que una huella de precisión podría ser clasificado como de impresión con pezuñas. Finalmente se investigaron técnicas de extracción de características morfológicas para clasificar completamente la huella. El sistema implementado cuenta con una tasa de precisión del 97 %.

Los investigadores Bok-Suk Shin y sus colaboradores, discuten el reconocimiento de huellas de insectos. Por medio de escaneos de la huella se extraen segmentos de la misma y las características adecuadas se calculan para los segmentos (o grupo de segmentos) con el fin de discriminar especies de insectos. La selección o identificación de tales características es fundamental para este proceso de clasificación. Propone métodos para la segmentación de la huella automática y extracción de características. En primer lugar, utilizan un método morfológico con el fin de extraer las regiones de la huella de la agrupación de patrones de la misma. En segundo lugar, un algoritmo SOM mejorado y un algoritmo ART2 para la selección automática del umbral, se aplican para extraer segmentos de la huella de la agrupación de las regiones de la huella independientemente del tamaño de la misma o la zancada. En tercer lugar, utilizan una técnica para la transformación de la huella con el fin de averiguar las características apropiadas para los segmentos extraídos por los métodos anteriores. La transformación de la huella construye un nuevo tipo de estructura de datos de las imágenes segmentadas, mediante la definición de las funciones basadas en las líneas de trazo paralelos. Este nuevo tipo de estructura de datos tiene características invariantes a la traslación, rotación y reflexión de las imágenes. Estos se convierten en características triples utilizando funciones diametrales y circular; las características triples son finalmente utilizados para discriminar patrones de huellas de insectos [8].

Kenneth Nilsson y sus colaboradores presentan una nueva área de aplicación para el reconocimiento biométrico: la identificación de los animales de laboratorio para reemplazar los métodos invasivos de hoy en día. A través de la identificación biométrica como una técnica no invasiva, se aplica con un espacio de código que está restringido solamente por la singula-

riedad del identificador biométrico en uso, y con una tasa de error que es predecible. Exhiben el patrón de los vasos sanguíneos en una oreja de ratón como un identificador biométrico adecuado usado para la identificación del mismo, utilizando un total de 50 ratones para las pruebas. Una tasa de error equitativo (EER) de 2,5 % como resultado para las imágenes capturadas en la misma instancia de tiempo que verifica la propiedad distintiva del identificador biométrico [9].

Tabla 2.2. Tabla comparativa de artículos para la identificación de animales

Autor	Método o algoritmo	Pruebas	Precisión (%)
Bok-Suk Shin [8]	Kohonen SOM, ART2, clustering y técnica de transformación de trazo	Insectos	67, 86 y 100
Mohammed Nazir [1]	Clasificador Naive Bayes (NBC), análisis de componentes principales (PCA), transformación logarítmica, Two Pass Erosion, umbral basado en el valor medio de pixel, los siete momentos de invariantes de Hugh, distancia euclidiana, City Block, Canberra y combinación de estos últimos tres	Ratas, ratones e insectos	97
Kenneth Nilsson [9]	Filtro Gabor, algoritmo basado en la transformada de Hough y correlación de fase	50 ratones	97.5

2.3.3. Aspectos de innovación

Se propondrá un algoritmo para la identificación de ratones de laboratorio mediante su huella dactilar. El sistema será amigable, se conformará de un software y un hardware adecuado, para la identificación y registro del roedor, permitiendo el reemplazo de métodos invasivos que son actualmente utilizados en los bioterios.

Capítulo 3

Marco Teórico

En este capítulo se abarcarán conceptos y temas para el procesamiento digital de imágenes, que con llevará a dar solución a la identificación del roedor mediante su huella dactilar. También se presentarán las tecnologías actuales sobre lectores biométricos para la identificación de la huella del ser humano. Además se presentan los algoritmos de clasificación empleados y la forma de medir su rendimiento.

3.1. Tecnologías de sensores para la captura de la huella dactilar

Existen una variedad de tecnologías desarrolladas para los sensores de huella dactilar y otras están aún en desarrollo. De todas ellas, las más empleadas son las ópticas y las de estado sólido; capacitiva, térmica, etc, en esta sección se introducirá cada una de ellas y se valorará cual presenta mayores prestaciones.

3.1.1. Ópticos

Son una variante de cámara digital que captura la imagen de la huella dactilar cuando la yema del dedo se apoya en una ventana de cristal, con la iluminación adecuada. Los principales inconvenientes de esta tecnología son: las huellas latentes en el cristal que se van acumulando en sucesivas lecturas y que puede ser engañado con imitaciones de huellas. Los sistemas de captura óptica se desarrollan con distintas tecnologías que se presentan a continuación.

3.1.1.1. FTIR

Es la más antigua y usada de las técnicas de adquisición de huella dactilar en la actualidad. Consiste en la adquisición de la huella a partir de la luz reflejada a través de un prisma piramidal invertido, el dedo se apoya en un cristal situado en la base del prisma, produciéndose un contacto directo entre las crestas, el cristal y un espacio entre los valles y el cristal; desde un lateral del prisma se aplica una luz hacia la base del mismo que será totalmente reflejada en las zonas de valle y ligeramente absorbida en las zonas de cresta. Obteniéndose así la imagen de la huella en la otra cara del prisma y capturada por las cámaras. Entre los inconvenientes de esta técnica está la distorsión trapezoidal sobre la imagen que debe ser corregida.

3.1.1.2. Fibra óptica

La reducción del tamaño en los sensores de huella dactilar ópticos se consigue al sustituir el prisma y las lentes por una pletina de fibra óptica. El dedo entra en contacto directo con un lado de la pletina de fibra, mientras que el otro está unido al receptor óptico, bien CCD o CMOS.

3.1.1.3. Electro-óptico

Estos sensores constan de dos capas principales; la primera de ellas está formada por un polímero capaz de emitir luz en función del voltaje aplicado en una de sus caras. Una vez más como las crestas tocan el polímero y los valles no, existe una diferencia de potencial entre unas zonas y otras y la cantidad de luz emitida varía. La segunda capa que está unida a la primera, está constituida por un arreglo de fotodiodos encargados de transformar la luz recibida en la imagen digital. A pesar de la gran reducción del tamaño, la calidad de la imagen de estos sensores no es comparable a la obtenida con los FTIR.

3.1.2. Ultrasónicos

La adquisición por ultrasonidos, se puede ver como una especie de ecografía. Se basa en el envío de señales acústicas hacia la yema del dedo y capturar el eco para tras su procesamiento poder representar la huella dactilar. El dispositivo consta de un transmisor, que genera pulsos acústicos, y el receptor, que detecta la respuesta cuando los pulsos transmitidos rebotan en la superficie del dedo de distinta manera si inciden sobre un valle o una cresta. Esta técnica se muestra robusta frente a la suciedad y grasas acumuladas en el dedo, además de obtener imágenes de buena calidad. El inconveniente es que todavía es cara y no está desarrollada lo suficiente.

3.1.3. Estado sólido

Son conocidos como sensores de silicio, surgieron para abaratar los dispositivos y reducir el tamaño de los mismos. Todos los sensores basados en silicio constan de una matriz de píxeles, siendo cada píxel un pequeño sensor. Las principales tecnologías desarrolladas para la adquisición de la imagen digital son: campo eléctrico, piezoeléctrico, capacitivo y térmico.

3.1.3.1. Campo eléctrico

Se considera la carga con una onda de radio de baja intensidad en el dedo como un transmisor, y las variaciones entre valles y crestas como un arreglo de antenas debidamente sintonizada. Para conseguirlo, el sensor consta de un anillo conductor que genera una señal sinusoidal y una matriz de antenas activas que reciben la señal generada por el anillo modulada por la morfología de la piel. Es precisamente la dependencia de las propiedades fisiológicas de la piel lo que le hace ser un sensor difícil de engañar con dedos artificiales. Sin embargo, la necesidad del contacto directo entre el anillo generador y el dedo puede causar rechazo del usuario por la alta temperatura que puede alcanzar la superficie de contacto.

3.1.3.2. Presión o piezoeléctrico

Los sensores piezoeléctricos han sido diseñados para generar una señal eléctrica cuando son sometidos a una presión, esto es el denominado efecto piezoeléctrico. De tal forma que a más presión mayor corriente se genera. Una vez más, la diferencia de distancias existentes entre las crestas y los valles con respecto a la superficie del sensor, se traducen en una diferencia de presión y por tanto en una diferencia de corriente. Desafortunadamente, estos sensores no son lo suficientemente sensibles como para detectar diferencias de presión tan pequeñas y se pueden falsear fácilmente.

3.1.3.3. Capacitivos

Es una de las tecnologías más usada de entre los sensores de silicio. El sensor formado por un arreglo bidimensional de píxeles sensibles a la carga electrostática, se puede considerar como una de las pletinas del condensador, mientras que la otra pletina la constituiría el dedo, creándose pequeñas cargas eléctricas entre las dos pletinas. Las variaciones en el dieléctrico entre una cresta (formada principalmente por agua) y un valle (compuesto por aire) causan una variación capacitiva local. Esto permite que las crestas y los valles sean identificados, y la imagen sea construida. En ocasiones los dedos demasiado húmedos, por el sudor o incluso demasiado secos, dificultan la adquisición de la huella dactilar, una ventaja de los sensores

capacitivos, es que permite ajustar parámetros para mejorar la lectura en estas condiciones; desafortunadamente también tiene inconvenientes, como la necesidad de limpieza frecuente para evitar grasas o suciedad que perjudique la calidad de la imagen, o la posibilidad de dañar el dispositivo con descargas electrostáticas residuales generadas por el dedo.

3.1.4. Sin contacto

Cuando un dedo toca o se desplaza sobre una superficie, la piel se deforma. La presión ejercida, el estado de la piel y la proyección de una superficie tridimensional irregular (dedo) sobre un plano bidimensional, introducen distorsión, ruido e inconsistencias en la huella capturada. Para tratar de solucionar estos problemas está surgiendo un nuevo enfoque en lo referente a tecnologías de captura de huella dactilar, los sistemas de huella dactilar Sin Contactos o Touchless. Debido a la falta de contacto entre el dedo y una superficie rígida, no produce ningún tipo de deformación en la piel durante la captura. Los enfoques utilizados en la captura de huellas digitales se pueden agrupar en: imágenes basadas en la reflexión sin Contactos (RTFI, Reflection-based Touchless Finger Imaging) y las imágenes basadas en la transmisión sin contactos (TTFI, Transmission-based Touchless Fingerprint Imaging).

3.1.4.1. RTFI

Se emite luz monocromática sobre el dedo y la reflejada se captura a través de la cámara CCD o CMOS.

3.1.4.2. TTFI

La luz que atraviesa el dedo, normalmente luz natural o ambiente, es capturada en la cámara CCD o CMOS.

Cualquiera de los dos casos, la imagen resultante es de menor contraste que las obtenidas mediante la tecnología FTIR, lo que es importante para una buena extracción de minucias y de esta forma. Además, si la superficie del dedo no es iluminado perpendicularmente se producen sombras en los valles debido a las crestas que se traducen en una mala representación de los detalles pequeños para lo que se debe recurrir a técnicas de iluminación más sofisticadas para evitar estos errores de representación y obtener imágenes más contrastadas, aumentando el tamaño del dispositivo y su coste.

3.1.4.3. Touchless 3D

Basadas en el enfoque Touchless, se toman muestras del dedo desde diferentes puntos de vista, por medio de un sistema multicámara o la combinación de cámara y espejos. Esta nueva tecnología de muestreo, resuelve algunos de los problemas asociados a los sensores de contacto como son los debidos a una mala posición del dedo, deformación de la piel, suciedad o huellas latentes, además también aborda algunas de las debilidades de los touchless mencionados anteriormente. Sin embargo, esta tecnología presenta nuevos desafíos. Por ejemplo, la compatibilidad entre las imágenes 3D obtenidas, proporcionan un nuevo patrón de minucias, y las 2D disponibles actualmente.

3.2. Procesamiento Digital de Imágenes

Durante la fase del procesamiento se llevan a cabo una serie de acciones que tienen por finalidad facilitar el trabajo posterior; acciones tales como eliminar ruidos o calibrar adecuadamente los rangos monocromáticos y cromáticos, el contraste o la definición de las diferentes áreas.

3.2.1. Pre-procesamiento de la imagen

3.2.1.1. Ecuación del histograma

Para una imagen en escala de grises, su histograma consiste en el análisis de sus niveles de gris; Es decir, un gráfico que indica el número de veces que cada nivel de gris ocurre en la imagen. Podemos deducir mucho sobre la apariencia de una imagen a partir de su histograma, por ejemplo:

- * En una imagen oscura, los niveles de grises (y por lo tanto el histograma) se agruparían en el extremo inferior (niveles de gris aproximadamente en el rango entre 0 y 100)
- * En una imagen uniformemente brillante, los niveles de gris se agruparían en el extremo superior (niveles de gris aproximadamente en el rango entre 200 y 255)
- * En una imagen bien contrastada, los niveles de gris estarían bien distribuidos en gran parte de la gama de los niveles de gris

Existen algunos métodos que requieren de la entrada de parámetros por el usuario, como es el caso del estiramiento de histograma (histogram stretching). A veces un mejor enfoque es proporcionando la ecuación del histograma, que es un procedimiento completamente automático. Entonces se tiene una imagen con L diferentes escalas de gris $0, 1, 2, 3, \dots, L - 1$ y que el nivel de gris i ocurre n_i veces en la imagen. Suponiendo que el número total de píxeles en una imagen es n (así que $n_0 + n_1 + n_2 + \dots + n_{L-1} = n$). Para transformar los niveles de gris para obtener una imagen mejor contrastada, cambiamos el nivel de grises i a:

$$\left(\frac{n_0 + n_1 + \dots + n_i}{L} \right) (L - 1) \quad (3.1)$$

Donde este número es redondeado al entero más cercano. Por ejemplo, como es mostrado en la figura 3.1.



Figura 3.1. Ecualización de la imagen

3.2.1.2. Filtrado

En este proceso se trata de reducir al máximo el ruido contenido en la imagen producido por el tipo de iluminación, las sombras entre los objetos, pequeños puntos no deseados dentro de la imagen y otros efectos que pueden estar presentes en una imagen digital como resultado del muestreo, cuantización, transmisión o por perturbaciones en el sistema como pueden ser las partículas de polvo en el sistema óptico. Para la eliminación de todo este tipo de ruido se emplean diferentes tipos de filtros. Filtrar una imagen (f) consiste en aplicar una transformación (T) para obtener una nueva imagen (g) de forma que ciertas características son acentuadas o disminuidas, de acuerdo a la siguiente relación:

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (3.2)$$

3.2.1.3. Filtrado en el dominio espacial

Las técnicas de filtrado en el dominio espacial operan directamente sobre los píxeles de la imagen mediante una máscara cuadrada o rectangular. Una máscara es una pequeña imagen que consiste en una serie de valores predeterminados para cada posición (ver figura 3.2). La máscara se centra sobre el píxel de interés, de tal forma que el nuevo valor del píxel depende de los píxeles que cubren la máscara.

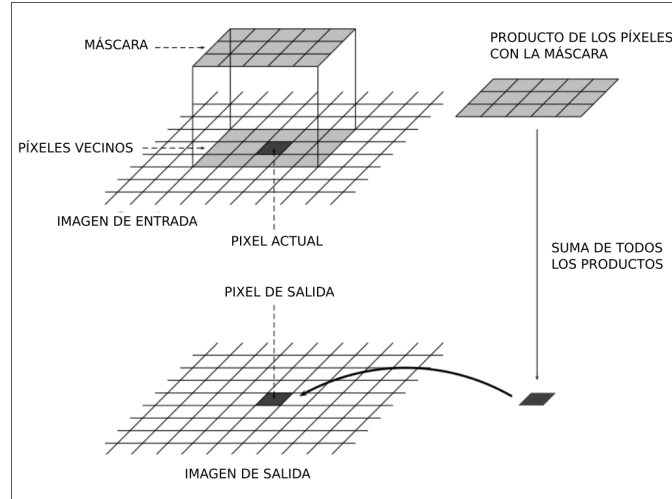


Figura 3.2. Diagrama del proceso de filtrado espacial [10].

A cada celda de la máscara le corresponde un peso o coeficiente (m), figura 3.3, donde el nuevo valor del píxel es el producto de las sumatorias de los píxeles vecinos (figura 3.4) con el peso correspondiente.

$m(-1, -2)$	$m(-1, -1)$	$m(-1, 0)$	$m(-1, 1)$	$m(-1, 2)$
$m(0, -2)$	$m(0, -1)$	$m(0, 0)$	$m(0, 1)$	$m(0, 2)$
$m(1, -2)$	$m(1, -1)$	$m(1, 0)$	$m(1, 1)$	$m(1, 2)$

Figura 3.3. Ejemplo de máscara de 3x5 [10].

$p(i - 1, j - 2)$	$p(i - 1, j - 1)$	$p(i - 1, j)$	$p(i - 1, j + 1)$	$p(i - 1, j + 2)$
$p(i, j - 2)$	$p(i, j - 1)$	$p(i, j)$	$p(i, j + 1)$	$p(i, j + 2)$
$p(i + 1, j - 2)$	$p(i + 1, j - 1)$	$p(i + 1, j)$	$p(i + 1, j + 1)$	$p(i + 1, j + 2)$

Figura 3.4. Matriz de píxeles vecinos de la imagen de 3x5 [10].

Entonces la relación es la siguiente [10]:

$$f(i, j) = \sum_{s=-1}^1 \sum_{t=-2}^2 m(s, t)p(i + s, j + t) \quad (3.3)$$

3.2.1.4. Filtro de mejoramiento del contraste

El objetivo del filtro es realzar el contraste de las líneas de la huella, ya que estas no son constantes a lo largo de la imagen. La entrada del filtro es una imagen en niveles de grises.

La salida es una imagen en niveles de grises con la particularidad de que la media μ_0 y la varianza σ_0 tienden a valores predeterminados. Donde μ es la media y σ es la varianza de la imagen, las ecuaciones empleadas por este filtro son [3]:

$$I'(x, y) = \begin{cases} \mu_0 + \sqrt{\frac{(I(x, y) - \mu)\sigma_0}{\sigma}} & \text{Si } I(x, y) > \mu \\ \mu_0 - \sqrt{\frac{(I(x, y) - \mu)\sigma_0}{\sigma}} & \text{En otro caso} \end{cases} \quad (3.4)$$

3.2.1.5. Filtro gaussiano

La atenuación del ruido mediante el filtro Gaussiano es menos agresiva que el de bordes debido a la forma de esta función, la parte central aislará el ruido con mayor fuerza que en la periferia, la respuesta impulsiva de la función Gaussiana es dada por la siguiente relación [10]:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.5)$$

Donde σ es la varianza de la exponencial bidimensional sobre los ejes x y y , que definen el tamaño de la máscara.

3.2.2. Segmentación de la imagen

Se encarga de separar la imagen en sus partes constituyentes, con lo que entramos en el dominio del análisis y, con ello, en el núcleo de los problemas propios del procesamiento de imágenes. La segmentación supone la detección de puntos, líneas y bordes. A partir de este momento, se busca identificar bordes continuos, fronteras y regiones. La segmentación depende por lo general de la aplicación que dicta las propiedades visuales de los elementos de interés cuya detección se busca. El método más general se basa en la detección de discontinuidades y el problema deriva de que las discontinuidades resultan de bordes significativos. A continuación se presentan algunos tópicos mas importantes para realizarlo.

3.2.2.1. Umbralización

Se trata de un caso particular de ampliación de contraste. Mediante el proceso de umbralización, se divide el histograma de la imagen usando un umbral único. Dependiendo si el tipo de umbralización es superior, inferior o binarización, algunos píxeles se forzarán a blanco, otros a negro y otros se mantendrán. La siguiente relación permite que una imagen en escala de grises se convierta en una imagen binaria (en blanco y negro) eligiendo primero un nivel

de gris T en la imagen original y luego cambiando cada píxel en blanco o negro según su valor de gris sea mayor o menor que T :

$$Píxel \begin{cases} \text{Blanco} & \text{Si su nivel de gris es } > T \\ \text{Negro} & \text{Si su nivel de gris es } \leq T \end{cases} \quad (3.6)$$

También se puede plantear una umbralización doble eligiendo dos valores T_1 y T_2 y aplicando lo anterior, tenemos la siguiente relación:

$$Píxel \begin{cases} \text{Blanco} & \text{Si el nivel de gris está entre } T_1 \text{ y } T_2 \\ \text{Negro} & \text{Si el nivel de gris es cualquier otro caso} \end{cases} \quad (3.7)$$

3.2.2.2. El método de Otsu

Es uno de los métodos más utilizados para la obtención automática del umbral para la segmentación de una imagen, se fundamenta en el análisis discriminante [11]. En este caso el umbral es considerado como el valor que permite la partición de la imagen en dos clases C_0 y C_1 (objeto y fondo) por medio del nivel gris u , esto es $C_0 = \{0, 1, \dots, u\}$ y $C_1 = \{u + 1, u + 2, \dots, L - 1\}$, donde L es el número de niveles de grises. Sean $\sigma_w^2, \sigma_b^2, \sigma_T^2$ la varianza dentro de la clase, la varianza entre clases y la varianza total respectivamente. El umbral óptimo puede ser obtenido al maximizar cualquiera de las siguientes funciones con respecto a u [12].

$$\lambda = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2}, \eta = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_T^2}, \kappa = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_w^2} \quad (3.8)$$

3.2.2.3. Binarización

Los píxeles cuyo nivel no superan el umbral se fuerzan a blanco y los que lo superan, a negro. La imagen resultante de esta operación será una imagen binaria. Esta binarización es muy interesante en ciertas aplicaciones ya que puede servir para resaltar las partes brillantes de una imagen, que suelen corresponder a los objetos situados sobre un fondo oscuro. Otra aplicación bastante útil de esta operación, es el tratamiento de imágenes que tienen carácter binario. Un ejemplo de este tipo es un papel escrito que, al pasarlo por un escáner, puede que la imagen obtenida no sea binaria debido a la iluminación del fondo y al ruido introducido por el sensor. Con la binarización podemos convertir dicha imagen no binaria en una binaria. El primer paso es obtener el histograma de la imagen original, obtener un gráfico que indique cual es la distribución, respecto del nivel de gris, que tienen todos los píxeles de la imagen. Para ello, en el gráfico se representan, por un lado, en el eje de las abscisas, todos los niveles

de gris de los que consta la imagen y, por otro lado, en el eje de las ordenadas, el número de pixeles que tienen dicho nivel de gris. A continuación se analiza dicho histograma, se toma el criterio oportuno según la simplificación que se quiera realizar, y por último se colocan unos umbrales en el histograma lo que provoca que se formen las regiones (dos en el caso de la binarización pero pueden ser más). Cada una de estas regiones queda etiquetada con un nivel de gris diferente (para la binarización). Una región con negro y la otra con blanco), por ejemplo, en la siguiente figura se muestra éste proceso.

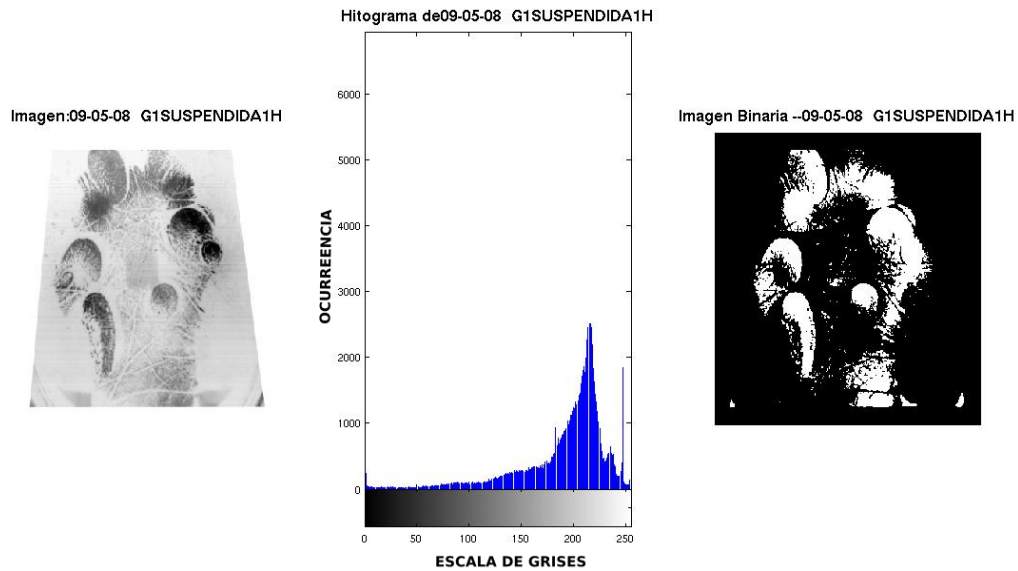


Figura 3.5. Ejemplo del proceso de binarización.

3.2.3. Operadores morfológicos

La morfología o morfología matemática es una rama del procesamiento de imágenes que es particularmente útil para analizar las formas en las imágenes. Puede aplicarse a las imágenes en escala de grises y binarias. Se utilizan para eliminar pequeños puntos aislados que no pertenecen a nuestro objeto en cuestión mediante técnicas como: erosión, dilatación, apertura y cerradura.

La dilatación de A por B el cual es representada como $A \oplus B$ es el conjunto de puntos de todas las posibles sumas de pares de elementos uno de cada conjunto A y B [10]:

$$A \oplus B = \bigcup_{\beta \in B} (A + \beta) \quad (3.9)$$

También es equivalente a:

$$A \oplus B = \{(x, y) + (u, v) : (x, y) \in A, (u, v) \in B\} \quad (3.10)$$

Se considera que A es la imagen y B es el elemento estructural. El elemento estructural es en morfología matemática la máscara o núcleo de convolución en los filtros lineales. Los elementos estructurales más comunes son los conjuntos que están 4-conectados(N_4), y 8-conectados(N_8), ambos ilustrados en las figuras 3.6 y 3.7.

0	1	0
1	1	1
0	1	0

Figura 3.6. Elemento estructural N_4 .

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Figura 3.7. Elemento estructural N_8 .

La operación de dilatación hace que los objetos se expandan y la cantidad o la forma en que crezcan depende del elemento estructurante.

Dado dos conjuntos A y B , la erosión, se escribe como $A \ominus B$, y se define como [10]:

$$A \ominus B = \{w : B_w \subseteq A\} \quad (3.11)$$

En otras palabras, la erosión de A por B , consiste en todos los puntos $w = (x, y)$ para el cual B_w esta en A . Para realizar una erosión, podemos mover B sobre A , y encontrar todos los lugares que va a encajar y para cada uno de ellos marcar el punto correspondiente (x, y) de B . El conjunto de todos estos puntos formará la erosión.

La apertura de A por B es una erosión de A por B seguida de la dilatación, utilizando en ambas operaciones el mismo elemento estructurante [10].

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3.12)$$

También es equivalente a:

$$A \circ B = \cup \{B_w : B_w \subseteq A\} \quad (3.13)$$

De manera análoga a la apertura podemos definir el cierre, que puede considerarse como una dilatación seguida por una erosión y se denota $A \bullet B$:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3.14)$$

3.2.3.1. Distancia de Hamming normalizada

La distancia de Hamming normalizada HD entre dos imágenes binarias A_n y B_n , se define como la fracción de bits que no coinciden entre ellos [13]:

$$HD = \frac{1}{NxM} \sum_{n=1}^{NxM} A_n \oplus B_n \quad (3.15)$$

Donde N y M definen el tamaño de la matriz A_n . Es una medida de similitud entre dos imágenes binarias, en este caso A_n y B_n representadas como vectores, en el rango de 0 y 1.

3.2.3.2. Razón de aspecto

Es una razón entre la distancia máxima (D_{max}) y la distancia mínima (D_{min}), defino como [1]:

$$AR = \frac{D_{max}}{D_{min}} \quad (3.16)$$

3.2.3.3. Rectangularidad

La rectangularidad es definido como la razón entre la región de interés (ROI) y la razón de aspecto (AR), expresado como [1]:

$$R = \frac{A_{ROI}}{AR} \quad (3.17)$$

3.2.4. Detección de bordes

Los bordes son características básicas de la imagen. Estos tienen información útil acerca de las fronteras de los objetos que pueden usarse para el análisis de imágenes, identificación de objetos y también para aplicaciones de filtrado de imágenes. Presentan su importancia fundamental en el análisis y procesamiento de imágenes digitales. A continuación se presentan algoritmos para la detección de bordes, líneas y puntos aislados.

3.2.4.1. Filtro Prewitt

El Filtro Prewitt es un filtro de bordes, donde las máscaras (P_x y P_y), se definen de la siguiente manera [12]:

$$P_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

$$P'_x(i, j) = \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 P_x(x, y) I'(i + x, j + y) \quad (3.19)$$

$$P'_y(i, j) = \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 P_y(x, y) I'(i + x, j + y) \quad (3.20)$$

$$V = \sqrt{P_x'^2 + P_y'^2} \quad (3.21)$$

3.2.5. Superposición procrustes

El método de superposición de Procrustes minimiza las diferencias entre las configuraciones de landmarks basado en mínimos cuadrados, por lo que también se le conoce como Generalized Least Square Superimposition o GLS, lo que se traduce como superposición generalizada de mínimos cuadrados. La superposición de Procrustes se basa en tres pasos para remover toda la información no relacionada a la forma. La variación en el tamaño se elimina al ajustar cada configuración de landmarks de modo que tenga un tamaño de centroide igual a 1 (El tamaño del centroide, es una medida de tamaño que cuantifica la extensión de los landmarks en función a su centro de gravedad). La variación en la posición es removida mediante el desplazamiento de las configuraciones de manera que compartan la misma posición de su centro de gravedad. Por último las configuraciones se rotan hasta encontrar una orientación óptima para cada una de las configuraciones [14]. La figura 3.8 muestra una representación generalizada de la superposición de procrustes, donde en a) se muestran las figuras originales de landmarks, en b) se remueven las diferencias por posición al trasladar las configuraciones de los landmarks a un mismo origen del sistema de coordenadas, en c) la configuración de landmarks se escala al mismo tamaño del centroide y en d) se rotan las configuraciones para que las diferencias en las posiciones de los landmarks correspondientes, sean minimizadas.

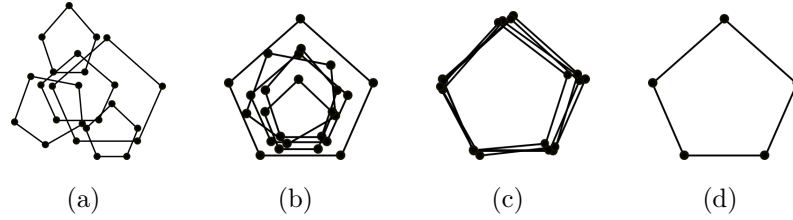


Figura 3.8. Representación generalizada de la superposición de procrustes: en el inciso a) se muestran las figuras originales, en b) las diferencias por posición a la traslación, en c) la configuración de los landmarks escalados y finalmente la rotación de configuraciones en d).

Lo que distingue este método es que el criterio en el que se basa es la minimización de las distancias Procrustes entre todas las configuraciones de landmarks. La distancia Procrustes es la raíz cuadrada de la suma de las distancias cuadradas entre las posiciones de los landmarks correspondientes. Este método es un ajuste por mínimos cuadrados que es iterativo: se alinean todas las configuraciones del conjunto de datos a una configuración particular, por ejemplo la primera configuración de landmarks, utilizando para ello el ajuste de Procrustes por mínimos cuadrados, de tal manera que la suma de las distancias al cuadrado entre landmarks correspondientes (distancia Procrustes) entre cada configuración y la configuración de referencia sea mínima. En la siguiente iteración, esta nueva forma se utiliza como la nueva configuración de referencia y cada configuración se ajusta nuevamente. Una nueva forma promedio se calcula entonces, y el procedimiento se repite hasta que la forma promedio ya no cambie, lo cual generalmente ocurre después de usar tres iteraciones o unas cuantas más. Este método de superposición ha sido utilizado desde hace muchos años y hoy en día es el método más empleado en morfometría geométrica [15].

3.2.6. Deformación de la imagen

Una deformación (Warping) de una imagen puede ser dada directamente por una función (función de mapeo) que proporciona una correspondencia espacial entre todos los puntos de la imagen de entrada, con la imagen deformada [16].

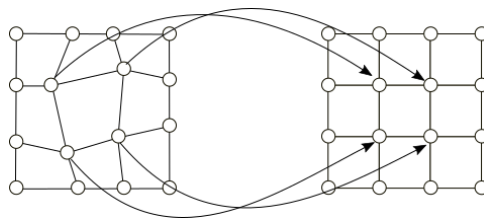


Figura 3.9. Warping aplicado sobre una malla.

La deformación de la imagen (image warping) es el proceso de manipulación digital, mediante técnicas matemáticas basadas en modelos activos de apariencia (AAM), de tal manera que cualquier forma representada en la imagen se distorsione significativamente. AAM es un método estadístico de ajuste entre los modelos de forma, apariencia, movimiento y una imagen dada. La colocación de una AAM en una imagen implica estimar los parámetros del modelo para que el modelo ejemplo y la imagen dada sean lo suficientemente cercanas. Una formulación propuesta por [17] para los modelos activos de apariencia soluciona de manera eficiente la optimización para el ajuste rápido y exacto de AAM. El empleo de este método es para alinear todas las imágenes a base de la forma media que está conformado por cinco puntos de referencia sobre la imagen de la huella del ratón.

3.2.6.1. Normalización de la imagen

La normalización de las imágenes se realizó mediante la siguiente expresión:

$$I_i = \frac{\sum_{i=1} (I_i - \bar{I})}{\|I\|} \quad (3.22)$$

Donde I_i es un vector columna de la i -ésima imagen, \bar{I} es la media del vector I_i y $\|I\|$ es la norma del vector I_i .

3.3. Algoritmos de agrupamiento particional

Los algoritmos de agrupamiento particional trabajan realizando una división inicial de los datos en grupos y moviendo después los objetos de un grupo a otro tratando de optimizar una función determinada. Estos algoritmos requieren que se conozca a priori el número de agrupaciones entre las que se debe distribuir el conjunto de datos. Algunos de los algoritmos de agrupamiento particional son los siguientes:

- * K-means: este algoritmo tiene como objetivo dividir los datos en un número prefijado de agrupamientos que contienen cada uno de ellos un centroide. Para ello se definen unos centroides iniciales alrededor y los datos se agrupan alrededor del centroide del que estén más cerca. A continuación, se recalcula el centroide de cada uno de los agrupamientos y se vuelven a distribuir todos los datos en función del centroide del que se encuentran más cerca. Este proceso se repite hasta que las agrupaciones se estabilicen y no haya cambios de datos entre una iteración y otra. El inconveniente de este agrupamiento es que falla cuando los puntos de un grupo están muy cerca del centroide de otro grupo o cuando los agrupamientos son diferentes en cuanto a tamaño y forma.

- * CURE: este algoritmo es una mezcla entre los algoritmos de agrupamiento particional y agrupamiento jerárquico que trata de eliminar los inconvenientes de cada uno de ellos. Su principio de funcionamiento es el siguiente: en cada grupo se eligen varios puntos representativos en lugar de un solo punto. Estos puntos se calculan a partir de los más dispersos del grupo, los cuales se atraen hacia el centro con el mismo factor de compresión y en cada paso se unen los dos grupos más cercanos y una vez unidos se vuelve a calcular para este nuevo grupo los puntos representativos. La similaridad entre los grupos se mide por la similitud que tenga del par de puntos más cercanos que sean uno de cada grupo.

3.4. Extracción de características

La textura se puede tomar como un descriptor usado para medir la estructura de una superficie y está directamente ligado a la percepción humana. Por ello la importancia de aplicarlo a las huellas dactilares de un ratón, donde se observan valles y formas que los distinguen de uno y otro. Utilizando un análisis de textura en estas imágenes encontramos que las métricas de este análisis diferencia una imagen de otra.

3.4.1. Matriz de Co-ocurrencia

La textura en imágenes digitales describe la estructura de una superficie, esta descripción se puede obtener con propiedades como la granulosis, el contraste y la dirección de las fibras. El análisis de texturas se fundamenta en la información redundante, y es por eso que puede presentar errores considerables cuando se aplica a zonas fronterizas donde existen cambios de textura. El análisis de textura es dependiente de que la distribución del vecindario sea uniforme con respecto a una medida y un periodo determinado.

Los elementos de la matriz de co-ocurrencia, $C_d(i, j)$, representan las frecuencias relativas de los niveles de gris i y j , tomando los píxeles dos a dos y separados una distancia d según la dirección dada. Es una indicación de cómo las combinaciones de diferentes niveles grises existen en una porción de la imagen. La matriz de co-ocurrencia se genera para un cuadrado pequeño en la ventana de la imagen. Así, cuanto mayores sean los valores de su diagonal principal más homogénea será la textura que representa, mientras que cuanto más repartidos estén los valores fuera de la diagonal más heterogénea será.

La matriz de co-ocurrencia normalizada es la siguiente:

$$N_d(i, j) = \frac{C_d(i, j)}{\sum_{i=1} \sum_{j=1} C_d(i, j)} \quad (3.23)$$

Las características derivadas de una matriz de co-ocurrencia normalizada son las siguientes métricas. La propiedad de energía da una idea de la suavidad de la textura, y esto se refleja la ubicación de sus probabilidades en la matriz de co-ocurrencia. De modo que, si una mayor cantidad de píxeles de colores iguales cumplen con la condición de ocurrencia, será posible observar un pico de intensidad en la diagonal principal de la matriz. La forma de calcularla se muestra en la ecuación 3.24.

$$Energía = \sum_i \sum_j N_d^2(i, j) \quad (3.24)$$

La entropía de una imagen es una medida de su información. Si la entropía es alta, la información tiende a ser altamente imprevisible, porque algo imprevisible o infrecuente aporta más información que algo previsible. Una imagen con información de alta entropía, contiene mucha aleatoriedad y baja redundancia. La forma de calcularla se muestra en la ecuación (3.25).

$$Entropía = - \sum_i \sum_j N_d(i, j) \log_2 N_d(i, j) \quad (3.25)$$

El contraste de una textura proporciona información acerca de las variaciones bruscas de color en la imagen. La extracción de este descriptor está dada por la expresión mostrada en la ecuación (3.26).

$$Contraste = \sum_i \sum_j (i - j)^2 N_d(i, j) \quad (3.26)$$

El descriptor de homogeneidad local proporciona información sobre la regularidad local de la textura. Indica que mientras los elementos de la matriz de coocurrencia estén más próximos a la diagonal principal mayor será el valor de la homogeneidad local. A continuación se muestra la ecuación (3.27).

$$Homogeneidad = \sum_i \sum_j \frac{N_d(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (3.27)$$

La correlación de la textura es una medida de la probabilidad que mide la relación entre las diferentes intensidades presentes en el entorno definido en la matriz de coocurrencia. Matemáticamente la correlación se describe en la ecuación (3.28).

$$Correlación = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j) N_d(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3.28)$$

3.4.2. Filtro Gabor

En el dominio espacial, un filtro Gabor 2D es el resultado de una función Gaussiana modulada por una onda sinusoidal. La expresión matemática para este filtro se describe en la siguiente ecuación [18]:

$$g(x, y) = e^{-\left(\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right)} e^{-ik(x-x_0)} \quad (3.29)$$

Donde (x_0, y_0) es el centro de la onda Gaussiana, σ_x y σ_y son las varianzas de la Gaussiana a lo largo de los ejes x y y , respectivamente; $k = 2\pi/\lambda$ es la frecuencia espacial de una onda en el plano complejo con la onda normal a lo largo del eje x , y λ es la longitud de onda. Se trabaja con filtros Gabor Wavelets que son funciones similares a sí mismas. Si se considera a la función $g(x, y)$ como la Gabor Wavelets matriz, entonces un banco de filtros similares a sí mismos puede ser creado mediante escalamientos y rotaciones de la función $g(x, y)$ a través de las siguientes expresiones [18]:

$$g_{mn} = g(x', y') \quad (3.30)$$

$$x' = a^{-m} (x \cos(\theta_n) + y \sin(\theta_n)) \quad (3.31)$$

$$y' = a^{-m} (x \sin(\theta_n) + y \cos(\theta_n)) \quad (3.32)$$

Las expresiones para mantener estas condiciones están dadas por las siguientes ecuaciones [18]:

$$a = \frac{U_h}{U_l}^{\frac{1}{M-1}} \quad (3.33)$$

$$\sigma_x = \frac{(a+1)(\sqrt{2\ln(2)})}{2\pi(a-1)U_h} \quad (3.34)$$

$$\sigma_y = \frac{\sqrt{2\ln(2) - \left(\frac{\ln(2)}{\pi\sigma_x U_h}\right)^2}}{2\pi \tan\left(\frac{\pi}{2N}\right) \left[U_h - 2\ln\left(\frac{1}{2\pi^2\sigma_x^2 U_h}\right)\right]} \quad (3.35)$$

Donde a es un factor de la escala del filtro, U_l y U_h denotan la más baja y la más alta frecuencia de interés, respectivamente. M es el número de escalas y N es el número de orientaciones.

3.5. Clasificación

3.5.1. Matching

Una clasificación simple se puede hacer mediante la comparación de la imagen de entrada y la base de datos, considerandolos como vectores $I_{entrada}$ y I_{base} , de acuerdo a las fórmulas de distancia: Euclidiana y City Block.

$$Euclidean = \sqrt{\sum_{i=1}^k |I_{entrada} - I_{base}(i)|^2} \quad (3.36)$$

$$CityBlock = \sqrt{\sum_{i=1}^k |I_{entrada} - I_{base}(i)|} \quad (3.37)$$

3.5.2. Técnica del K-vecinos más cercanos

El método del vecino más cercano representa una de las técnicas más simples e intuitivas en el campo de la discriminación estadística. Es un método no paramétrico, donde un nuevo ejemplo se coloca en la clase de la observación del conjunto de aprendizaje más cercano al nuevo ejemplo, con respecto a las covariables utilizadas. La determinación de esta similitud se basa en medidas de distancia [19].

3.5.2.1. Cálculo de la distancia ponderada de los k vecinos más cercanos utilizando una función radial

Sea x_q un vector de características para prueba x_i con $i = 1, 2, \dots, k$, los k vectores más cercanos a x_q . $f(x_i)$ es una función de etiquetado (clase) a cada ejemplo x_i de tal manera que:

$$\hat{f}(x_q) \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^k w_i f(x_i)}{\sum_{i=1}^k w_i} \quad (3.38)$$

Donde $\hat{f}(x_q)$ es la etiqueta estimada y w_i son pesos de distancia lineal que puede ser calculado

como [20]:

$$w_i = \frac{1}{d(x_q, x_i)^2} \quad (3.39)$$

$$\hat{f}(x_q) \leftarrow \sum_{i=1}^k e^{-C*d(x_q, x_i)^2} f(x_i) \quad (3.40)$$

Donde:

$$C = \frac{1}{\frac{1}{10}d_{min}(x_q, x_i)^2} \quad (3.41)$$

$$d(x_q, x_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_q(i) - x_i(i))^2} \quad (3.42)$$

3.6. Medidas de rendimiento

El comportamiento de un sistema biométrico basado en huellas dactilares con un umbral de decisión específico, puede ser mostrado a través de las siguientes tasas básicas de medida [21]:

- * FAR.- Es una medida de la probabilidad que la huella dactilar de un impostor sea aceptada por el sistema. Hace referencia a la situación donde el sistema biométrico verifica erróneamente la legitimidad del individuo, es decir representa el porcentaje de usuarios no autorizados que son incorrectamente identificados como usuarios válidos y por lo tanto aceptados por el sistema.
- * FRR.- Es una medida de la probabilidad que la huella dactilar de un individuo autorizado sea rechazado, no esta influenciado por una coincidencia de uno a muchos. Hace referencia a la situación donde el sistema biométrico rechaza erróneamente la legitimidad del individuo, es decir representa el porcentaje de usuarios autorizados que son incorrectamente rechazados por el sistema.

Las medidas de rendimiento para los sistemas de clasificación consisten fundamentalmente de dos indicadores [22]:

- * Matriz de confusión. - Describe los errores cometidos para cada clase, es una matriz comparativa entre la clase verdadera (filas) versus las clases asignadas (columnas) por el clasificador. Una matriz de confusión de un clasificador ideal contendrá valores numéricos altos solamente en la diagonal principal, siendo los valores restantes cero.
- * Precisión. - Es un indicador global que nos muestra el porcentaje de la base de datos que ha sido correctamente clasificada, éste valor depende de que si se ha considerado algún criterio de rechazo a las imágenes de huellas que contienen información muy pobre para ser clasificada.

La matriz de confusión para el caso de dos clases tiene la siguiente apariencia, como se puede apreciar en la tabla.

Tabla 3.1. Descripción de la matriz de confusión

Clase Real	Clase Predicha	
	Play	No Play
Play	Verdaderos positivos (VP)	Falsos negativos (FN)
No Play	Falsos positivos (FP)	Verdaderos negativos (VN)

VP (Verdaderos positivos): son instancias correctamente reconocidas por el sistema.

FN (Falsos negativos): instancias que son positivas y que el sistema dice que no lo son.

FP (Falsos positivos): son instancias que son negativas pero el sistema dice que no lo es.

VN (Verdaderos negativos): son instancias que son negativas y correctamente reconocidas como tales.

A partir de las mediciones de VP , FN , FP y VN , las siguientes ecuaciones permiten medir el rendimiento del algoritmo de clasificación [22] [21]:

1. Tasa de falsa alarma: Es el porcentaje de predicciones negativas incorrectamente clasificados como positivos.

$$\text{Tasa de falsa alarma (TFA)} = \frac{FP}{VN + FP} \quad (3.43)$$

2. Tasa de falso negativo: Es el porcentaje de predicciones positivas que fueron incorrectamente clasificadas como negativas.

$$\text{Tasa de falso negativo (TFN)} = \frac{FN}{VP + FN} \quad (3.44)$$

3. Sensitividad: El porcentaje de predicciones positivas que han sido predichas como positivas.

$$\text{Sensitividad (Sens.)} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.45)$$

4. Especificidad: El porcentaje de predicciones negativas que han sido predichas como negativas.

$$\text{Especificidad (Espec.)} = \frac{VN}{FP + VN} \quad (3.46)$$

5. Exactitud: Define el porcentaje de predicciones que son correctas.

$$\text{Exactitud (Exac.)} = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (3.47)$$

6. Presición: El porcentaje de predicciones positivas correctas.

$$\text{Presición (Pres.)} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.48)$$

Capítulo 4

Desarrollo

A continuación se presenta la captura de las imágenes de las huellas dactilares del ratón, metodología para el reconocimiento automático de la región de interés y finalmente la metodología para la identificación del roedor por medio de su huella dactilar mediante los conceptos planteados anteriormente. Para el caso de la identificación de huellas se propone el diagrama de flujo de la figura 4.1.

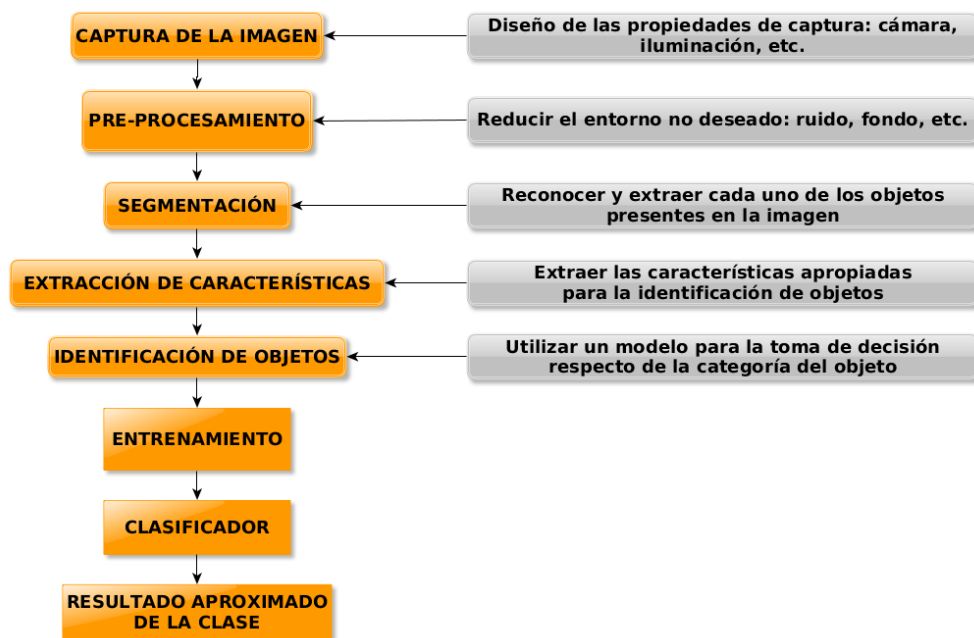


Figura 4.1. Diagrama general para el procesamiento digital de las imágenes de la huella dactilar del ratón.

4.1. Adquisición de imágenes

La obtención de imágenes fue realizada de la siguiente manera. Semanalmente, desde los 21 días y hasta los 182 días de edad, se obtuvieron imágenes plantares de la extremidad posterior izquierda de 18 ratas (*ratus norvegicus*) de la cepa Sprague/Dawley. Se formaron tres grupos: Grupo 1: 3 machos y 3 hembras mantenidas en cajas de policarbonato con material de lecho de pino, Grupo 2: 3 machos y 3 hembras mantenidas en cajas de policarbonato con material lecho comercial beta chip y finalmente el Grupo 3: 3 machos y 3 hembras mantenidas en jaulas suspendidas de acero inoxidable, que corresponden a las tres formas de alojamiento de nuestro Bioterio. Las imágenes se obtuvieron mediante un lector óptico biométrico CCD Microsoft, modelo 1033 con interfaz USB, estas imágenes fueron proporcionadas por el trabajo de [2], figura 4.2.

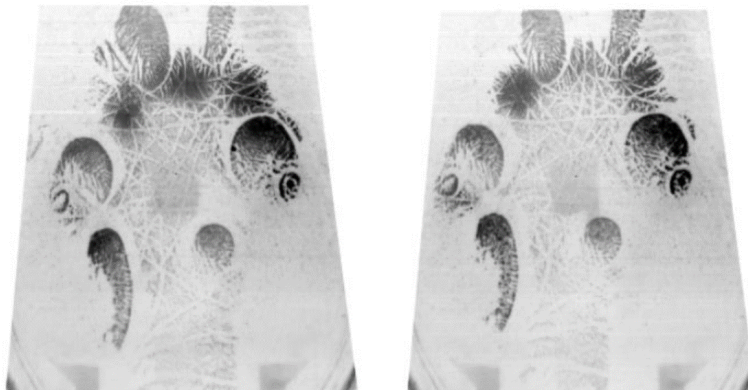


Figura 4.2. Imágenes de las huellas de un mismo animal efectuadas en diferentes etapas de su corta vida.

En estas imágenes no se observan definiciones adecuadas de la parte interna de la pata de la rata, el cual define la región de interés (ROI), entonces se procedió a adquirir nuevas imágenes. Se realizaron dos interfaces en Java (figura 4.3) para dos modelos de lectores biométricos de la empresa digitalPersona modelos U.ARE.U. 5160 y 4500; en donde se genera la base de datos en Excel de la imagen de la huella capturada y los datos que emplea el bioterio, los cuales son: la cepa, fecha de nacimiento, número de madre, número de padre, sexo, peso y número de animal. Además se empleó un molde en acrílico de la pata del ratón, el cual ayuda al usuario enfocar mejor la región de interés, figura 4.4.

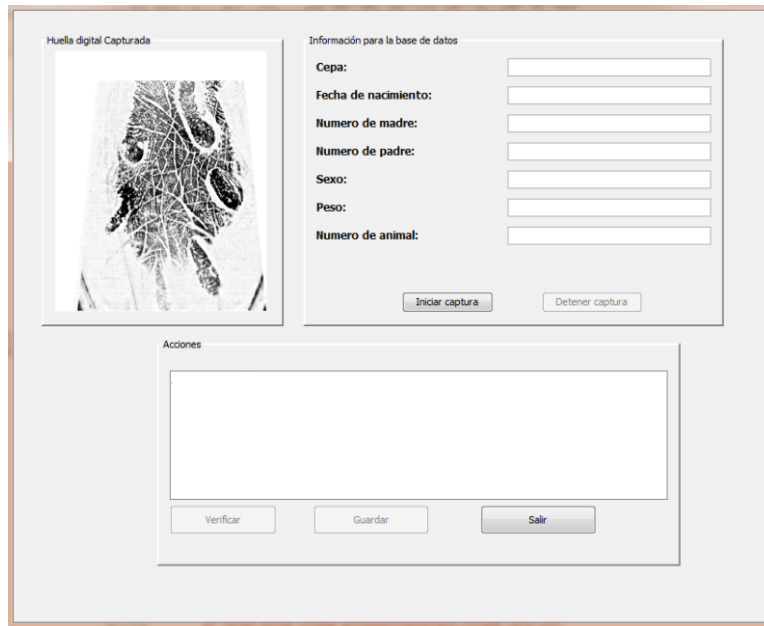


Figura 4.3. Interfaz del software en Java para la captura de la huella dactilar.



(a) Molde de la pata de la ratón.



(b) Rata Sd6.



(c) Ratón Zucker80.

Figura 4.4. Imágenes de molde y captura de la huella de una rata y ratón.

Se obtuvieron mejores imágenes con el lector U.ARE.U. 4500, el cual utiliza tecnología óptica de escaneo de huellas digitales para obtener una excelente calidad de la imagen, un área de captura amplia y un alto rendimiento. Una de las características es que funciona con huellas secas, húmedas y ásperas. Las especificaciones del lector son las siguientes [23]:

- * Resolución en Píxeles: 512 dpi (promedio x, y sobre el área de escaneo)
- * Área de captura del escáner: 14.6mm (ancho normal en el centro), 18.1 mm (largo normal)
- * Escala de gris de 8 bits (256 niveles de gris)

* Tamaño (aproximado) del lector: 65mm x 36 mm x 15.56 mm

Se capturaron 742 imágenes de huellas plantares de la extremidad posterior izquierda de 14 ratas de las cepas: Long evans, SD, Wistar y Zucker, donde 4 ratas fueron etiquetadas como: Long_ evans0, Long_ evans1, Long_ evans2 y Long_ evans3; 7 como: Sd1, Sd6, Sdsin_ num, Sd_ taiep0, Sd_ taiep1, Sd_ taiep2 y Sd_ ataiep3; 2 como: Wistar_ sinnum y Wistar_ sinnum; finalmente uno como: Zucker80.



(a) Rata Sd6



(b) Ratón Zucker80

Figura 4.5. Imágenes de huellas dactilares de una rata y ratón.

4.2. Pruebas de extracción de características y reconocimiento de la huella dactilar del ratón empleando SDKs comerciales

El objetivo principal de estas pruebas es saber si los programas comerciales (SDKs) empleados para identificar la huella digital del ser humano permiten de igual manera reconocer la huella digital del ratón. A continuación se muestran algunos SDKs empleados comúnmente como sistemas de identificación.

4.2.1. Neurotechnology

Neurotechnology proporciona algoritmos y productos de desarrollo de software para reconocimiento biométrico de huellas dactilares, cara, iris, reconocimiento de voz y palma, visión por computadora y reconocimiento de objetos a empresas de seguridad, integradores de sistemas y fabricantes de hardware. Más de 3000 integradores de sistemas y proveedores de sensores en más de 100 países licencian e integran la tecnología de la empresa en sus propios productos. Los productos de Neurotechnology se usan tanto para aplicaciones civiles como forenses, incluyendo cruces fronterizos, investigaciones criminales, sistemas de registro de votantes, verificación y duplicación, emisión de pasaportes y otros proyectos a escala nacional [24].

Las pruebas que se realizaron fueron el reconocimiento de la huella dactilar del humano y ratón, mediante el programa de Neurotechnology. En la figura 4.6, es un ejemplo del procesamiento de la huella dactilar del humano donde se observa un escaneo correcto de este. Mientras que en la figura 4.7, es el escaneo de la huella dactilar del ratón, el cual arroja un mensaje donde menciona que no puede procesar esta huella y la extracción de características no se puede realizar.

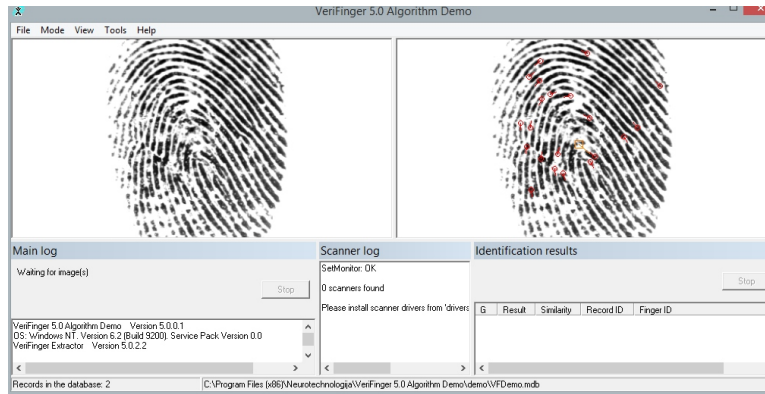


Figura 4.6. Resultado del programa de Neurotechnology para la huella digital humana.

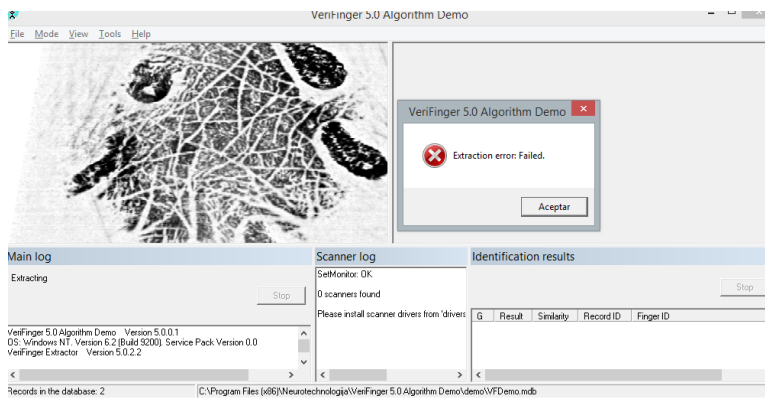


Figura 4.7. Resultado del programa de Neurotechnology para la huella digital del ratón.

4.2.2. Digitalpersona

Los lectores de DigitalPersona utilizan tecnología óptica de escaneado de huellas digitales para obtener una excelente calidad de la imagen, una área de captura amplia y un alto rendimiento. El lector U.are.U 4500 y el Motor de Reconocimiento de Huellas Digitales de DigitalPersona poseen una habilidad única para autenticar con exactitud y de forma rápida hasta las huellas más difíciles, sin importar el ángulo en el que se coloca el dedo [23].

A continuación se presentan las pruebas para el reconocimiento de la huella dactilar del humano y ratón, mediante el programa de Fingerprint SDK de DigitalPersona, el proceso que realiza para la identificación es mediante la localización de minucias en la huella. En la figura 4.8, es un ejemplo del procesamiento de la huella dactilar del humano, donde se observa el conjunto de minucias localizadas correctamente mediante círculos azules y líneas verdes, que definen el patrón de identificación de esta huella, también cabe destacar que es un template de buena calidad. Mientras que en la figura 4.9, es la identificación de la huella dactilar del

ratón el cual localiza también el patrón de minucias, pero el template es de baja calidad y por lo cual no puede realizar el reconocimiento de la huella.

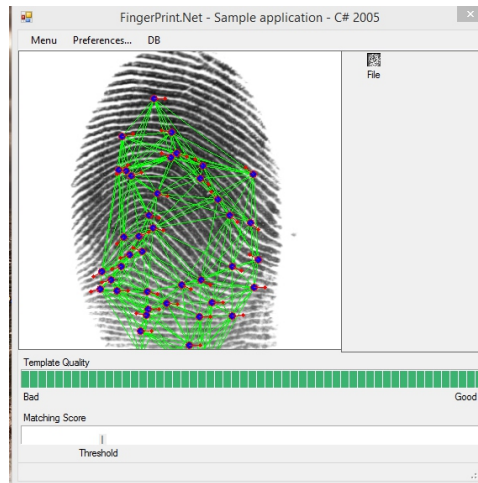


Figura 4.8. Resultado del programa de Fingerprint SDK de DigitalPersona para la huella digital humana.

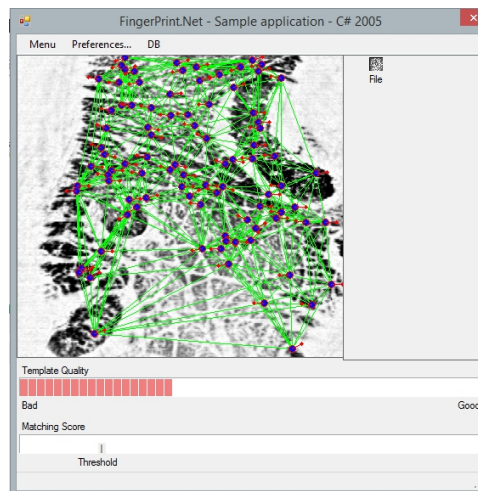


Figura 4.9. Resultado del programa de Fingerprint SDK de DigitalPersona para la huella digital del ratón.

4.2.3. Sistema de reconocimiento de huellas dactilares v1 de Matlab

La identificación de huellas dactilares es un mecanismo ampliamente utilizado en identificación biométrica. Hasta ahora, diferentes técnicas han sido propuestas para obtener una identificación de huellas dactilares satisfactoria. La representación basada en las minucias, ampliamente utilizada, no permite establecer una combinación significativa de la rica información discriminativa disponible en las huellas dactilares. Las estructuras de crestas locales no podían ser completamente caracterizadas por minucias. El algoritmo propuesto basado en filtros, utiliza un banco de filtros Gabor para capturar los detalles locales y globales en una huella digital como un código de dedo compacto de longitud fija. La identificación de huellas dactilares se basa en la distancia euclidiana entre los dos códigos de dedo correspondientes y, por tanto, es extremadamente rápido y preciso que los basados en minucias. La precisión del sistema es del 98,22 % [25].

La comprobación del reconocimiento de la huella dactilar del humano y ratón, mediante el programa de Matlab para el reconocimiento de huellas dactilares V1 fue empleando 100 imágenes tanto de las huellas del pulgar del humano como de la pata posterior izquierda del ratón, donde el procesamiento del programa muestra el campo de orientación de las minucias y el realce de las grietas de la huella como se muestra en la figura 4.10 para el caso de una huella humana, mientras que en la figura 4.11 es para la huella del ratón. Este programa permite el reconocimiento de la huella dactilar del ratón con un porcentaje correctamente reconocidas de 80 % para cinco ratones diferentes, pero mientras se incrementa el número de ratones este porcentaje decrece, esta medida fue calculada mediante una matriz de confusión.

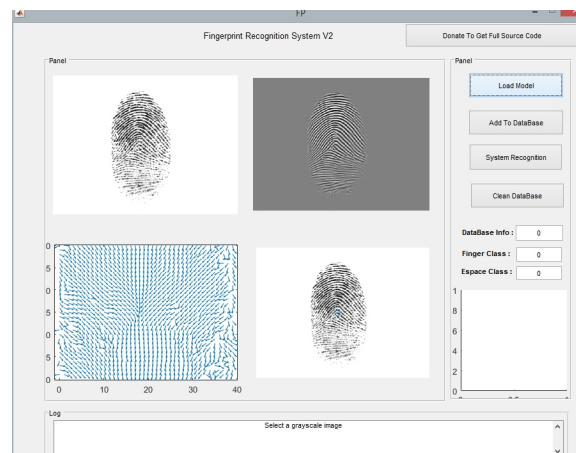


Figura 4.10. Resultado del programa demo de Matlab para la identificación de la huella dactilar del humano.

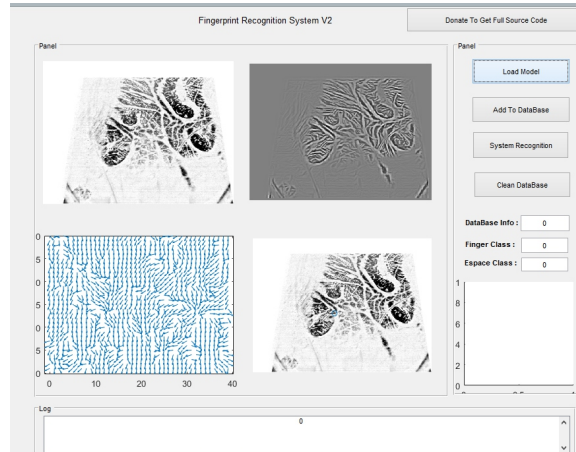


Figura 4.11. Resultado del programa demo de Matlab para la identificación de la huella dactilar del ratón.

4.3. Reconocimiento automático de la región de interés (ROI)

Para realizar el reconocimiento de la huella dactilar del ratón, lo primero es delimitar la región de interés (ROI), mostrado en la figura 4.12, [1]. Donde se establecen cinco puntos de referencia (landmarks) etiquetados con las letras A, B, C, D y E, en las zonas de los cojinetes de la huella.

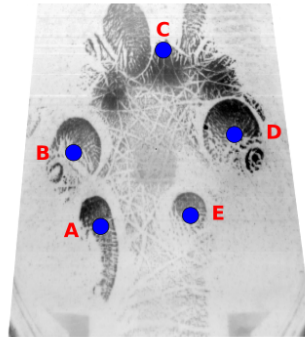


Figura 4.12. Delimitación de la ROI.

La idea fundamental es separar la imagen en sus partes constituyentes para el cual se planteará la forma en que se segmenta la imagen de la huella dactilar del ratón, con lo que nos entramos en el dominio del análisis y, con ello, en el núcleo de los problemas propios del procesamiento de imágenes. La segmentación supone la detección de puntos, líneas y bordes. A partir de este momento, se busca identificar bordes continuos, fronteras y regiones. La segmentación depende por lo general de la aplicación que dicta las propiedades visuales de los elementos de interés cuya detección se busca. A continuación se presenta la metodología y finalmente se presentan los resultados alcanzados.

4.3.1. Metodología

La metodología que se utilizó para realizar el reconocimiento de la región de interés (ROI) de la imagen de la huella dactilar del ratón (figura 4.12), es de acuerdo al diagrama de flujo mostrado en la figura 4.13.



Figura 4.13. Diagrama general para reconocer la ROI de manera automática.

En el proceso de pre-procesamiento se aplicó un filtro Gaussiano para suavizar la imagen, ecuación 3.5. También en esta etapa se aplicó al conjunto de imágenes un filtrado para el mejoramiento de contraste para realzar las líneas de las huellas, ya que estas no son constantes a lo largo de la imagen, empleando la ecuación 3.4, propuesta por [3].

4.3.1.1. Segmentación

En la etapa de segmentación está basado en el siguiente diagrama de flujo, figura 4.14.



Figura 4.14. Diagrama de flujo para la etapa de segmentación.

La imagen segmentada figura 4.15 es el resultado de las siguientes operaciones, el cual en la figura 4.15(a) muestra la imagen original, a continuación se aplico el filtrado espacial de este con el conjunto de filtros Gabor con orientaciones de 0° , 45° , 90° y 135° , seguido del filtrado gaussiano en cada orientación y finalmente PCA, obteniendo el resultado de la figura 4.15(b), después se obtiene una imagen binaria figura 4.15(c) del contorno que define la región de interes (ROI), obtenido tras aplicar K-Means, este último es empleado como máscara para segmentar la imagen original, mediante la multiplicación pixel a pixel de ambos, obteniendo la imagen segmentada de la ROI, figura 4.15(d).

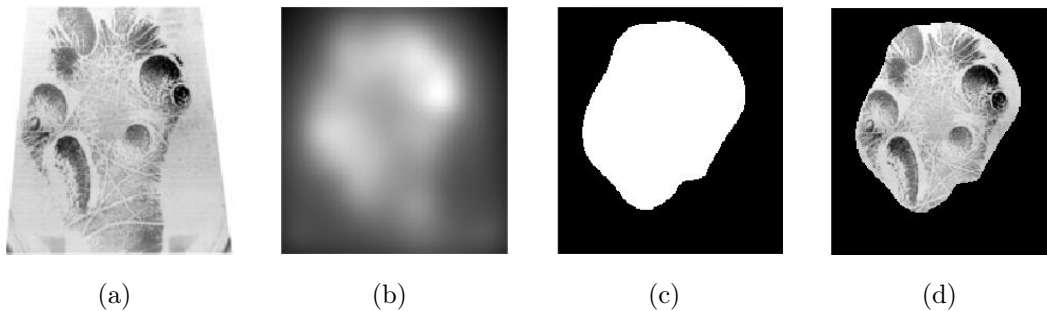


Figura 4.15. Resultados correspondientes a la etapa de segmentación para una imagen de la huella dactilar del ratón, la imagen original es mostrada en la figura 4.15(a), las características de textura del filtro Gabor se muestran en la figura 4.15(b), la máscara binaria correspondiente a esta huella se observa en la figura 4.15(c) y finalmente la imagen segmentada se muestra en la figura 4.15(d).

En el dominio espacial, un filtro Gabor 2d es el resultado de una función Gaussiana modulada por una onda sinusoidal. Estas funciones operan en el conjunto de los números complejos, cuya parte real es la función de Gabor simétrica y la parte imaginaria es la función de Gabor asimétrica. En este trabajo se empleó la parte real que está dada por la expresión 4.1.

$$G(x_p, y_p) = g e^{-\left(\frac{(x_p+y_p)^2}{\sigma}\right)} \cos(wx_p) \quad (4.1)$$

$$x_p(x, y, \theta) = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (4.2)$$

$$y_p(x, y, \theta) = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta) \quad (4.3)$$

Donde σ es la varianza de la Gaussiana para este caso es de 32, $w = 2\pi/k$ es la frecuencia espacial, k es el período espacial cuyo valor es 25 ciclos/imagen, g es un factor de escala del

filtro con valor de 0.8. El tamaño del conjunto de filtros gabor es de 33×33 píxeles, estos valores son tomados conforme a los artículos [1], [26] y experimentales.

En la figura 4.16, se muestra la gráfica en 2D del filtro Gabor par y el conjunto de 4 filtros empleados para la codificación en las orientaciones $\theta = 0, \pi/4, \pi/2, \text{ y } 3\pi/4$.

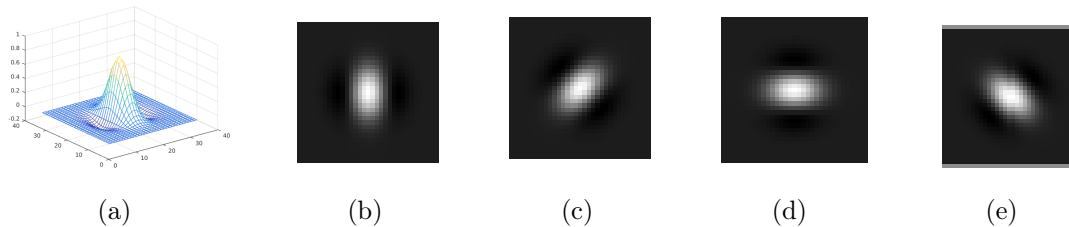


Figura 4.16. Gráfica en 2D del Filtro Gabor figura 4.16(a) y el conjunto de 4 filtros en las orientaciones $\theta = 0, \pi/4, \pi/2, \text{ y } 3\pi/4$ correspondientes a las figuras 4.16(b), 4.16(c), 4.16(d) y 4.16(e).

4.3.1.2. Extracción de características, identificación de objetos y ubicación de cuadrantes

En primera instancia se realizó la localización del punto de referencia A, sobre la imagen de la huella del ratón, donde se calculó su centroide de la máscara binaria figura 4.15(c), esto nos permitió establecer cuatro cuadrantes sobre la imagen segmentada y de esta forma simplificar la búsqueda de los otros cuatro puntos de referencia por cuadrante, figura 4.17.

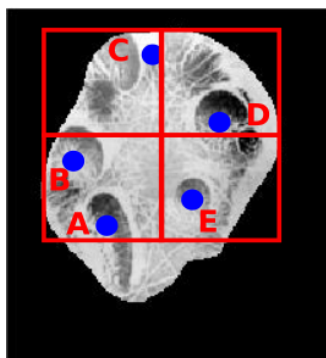


Figura 4.17. Ubicación de cuatro cuadrantes sobre la imagen segmentada.

Entonces esta referencia es importante, ya que en todas las imágenes siempre está presente. Además la forma del cojinete se mantiene a diferencia de los otros puntos de referencia, este no cambia a la hora de la captura de la huella dactilar del ratón. A partir de la imagen segmentada se obtiene su imagen binaria en función del umbral T , calculada por el método Otsu y posteriormente se realiza un etiquetado empleando el algoritmo propuesto por [27],

después se aplicaron operaciones morfológicas para remover pixeles indeseables y cerrar huecos en los objetos etiquetados. A continuación se realiza el cálculo de la distancia normalizada de Hamming (HD), razón de aspecto (AR) y rectangularidad (R) de los objetos etiquetados con una base de datos; este contiene 20 imágenes de la forma binaria que ubica el punto de referencia A , y finalmente se realiza una comparación de HD , AR y R , con un factor de umbral $FacD = 80\%$ de cada una de estas métricas. Si no se encuentra el punto de referencia A , se cambia el umbral T correspondiente hasta que logre encontrar el cojinete plantar del ratón, esto es de acuerdo al diagrama de flujo de la figura 4.18.

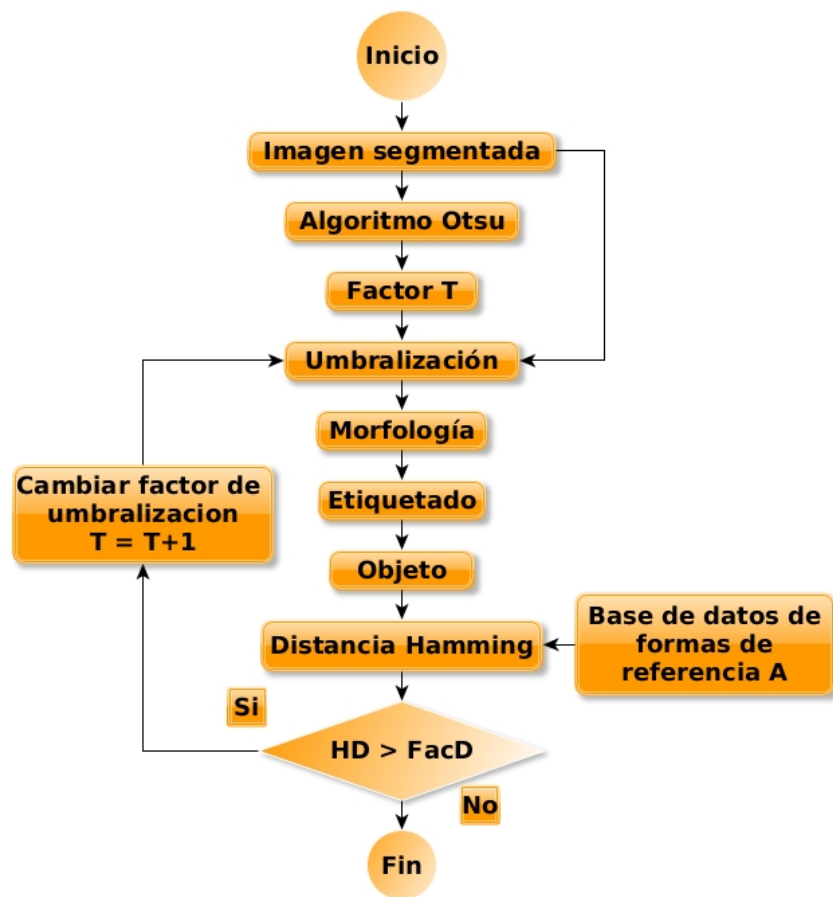


Figura 4.18. Algoritmo para reconocimiento del punto de referencia A.

En la figura 4.19, se muestran los resultados mostrando umbrales diferentes, $T = 93$ y $T = 107$ correspondientes a las figuras 4.19(a) y 4.19(b).

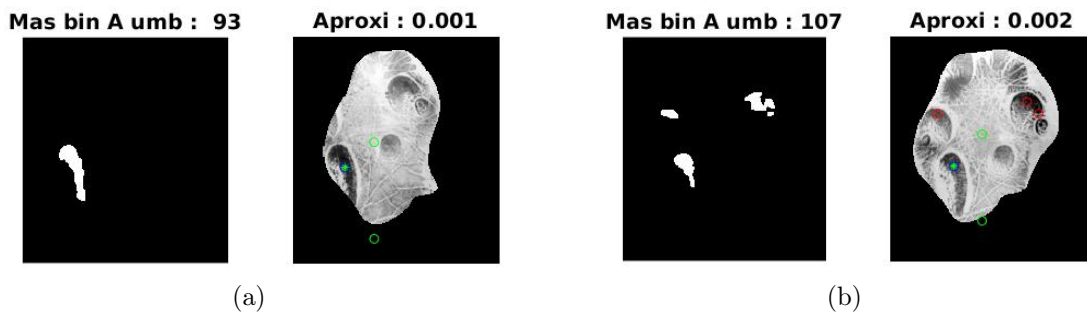


Figura 4.19. Resultados para la localización del punto referencia A, a partir de dos imágenes segmentadas de la huella dactilar del ratón, encontrando umbrales diferentes 93 y 107, correspondientes a las figuras 4.19(a) y 4.19(b).

4.3.1.3. Clasificación de los cinco puntos de referencia

Para la etapa de clasificación en este caso la textura que define cada cojinete plantar de los puntos de referencia A, B, C, D y E, correspondientemente a las figuras en 4.21, entonces se propone el diagrama de flujo mostrado en la figura 4.20.

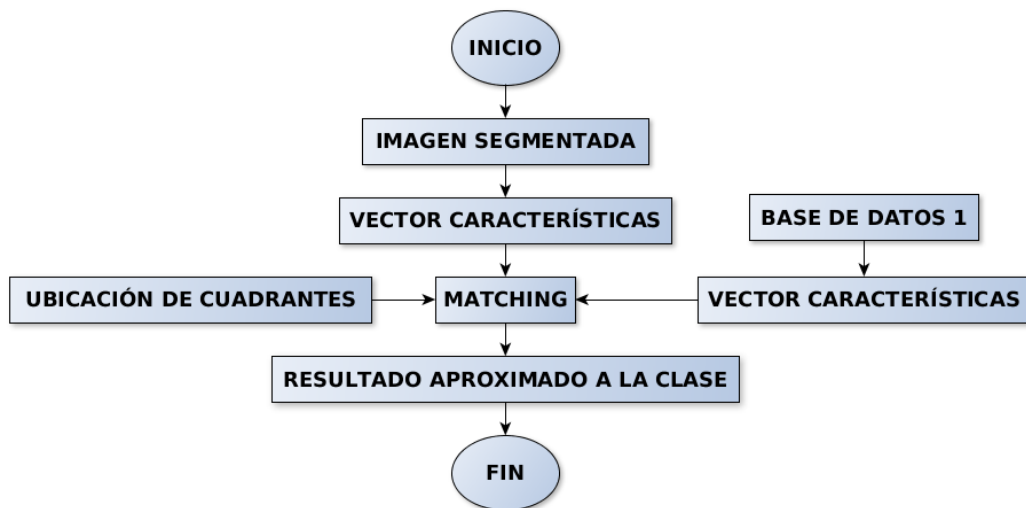


Figura 4.20. Diagrama de flujo para la clasificación de los cojinetes ubicando los puntos de referencia sobre la huella dactilar de ratón.

Cada imagen segmentada es representada mediante un vector (x_i) , es un parámetro de entrada para el Matching, este también necesita de un conjunto de imágenes de entrenamiento que son los vectores característicos (x_q) , los cuales son proporcionados por la base de datos 1 y contiene un conjunto de 16 imágenes para cada punto de referencia (A, B, C, D y E), donde fueron recortadas manualmente, en la figura 11, muestra ejemplos de estas imágenes.

Y como último parámetro para el Matching es la ubicación del cuadrante donde le indica la posibilidad de encontrar los puntos de referencia.

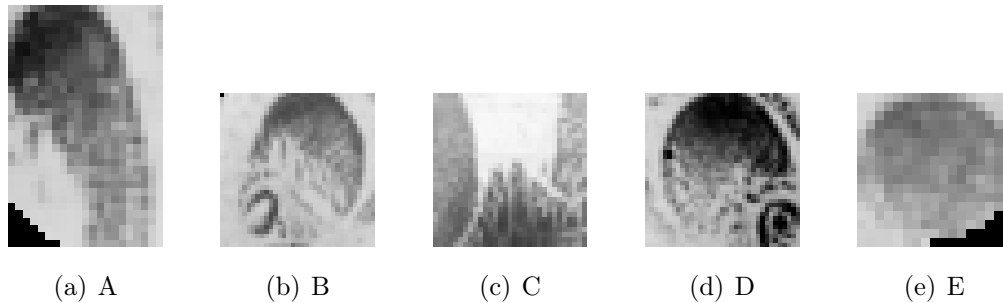


Figura 4.21. Imágenes de referencia de los puntos A, B, C, D y E.

La clasificación se realiza mediante la comparación de la imagen segmentada y la base de datos 1, mediante la fórmula de distancia Euclidiana.

$$Euclidean = \sqrt{\sum_{i=1}^k |I_{SDOF_E}(i) - I_{SDOF_i}(i)|^2} \quad (4.4)$$

4.3.1.4. Extracción de la región de interés (ROI)

Después de localizar los cinco puntos de referencia (landmarks) sobre los cojinetes de las huellas del ratón, se procede a extraer la región de interés (ROI) delimitada por estos puntos, los cuales forman un pentágono (forma). Se procedió conforme al diagrama de flujo mostrado en la figura 4.22.

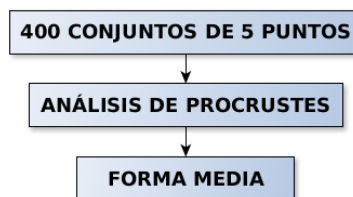


Figura 4.22. Diagrama de flujo para el cálculo de la forma media.

Primero se obtiene la forma media, el cual está formado por el conjunto de 5 puntos de referencia, este es la media de las formas (pentágonos) de las 400 imágenes de prueba. Para obtener esta forma media se realiza un análisis de Procrustes, figura 3.8, el método minimiza las diferencias entre las configuraciones de landmarks basado en mínimos cuadrados, hasta encontrar una orientación óptima para cada una de las configuraciones. Entonces al aplicar

este método se obtiene un conjunto de datos, el cual nos indica cuanto se desplazó, escalo y roto la forma, por consiguiente, la forma media es la media de estos datos. Después de obtener la forma media se aplica un Warming que fue tomado para este trabajo [17]. Siguiendo el diagrama de la figura 4.23, se obtienen las imágenes alineadas en función de los 5 puntos.

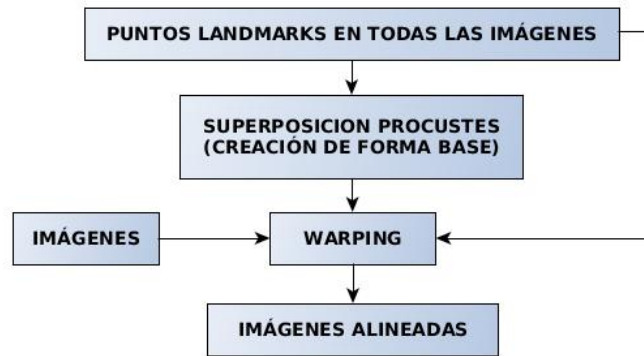


Figura 4.23. Diagrama de flujo para la extracción de la ROI.

Finalmente, el resultado de la extracción de la ROI desde una huella dactilar del ratón se muestra en la figura 4.24.

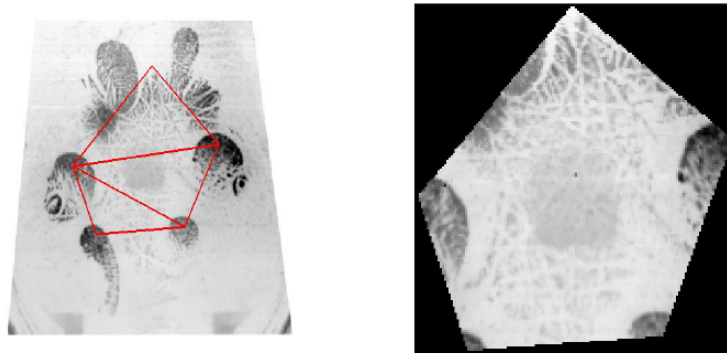


Figura 4.24. ROI

4.4. Identificación del ratón mediante su huella dactilar

A continuación se presentan dos métodos para la identificación del roedor mediante clasificación y reconocimiento de la imagen de la huella de un ratón en función de cinco puntos de referencia sobre la imagen, mediante algoritmos para el procesamiento de imágenes. Esto es importante ya que se tienen animales en el mismo contenedor y del mismo color, entonces se plantean estos métodos no invasivos para la identificación del ratón.

4.4.1. Metodología 1

El método propuesto para la clasificación y reconocimiento de la imagen de la huella de un ratón en función de cinco puntos de referencia (ROI) sobre la imagen, se realiza mediante la técnica de los k -vecinos más cercanos (kNN) y en función del análisis de su textura. Se evaluaron un conjunto de 208 imágenes, las cuales fueron pre-procesadas para acondicionarlos en cuanto a la alineación y normalización de los píxeles y de esta forma tener imágenes similares. Finalmente se utiliza un clasificador basado en los k vecinos más cercanos, donde se obtiene un 70 % de reconocimiento de estas huellas.

La propuesta para el reconocimiento de la huella dactilar del ratón es conforme al diagrama de flujo de la figura 4.25, donde se realiza: el pre-procesamiento, la segmentación, la extracción de características y la clasificación, de acuerdo a la ROI.

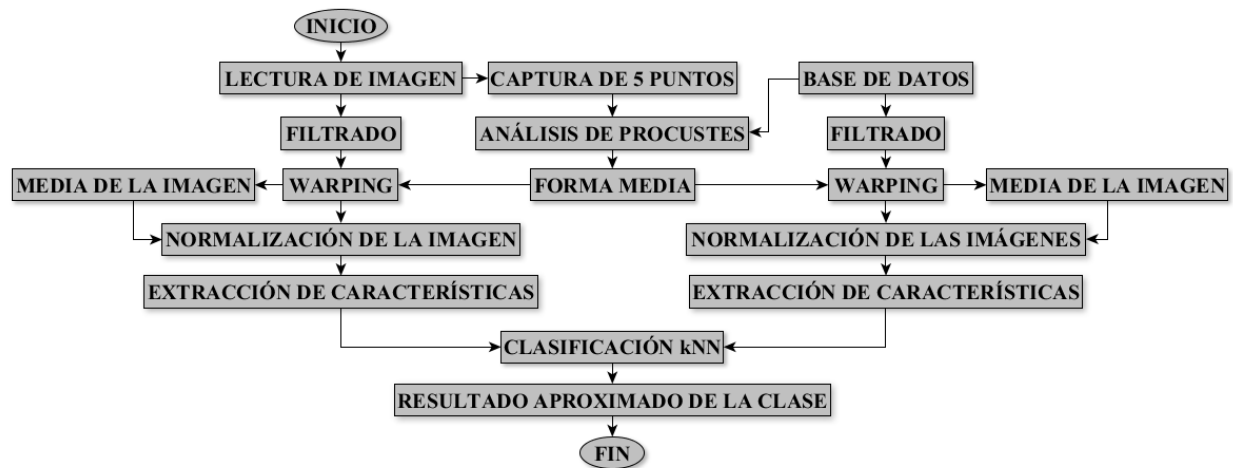


Figura 4.25. Diagrama de flujo para obtener el reconocimiento de la huella dactilar del ratón.

El código que se empleó para el Warping fue tomado de [17]. La extracción de características es en base al análisis de textura mencionado en las secciones anteriores, donde se consideraron métricas de la matriz de coocurrencia $N_d(i, j)$ como: energía, entropía, homo-

geneidad, contraste y correlación, ecuaciones 3.24 a 3.28. Estas métricas fueron utilizadas para construir vectores característicos para la clasificación de cada huella dactilar del ratón. Para la clasificación de la huella se empleó el kNN mencionado en las secciones anteriores definido por las ecuaciones 9 a 12, la implementación de esta técnica fue mediante el siguiente diagrama de flujo, figura 4.

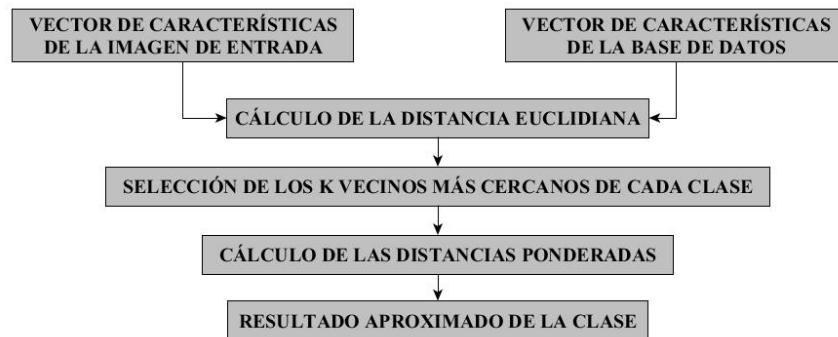


Figura 4.26. Diagrama de flujo para el clasificador kNN.

4.4.2. Metodología 2

El método se basa de acuerdo al organigrama de la figura 4.27, donde se realiza un pre-procesamiento a la huella dactilar del ratón, después se extraen las características de este y finalmente para su clasificación se realiza un Matching. En los siguientes temas se describen los conceptos y algoritmos para este trabajo.

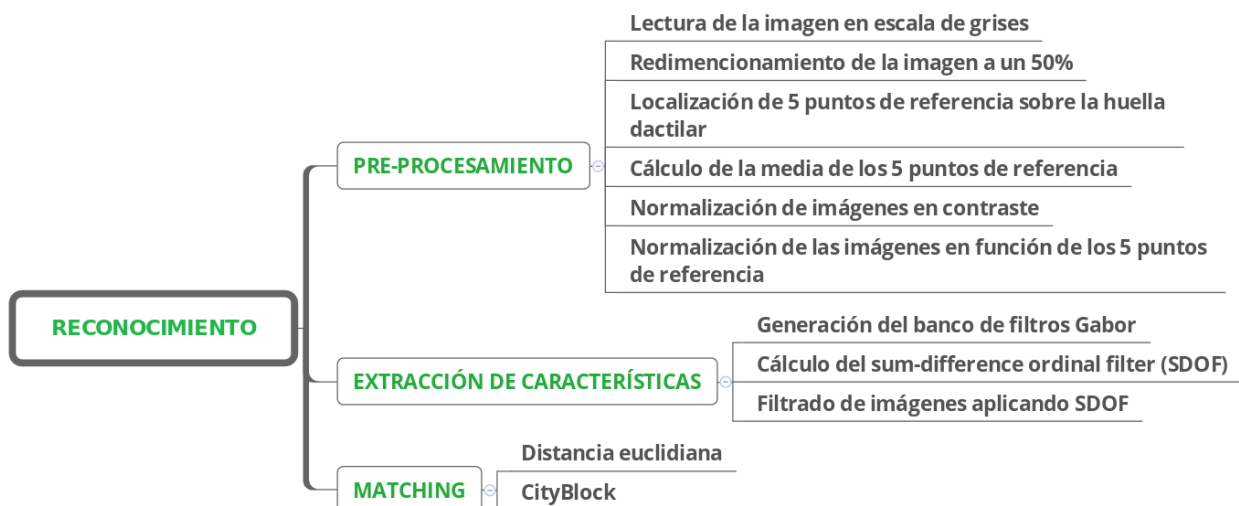


Figura 4.27. Organigrama del proceso para la identificación de la huella dactilar del ratón.

La normalización de las imágenes en escala de grises es para realzar el contraste de las líneas de la huella ya que estas no son constantes a lo largo de la imagen. La entrada del filtro es una imagen en niveles de grises. La salida es una imagen en niveles de grises con la particularidad de que la media μ_0 y la varianza σ_0 tienden a valores predeterminados. Donde μ es la media y σ es la varianza de la imagen, las ecuaciones empleadas por este filtro son [3]:

$$I'(x, y) = \begin{cases} \mu_0 + \sqrt{\frac{(I(x, y) - \mu)\sigma_0}{\sigma}} & \text{Si } I(x, y) > \mu \\ \mu_0 - \sqrt{\frac{(I(x, y) - \mu)\sigma_0}{\sigma}} & \text{En otro caso} \end{cases} \quad (4.5)$$

Después se aplicó un filtrado espacial de bordes empleando las máscaras de Prewitt (P_x y P_y), después la resta del borde con la imagen contrastada $I'(x, y)$ y finalmente una normalización de la escala de grises, el resultado de este proceso se muestra en la figura 4.28.

$$P_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$P'_x(i, j) = \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 P_x(x, y) I'(i + x, j + y) \quad (4.7)$$

$$P'_y(i, j) = \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 P_y(x, y) I'(i + x, j + y) \quad (4.8)$$

$$V = \sqrt{P_x'^2 + P_y'^2} \quad (4.9)$$

$$ROI' = I' - V \quad (4.10)$$

$$ROI'' = \sum_{x=1}^{N_1} \sum_{y=1}^{M_1} \frac{ROI'(x, y) - \min(ROI') * 255}{\max(ROI') - \min(ROI')} \quad (4.11)$$

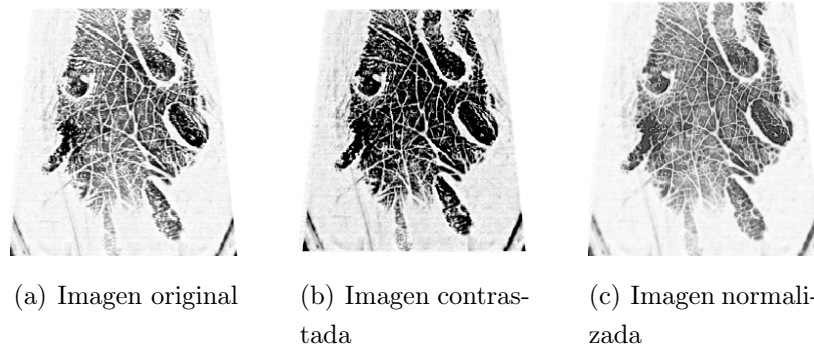


Figura 4.28. Proceso del resultado del filtro de mejoramiento de contraste.

La normalización de las imágenes en función de los cinco puntos de referencia es planteada en la sección anterior, cuando se realiza la localización de la ROI. A continuación se procede con la extracción de características de la huella del roedor.

4.4.2.1. Características ordinales de líneas ortogonales (OLOF) y Matching

El trabajo propuesto por [28] para calcular el filtro ordinal de líneas ortogonales es diseñado como sigue:

$$F(x, y, \theta) = G(x, y, \theta) - G(x, y, \theta + \pi/2) \quad (4.12)$$

En el dominio espacial, un filtro Gabor 2d es el resultado de una función Gaussiana modulada por una onda sinusoidal. Estas funciones operan en el conjunto de los números complejos, cuya parte real es la función de Gabor simétrica y la parte imaginaria es la función de Gabor asimétrica. En este trabajo se empleó la parte real que está dada por la expresión 4.13.

$$G(x_p, y_p) = g e^{-\left(\frac{(x_p+y_p)^2}{\sigma}\right)} \cos(wx_p) \quad (4.13)$$

$$x_p(x, y, \theta) = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (4.14)$$

$$y_p(x, y, \theta) = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta) \quad (4.15)$$

Donde σ es la varianza de la Gaussiana para este caso es de 32, $w = 2\pi/k$ es la frecuencia espacial, k es el período espacial cuyo valor es 25 ciclos/imagen, g es un factor de escala del filtro con valor de 0.8. El tamaño del conjunto de filtros gabor es de 33×33 pixeles, estos valores son tomados conforme a los artículos [1], [26] y experimentales.

El OLOF describe la información de orientación de segmentos de línea negativa en las impresiones de palma de mano. El esquema que propone [29] para codificación de características de la impresión de la palma, es rápido y utiliza el OLOF simplificado porque los coeficientes de la función gaussiana están en punto flotante y el resultado es el coste computacional. Así el filtro ordinal suma diferencia (SDOF), sólo contiene coeficientes enteros, el cual es definido como la siguiente ecuación 4.16:

$$SDOF(x, y, \theta) = \begin{cases} 1 & F(x, y, \theta) \geq k \\ -1 & F(x, y, \theta) < -k \\ 0 & \text{En otro caso} \end{cases} \quad (4.16)$$

Donde $k > 0$ y θ es la orientación del filtro, de acuerdo a nuestros experimentos k se define como:

$$k = 0.1 \times E \quad (4.17)$$

Donde E es la máxima intensidad de $G(x, y, \theta)$. Después se realiza un filtrado espacial para cada ROI y los tres SDFOs de acuerdo a la ecuación 4.18:

$$I_{SDOF}(i, j, \theta) = \sum_{x=1}^{33} \sum_{y=1}^{33} SDOF(x, y, \theta) ROI(i+x, j+y) \quad (4.18)$$

Donde $\theta = 0, \pi/6, \pi/3$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$ y $j = 1, 2, 3, \dots, M$ son los índices de la ROI de tamaño $N \times M$.

La clasificación se realiza mediante la comparación del resultado de la ecuación 4.18 de la imagen de entrada y la base de datos mediante las fórmulas de distancia: Euclidiana y City Block.

$$Euclidean = \sqrt{\sum_{i=1}^k |I_{SDOF_E}(i) - I_{SDOF_i}(i)|^2} \quad (4.19)$$

$$CityBlock = \sqrt{\sum_{i=1}^k |I_{SDOF_E}(i) - I_{SDOF_i}(i)|} \quad (4.20)$$

En la figura 4.29, se muestra la gráfica en 2D del filtro Gabor par y el conjunto de 6 filtros empleados para la codificación en las orientaciones $\theta = 0, \pi/6, \pi/3, \pi/2, 2\pi/3$, y $5\pi/6$.

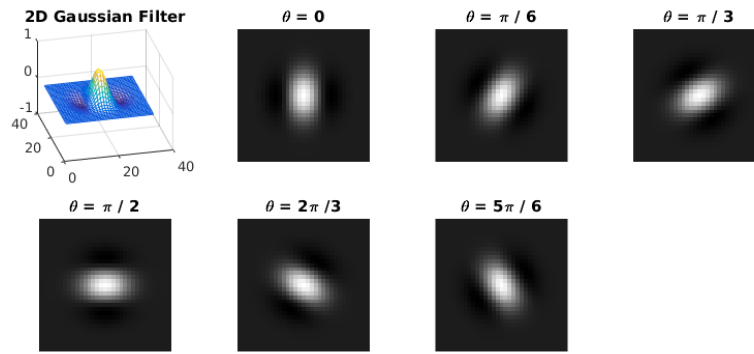


Figura 4.29. Gráfica en 2D del Filtro Gabor y el conjunto de 6 filtros.

Capítulo 5

Resultados

A continuación se presentan los resultados de las propuestas planteadas en secciones anteriores que son para el reconocimiento automático para la ROI y las dos metodologías para el reconocimiento del ratón mediante su huella dactilar.

5.1. Reconocimiento automático de la región de interés (ROI)

Se utilizaron 400 imágenes plantares de la extremidad posterior izquierda de 5 ratas (*ratus norvegicus*) de la cepa Sprague/Dawley, 4 hembras y 1 machos, desde los 21 días hasta los 182 días de edad. Se consideraron dos grupos correspondientes a la forma de alojamiento del Bioterio:

- * En caja de policarbonato con material de lecho de pino se consideraron 200 imágenes de 3 ratas hembra (G1 SUSPENDIDA 1H, 2H y 3H) y un macho (G1 SUSPENDIDA 4M)
- * En cajas de policarbonato con material lecho comercial beta chip se consideraron 200 imágenes de una rata hembra (G2 SUSPENDIDA 1H)

Fue implementado en el software de Matlab, la metodología planteada anteriormente donde se obtuvieron las siguientes imágenes resultantes: imagen original (5.1(a) o (5.2(a))), la imagen segmentada y la ubicación del punto de referencia A círculo azul (5.1(b)) o C (5.2(b)) y finalmente la imagen del cojinete plantar del ratón para la referencia A (5.1(c)) o C (5.2(c)) y las imágenes correspondientes a la base de datos 1, figuras 5.1(d) y 5.2(d), con una aproximación de similitud de 0.407 y 0.84 correspondientemente.

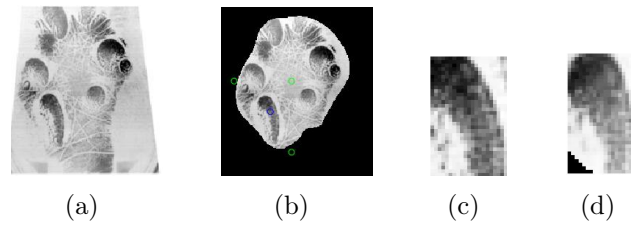


Figura 5.1. Reconocimiento del punto A con una aproximación de coincidencia de 0.47.

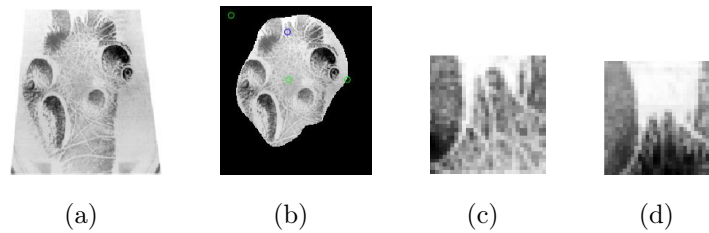


Figura 5.2. Reconocimiento del punto C con una aproximación de coincidencia de 0.84.

La figura 5.3, visualiza el proceso que se llevó a cabo para reconocer los cinco puntos de la ROI, mostrando la imagen original, la imagen segmentada y finalmente la ubicación de los cinco puntos A, B, C, D y E.

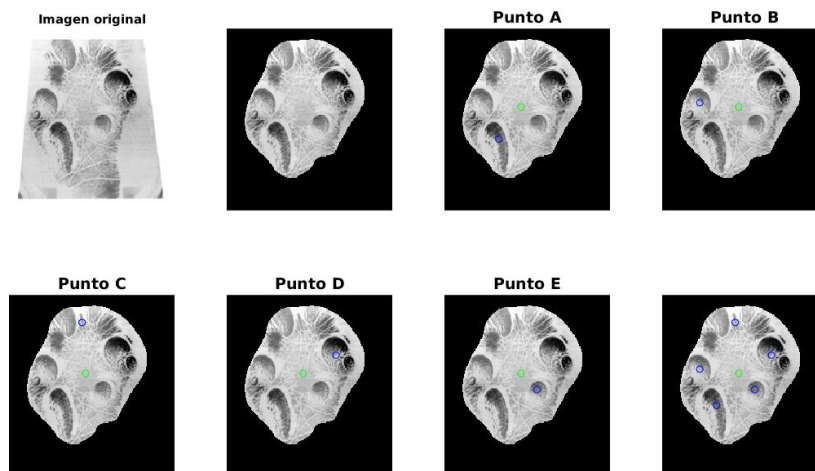


Figura 5.3. Reconocimiento de los cinco puntos en una imagen de la huella dactilar del ratón

Finalmente, el resultado de la extracción de la ROI desde una huella dactilar del ratón se muestra en la figura 5.4.

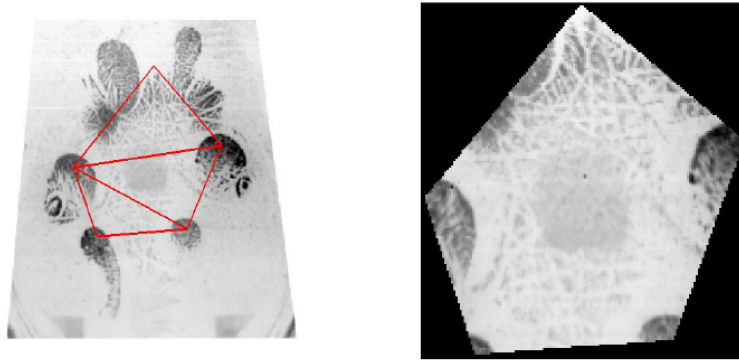


Figura 5.4. ROI.

Tabla 5.1. Tabla de confusión para la ROI

		PREDICCIÓN					EFECTIVIDAD
		A	B	C	D	E	
ACTUAL	A	321	17	16	20	25	80.25 %
	B	27	310	18	16	29	77.5 %
	C	21	12	322	26	19	80.25 %
	D	21	16	17	328	18	82.0 %
	E	27	17	16	20	320	80.0 %
PROMEDIO							80.5 %

5.2. Método 1 para el reconocimiento del ratón mediante su huella dactilar

Primero se realizó la extracción de la ROI (5.5) en 208 imágenes plantares de la extremidad posterior izquierda de 6 ratas (*ratus norvegicus*) de la cepa Sprague/Dawley, de acuerdo a la metodología planteada en la sección 4.3, donde se formaron dos grupos G1 (105 imágenes) y G2 (103 imágenes). El grupo G1 está conformado por 3 ratones hembras (H1, H2 y H3) con 35 imágenes para cada animal y el grupo G2 tiene 3 ratones machos (M1, M2, M3) con subgrupos de 35, 35 y 33 imágenes correspondientemente, estos dos grupos fueron empleados como vector de prueba. También se utilizaron 25 imágenes de entrenamiento por cada ratón, formando una base de datos de 150 imágenes con los cinco puntos de referencia.

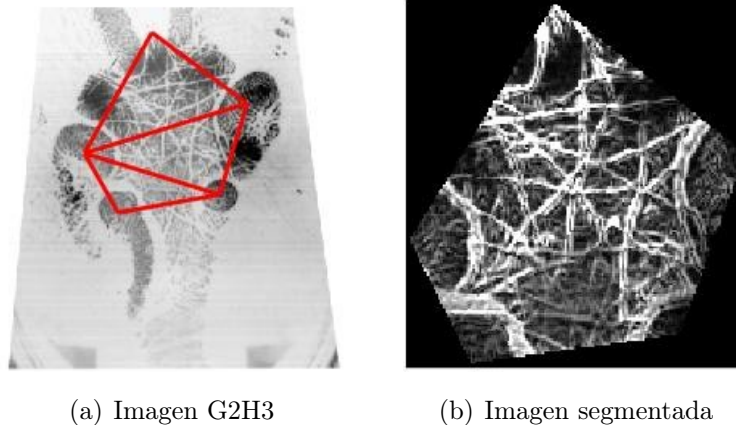


Figura 5.5. Imagen original y segmentada (ROI), se aprecian en las figuras 5.5(a) y 5.5(b) correspondientemente.

En las siguientes figuras, se presentan las gráficas de los resultados de las métricas de la matriz de co-ocurrencia para el análisis de textura de la ROI a 0° y a una distancia de un pixel. Estos valores fueron utilizados como vectores de características para la clasificación de cada animal, donde se observan variaciones considerables entre cada animal para su identificación.

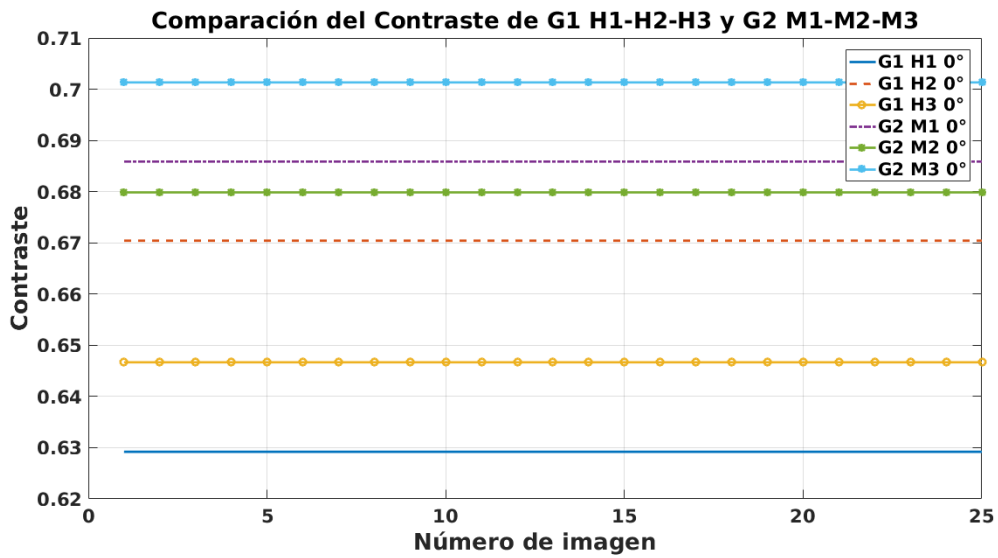


Figura 5.6. Gráficas de la métrica de Contraste.

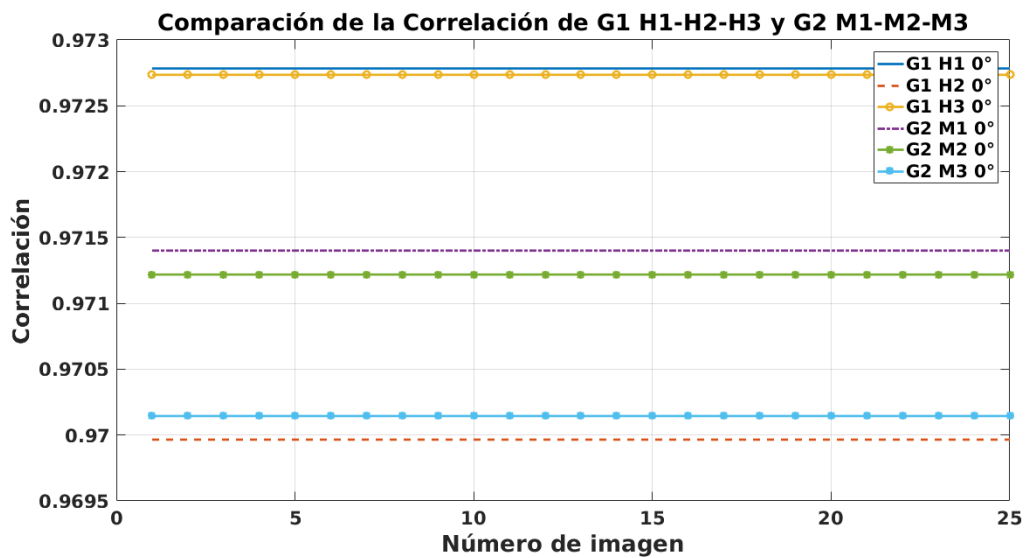


Figura 5.7. Gráficas de la métrica de Correlación.

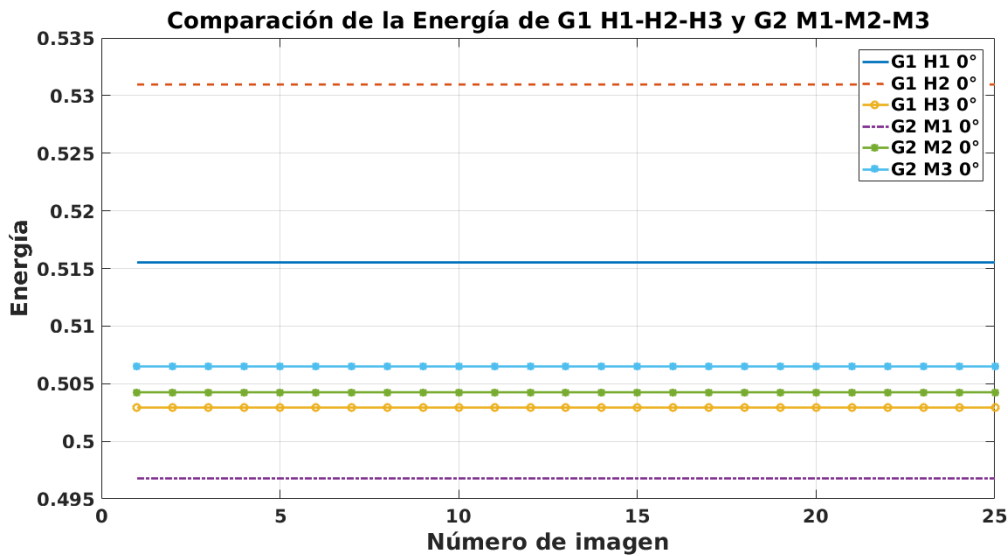


Figura 5.8. Gráficas de la métrica de Energía.

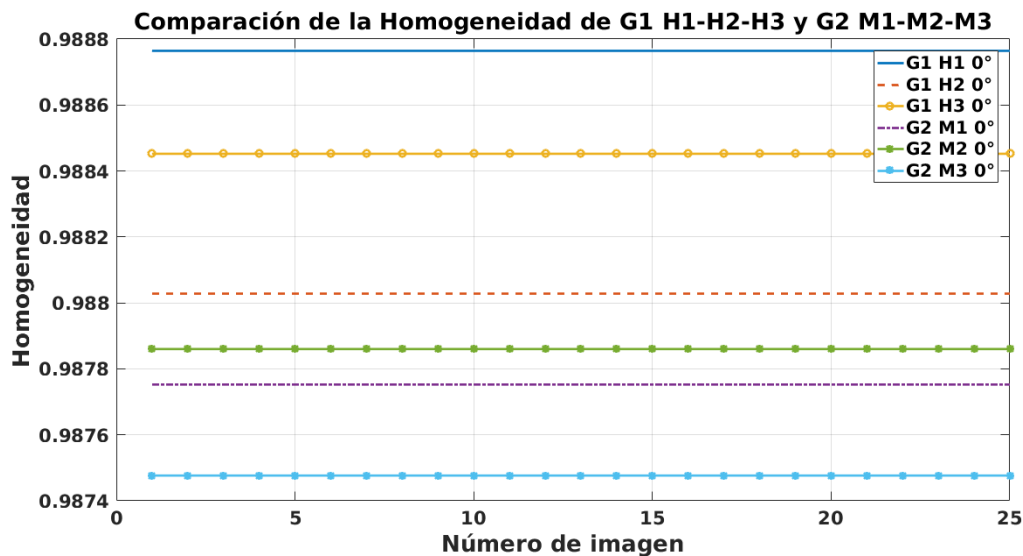


Figura 5.9. Gráficas de la métrica de Homogeneidad.

A continuación se presentan los resultados obtenidos de la metodología planteada anteriormente, donde se observa la ventana del resultado que muestra la interfaz de Matlab en la figura 5.10, donde se presentan las dos puntuaciones más cercanas para la clase reconocida en este caso para la hembra 1 (H1) es de 893 y la hembra 2 (H2) es de 513 y como resultado decide que es H1 coincidiendo con la imagen de prueba etiquetada como 02-06-08 (1) G1H1, donde el valor de k es de 11 para el clasificador kNN. En la tabla 1 se muestra la matriz de

confusión del conjunto de imágenes de prueba para los 6 ratones, obteniendo un porcentaje de 70 % de imágenes efectivamente reconocidas.

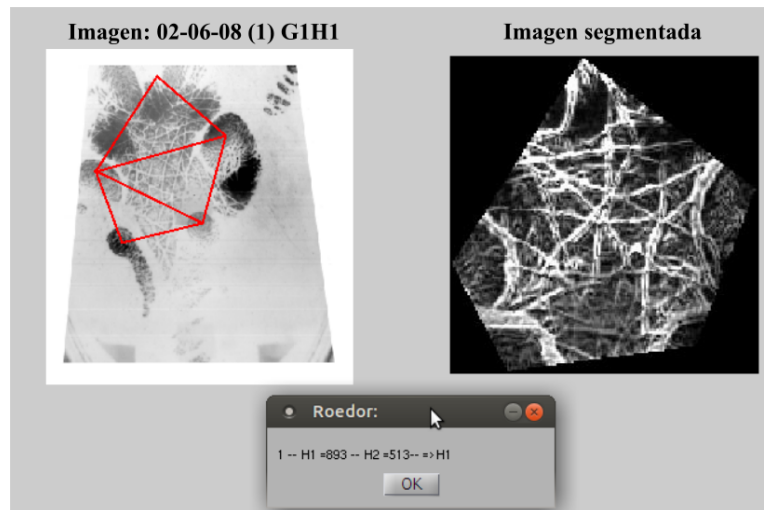


Figura 5.10. Muestra el resultado de programa en matlab para el reconocimiento de la huella dactilar.

Tabla 5.2. Tabla de confusión para el reconocimiento mediante el método 1

		PREDICCIÓN						EFECTIVIDAD
		H1	H2	H3	M1	M2	M3	
ACTUAL	H1	23	5	3	2	1	1	65.71 %
	H2	1	26	1	3	2	2	74.29 %
	H3	1	1	24	4	2	3	68.57 %
	M1	2	4	1	23	3	2	65.71 %
	M2	3	2	1	2	26	1	74.29 %
	M3	1	3	1	1	2	25	75.76 %
PROMEDIO								70.72 %

5.3. Método 2 para el reconocimiento del ratón mediante su huella dactilar

Se emplearon 742 imágenes de huellas plantares de la extremidad posterior izquierda de 14 ratas de las cepas: Long evans, SD, Wistar y Zucker, donde 4 ratas fueron etiquetadas como: Long_ evans0, Long_ evans1, Long_ evans2 y Long_ evans3; 7 como: Sd1, Sd6, Sdsin_ num, Sd_ taiep0, Sd_ taiep1, Sd_ taiep2 y Sd_ ataiep3; 2 como: Wistar_ sinnum y Wistar_ sinnum; finalmente uno como: Zucker80, usando un lector biométrico modelo U.ARE.U 4500 de la marca digitalPersona. En la figura 5.11(a), muestra la ROI y sus imágenes codificadas figuras 5.11(b), 5.11(c), 5.11(d), de acuerdo a la ecuación 4.18.

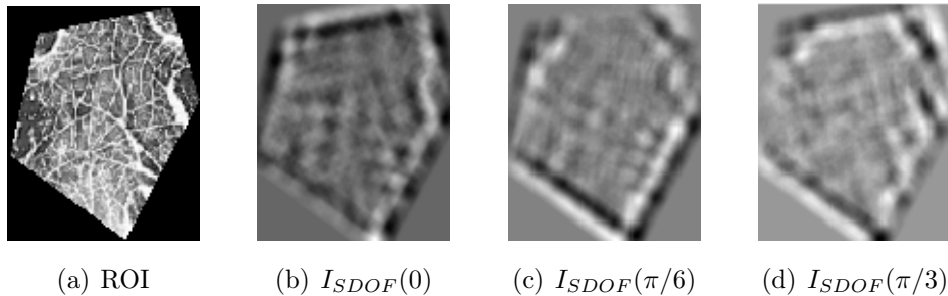


Figura 5.11. ROI y sus correspondientes imágenes codificadas.

Donde se utilizaron 280 imágenes de entrenamiento de las 14 clases (ratas) y 462 imágenes para examinación, utilizando la metodología planteada se obtuvo una efectividad con Euclidean de 89.18% y con CityBlock de 92.86%, estos datos fueron determinados mediante una matriz de confusión las cuales se muestran en las tablas 5.3 y 5.4: por ejemplo para la tabla 5.3, considerando 33 imágenes de prueba para cada clase (SD6, LONG EVANS0, ..., ZUCKER80) para SD6 solo 28 imágenes son correctamente reconocidas (VP) mientras que el resto se distribuye en las otras clases en este caso SDSIN_ NUM (FN). Las figuras 5.12 y 5.13 muestran los porcentajes de las huellas dactilares correctamente reconocidas.

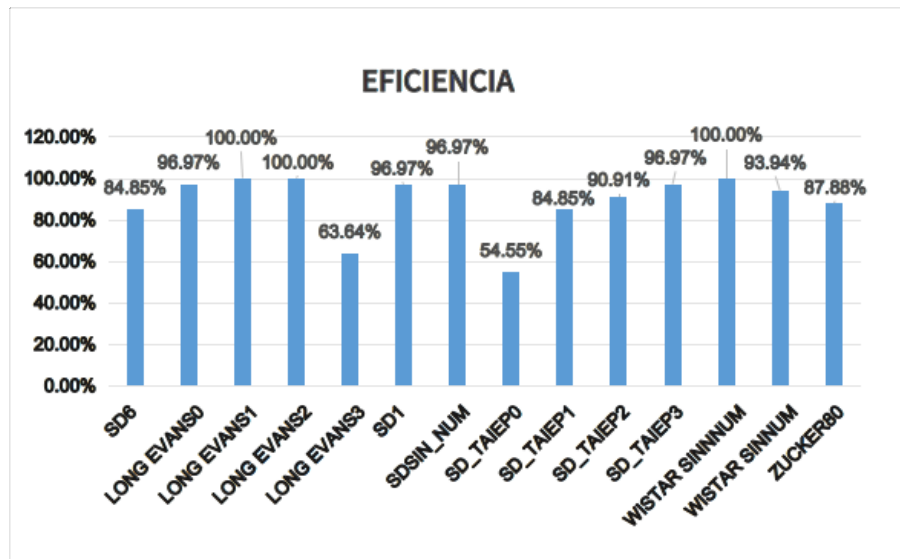


Figura 5.12. Gráfica del resultado de la efectividad utilizando Euclidean.

Tabla 5.4. Tabla de confusión del método dos utilizando CityBlock

REAL	PREDICCIÓN													EFECTIVIDAD		
	SD6	LONG EVANS0	LONG EVANS1	LONG EVANS2	LONG EVANS3	SD1	SDSIN_NUM	SD_TAIEP0	SD_TAIEP1	SD_TAIEP2	SD_TAIEP3	WISTAR_SINNUM	WISTAR_SINNUM		ZUCKER80	
SD6	30	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	90.91 %
LONG EVANS0	0	32	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	96.97 %
LONG EVANS1	0	0	33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.00 %
LONG EVANS2	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	96.97 %
LONG EVANS3	0	2	0	0	30	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	90.91 %
SD1	0	0	0	0	0	32	1	0	0	0	0	0	0	0	0	96.97 %
SDSIN_NUM	0	0	0	0	0	1	32	0	0	0	0	0	0	0	0	96.97 %
SD_TAIEP0	0	0	0	0	1	0	1	19	1	7	0	3	1	0	0	57.58 %
SD_TAIEP1	0	0	1	0	0	1	0	0	29	1	0	1	0	0	0	87.88 %
SD_TAIEP2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	32	0	0	0	0	0	96.97 %
SD_TAIEP3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	96.97 %
WISTAR_SINNUM	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	0	0	0	100.0 %
WISTAR_SINNUM	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	32	0	0	96.97 %
ZUCKER80	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	31	0	93.94 %
																92.86 %

PROMEDIO

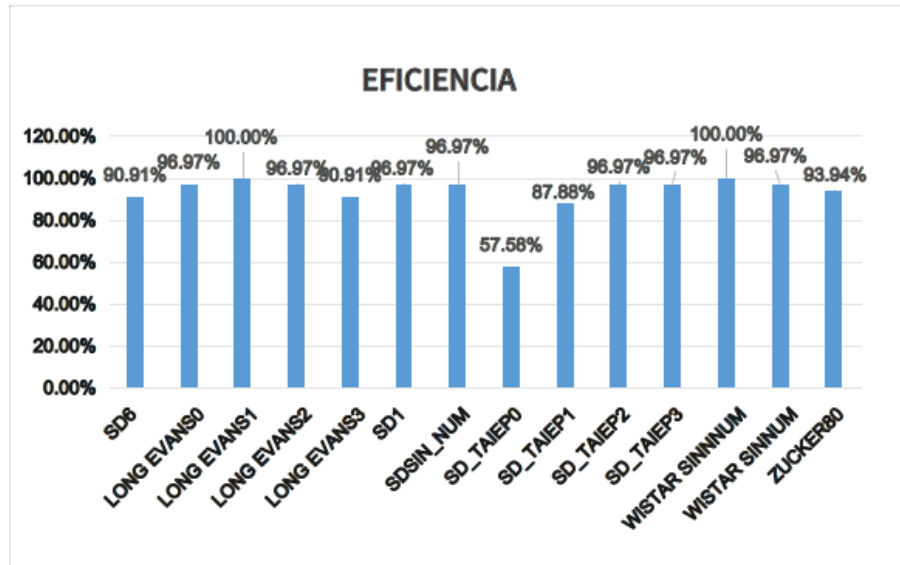


Figura 5.13. Gráfica del resultado de la efectividad utilizando CityBlock.

A continuación se presenta el proceso para calcular las métricas de rendimiento del algoritmo de acuerdo a las ecuaciones 3.43 a 3.48. Se procedió como sigue: considerando que el mejor resultado en cuanto a la efectividad es por CityBlock (5.4); se tiene un conjunto de 14 clases diferentes, entonces se realizan 14 combinaciones de una clase con el resto, por ejemplo: para la combinación de la clase SD6 con el resto de las clases (13 clases) se obtienen promedios de FP y VN, después se calculan las métricas de exactitud, sensibilidad, especificidad, precisión, TFA y TFN. En la tabla 5.5 se aprecian las pruebas cuando se consideran clases que no son SD6 (N SD6), esto es, se evalúan 33 imágenes de la clase LONG EVANS0 y de estos se reconocen como $VN = 32$ y $FP = 1$ como de la clase DS6; estos datos son obtenidos de la tabla 5.4, este proceso se repite para las demás clases.

Tabla 5.5. Tabla de promedios de FP y VN, para las 13 clases

		PREDICCIÓN		
		SD6	N SD6	
ACTUAL	N SD6	LONG EVANS0	1	32
		LONG EVANS1	0	33
		LONG EVANS2	1	32
		LONG EVANS3	3	30
		SD1	1	32
		SDSIN_ NUM	14	19
		SD_ TAIEP0	4	29
		SD_ TAIEP1	1	32
		SD_ TAIEP2	1	32
		SD_ TAIEP3	0	33
		WISTAR_ SINNNUM	1	32
		WISTAR_ SINNUM	2	31
		ZUCKER80	1	32
PROMEDIO		2.307	30.69	

A partir de los promedios de la tabla 5.5, se forma la siguiente tabla de confusión, tabla 5.6 para la clase SD6, entonces de estos datos, se calculan las métricas del rendimiento del algoritmo, tabla 5.7.

Tabla 5.6. Tabla de confusión parcial para la clase SD6

		PREDICCIÓN	
		SD6	N SD6
ACTUAL	SD6	30	3
	N SD6	2	31

Tabla 5.7. Tabla de métricas de rendimiento cuando se evalúa la clase SD6

MÉTRICA	%
EXACTITUD	92.42
SENSITIVIDAD	90.91
ESPECIFICIDAD	93.94
PRECISIÓN	93.75
TFA	6.06
TFN	9.09

Se repite el mismo proceso para obtener las métricas promedio del rendimiento del algoritmo presentada en la tabla 5.8.

Tabla 5.8. Tabla de métricas promedio del rendimiento

CLASE	EXACTITUD (%)	SENSITIVIDAD (%)	ESPECIFICIDAD (%)	PRECISIÓN (%)	TFA (%)	TFN (%)
SD6	92.42	90.91	93.94	93.75	6.06	9.09
LONG EVANS0	95.45	96.97	93.94	94.12	6.06	3.03
LONG EVANS1	95.45	100.0	90.91	91.67	9.09	0.00
LONG EVANS2	95.45	96.97	93.94	94.12	6.06	3.03
LONG EVANS3	92.42	90.91	93.94	93.75	6.06	9.09
SD1	95.45	96.97	93.94	94.12	6.06	3.03
SDSIN_ NUM	95.45	96.97	93.94	94.12	6.06	3.03
SD_ TAIEP0	77.27	57.58	96.97	95.00	3.03	42.42
SD_ TAIEP1	90.91	87.88	93.94	93.55	6.06	12.12
SD_ TAIEP2	95.45	96.97	93.94	94.12	6.06	3.03
SD_ TAIEP3	95.45	96.97	93.94	94.12	6.06	3.03
WISTAR_ SINNNUM	95.45	100.0	90.91	91.67	9.09	0.00
WISTAR_ SINNUM	95.45	93.97	93.94	94.12	6.06	3.03
ZUCKER80	93.94	93.94	93.94	93.94	6.06	6.06
PROMEDIO	93.29	92.86	93.72	93.72	6.28	7.14

5.4. Resultado final

En esta sección se presenta el resultado final del sistema de acuerdo a las métricas calculadas anteriormente por las secciones para el reconocimiento de la región de interés (ROI) de manera automática y los dos métodos presentados para el reconocimiento del ratón mediante su huella dactilar, se implementó en Java para la captura de la huella y Matlab para el procesamiento de la ROI y la identificación del ratón usando el método dos, este último por mostrar mejores resultados en las métricas; eficiencia del 92.86 %, además del incremento del número de animales a identificar en este caso 14 y finalmente el costo computacional es menor. Las ventanas principales de estos programas se pueden apreciar en las figuras 5.14 y 5.15.

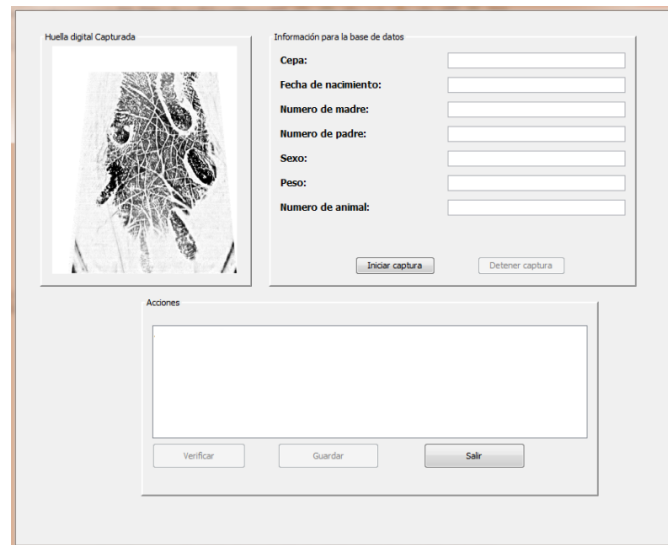


Figura 5.14. Interfaz del software en Java para la captura de la huella dactilar.

La interfaz para la identificación del ratón mediante su huella dactilar en Matlab es presentada en la figura 5.15, donde se muestra un menú de botones los cuales permiten reconocer al ratón al seleccionar una imagen, también puede realizar una examinación (test) para calcular la eficiencia del algoritmo en función de la base de datos, además se puede visualizar el banco de filtros Gabor, así como también el reconocimiento de la ROI y finalmente el modo reconocimiento permite capturar la huella y realizar su identificación.



Figura 5.15. Interfaz del software en Matlab para la identificación del ratón.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajos futuros

Los resultados obtenidos para el reconocimiento del ratón mediante su huella dactilar con el segundo método son buenos, ya que se obtuvo un porcentaje de 92.86 % de imágenes correctamente reconocidas de las huellas dactilares del ratón de acuerdo a la metodología planteada, aunque para la clase Sd_taipe0 solo se reconoce un 57.58 % de las huellas puede ser debido a la adquisición de la huella dactilar e incluso del sensor se utilizó uno para el humano entonces podría utilizarse algún otro con mejores características.

El mejoramiento de contraste planteado es importante en este trabajo debido a que realza la región de interés y consecuentemente normaliza todas las imágenes en escala de grises en función de la media y varianza deseada aun así es necesario mejorar esta etapa ya que en algunos casos el reconocimiento es del 57 %. Cabe destacar que el conjunto de filtros Gabor seleccionado al periodo de 25 ciclos/imagen es obtenido de manera experimental y se encontró este valor ya que da mejores resultados al momento de realizar el reconocimiento de la huella dactilar del ratón consecuentemente hay una relación entre las distancias de las grietas de la huella como es el caso de las huellas dactilares del humano, este es un nuevo campo de estudio que no se ha trabajado directamente pero existen investigaciones que se relacionan de manera indirecta como se ha presentado en este trabajo.

El OLOF empleado para las huellas dactilares del ratón es funcional por los resultados obtenidos, es rápido debido a que se reduce el número de operaciones en punto flotante, ligeramente fue modificado el factor de k , se llegó a este valor de manera experimental y observando el resultado dado por la ecuación 3.30. Los parámetros mencionados fueron encontrados de manera experimental para este tipo de huellas, donde se adecuaron a las normalizaciones que se plantean desde la escala de grises y la alineación de las imágenes.

Otro aspecto importante es que se consideraron huellas dactilares de ratones de diferentes tamaños y edades, desde los 100 gramos hasta los 600 gramos con edades que van desde los 3 meses a los 9 meses de edad, estos parámetros no afectan drásticamente, pero son factores

que se tienen que considerar. Un factor que afectaría más la metodología planteada es si se añade una clase más, ya que los rasgos procesados por el filtrado espacial son afectados, entonces la compensación para esto es incrementar la base de datos de las huellas dactilares y un incremento en el tamaño de la matriz del filtro Gabor, mientras sea más grande el tamaño de esta máscara se resaltan más los detalles en las imágenes permitiendo diferenciar entre los ratones, en este caso se lograron buenos resultados con matrices de 33×33 píxeles y considerando el coste computacional. El trabajo a futuro es emplear algoritmos basados en el análisis de minucias y otros algoritmos para el mejoramiento de la imagen, además del empleo de redes neuronales robustas para su clasificación.

Apéndice A

Códigos

A continuación se presentan los códigos en Matlab que consideramos más importantes para esta tesis principales.

A.1. Filtro Gabor

Listing A.1. Función del filtro Gabor

```
1 function [gaborp_2d]=gabor2d_sub4(ang, num_disk, varia, k, g)
2 %k : periodo espacial
3 % varia : varianza
4 % ang : angulo
5 % g : factor de escala
6
7 x=cos(angle*pi/num_disk);
8 y=sin(angle*pi/num_disk);
9 w=(2*pi)/k;
10
11 p=0;
12 m=0;
13 for (i=-16:1:16)
14     p=p+1;
15     sinp(p)=i*y;
16     cosp(p)=i*x;
17 end
18
19 p=0;
```

```

20 for (j=1:1:33)
21     for (i=1:1:33)
22         p=p+1;
23         xx(p)=sinp(i)+cosp(j);
24         yy(p)=cosp(i)-sinp(j);
25         gaborp(p)=g*exp(-((xx(p)*xx(p))+(yy(p)*yy(p)))/variance)*cos(w*xx(
                p));
26         gaborp_2d(i,j)=gaborp(p);
27     end
28 end

```

A.2. Generación del banco de filtros Gabor

Listing A.2. Generación del banco de filtros Gabor

```

1  varia = 32;
2  k = 20;
3  g = 0.85;
4  num_div = 6;
5
6  gabor1 = gabor2d_sub4(0, num_div, variance, k, g);
7  gabor2 = gabor2d_sub4(1, num_div, variance, k, g);
8  gabor3 = gabor2d_sub4(2, num_div, variance, k, g);
9  gabor4 = gabor2d_sub4(3, num_div, variance, k, g);
10 gabor5 = gabor2d_sub4(4, num_div, variance, k, g);
11 gabor6 = gabor2d_sub4(5, num_div, variance, k, g);
12
13 close all;
14 figure('Name','Filtro_Gabor')
15 subplot(2,4,1)
16 mesh(gabor1), title('2D_Gaussian_Filter')
17
18 subplot(2,4,2)
19 imshow(gabor1, []), title('\theta=0')
20
21 subplot(2,4,3)
22 imshow(gabor2, []), title('\theta=\pi/6')
23

```

```

24 subplot(2,4,4)
25 imshow(gabor3, []), title('\theta=\pi/3')
26
27 subplot(2,4,5)
28 imshow(gabor4, []), title('\theta=\pi/2')
29
30 subplot(2,4,6)
31 imshow(gabor5, []), title('\theta=2\pi/3')
32
33 subplot(2,4,7)
34 imshow(gabor6, []), title('\theta=5\pi/6')

```

A.3. Filtro de mejoramiento del contraste

Listing A.3. Función del filtro del mejoramiento del contraste

```

1 function [ Isal ] = filtro_mejor_contraste( imagen, mediana_des,
   varianza_des )
2     imagen = double(imagen);
3     [N M] = size(imagen);
4     Isal = zeros(N,M);
5     [ mediana_orig, var_orig ] = cal_mendia_varianza_imag( imagen );
6     for u = 1:N
7         for u2 = 1:M
8             if imagen(u,u2) > mediana_orig
9                 Isal(u,u2) = mediana_des + sqrt( (((imagen(u,u2) -
10                    mediana_orig)^2)*varianza_des)/var_orig);
11             else
12                 Isal(u,u2) = mediana_des - sqrt( (((imagen(u,u2) -
13                    mediana_orig)^2)*varianza_des)/var_orig);
14             end
15         end
16     end
17     Isal = uint8(Isal);
18 end

```

A.4. Cálculo de la media y varianza de una imagen

Listing A.4. Función cálculo de la media y varianza de una imagen

```
1 function [ mediana_imag,  varianza ] = cal_mendencia_varianza_imag( imagen )
2     [N M] = size(imagen);
3     vect_imag = reshape(imagen, [N*M 1]);
4     vect_imag = double(vect_imag);
5     tam_imag = N*M;
6     mediana_imag = double(median(vect_imag(:,1)) );
7     varianza = 0.0;
8     for u = 1:tam_imag
9         varianza = varianza + (vect_imag(u,1) - mediana_imag)^2;
10    end
11    varianza = double(varianza);
12    varianza = sqrt(varianza/double(tam_imag));
13 end
```

A.5. Filtro Prewitt

Listing A.5. Función filtro Prewitt

```
1 function [ edge_p_pre ] = filtro_prewitt( imag )
2
3 masc_px_pre = [-1 0 1;-1 0 1;-1 0 1];
4 resul_px_pre = apli_masc_imag2(imag, masc_px_pre, 0);
5 masc_py_pre = [-1 -1 -1;0 0 0;1 1 1];
6 resul_py_pre = apli_masc_imag2(imag, masc_py_pre, 0);
7 edge_p_pre = sqrt(resul_px_pre.^2 + resul_py_pre.^2);
8
9 end
```

Listing A.6. Función de filtrado espacial

```

1 function [resultado] = apli_masc_imag2( img, mascara, val_inic)
2
3 [M1 N1] = size(mascara);
4 [M N] = size(img);
5 imag_ref = val_inic*ones(M + 2, N + 2);%zeros( M + 2, N + 2);
6 imag_ref(2:M+1, 2:N+1) = img;
7 resultado = zeros(M,N);
8     for i1 = 0:(M-1)
9         for j1 = 0:(N-1)
10            temp = 0;
11            for s = 1:M1
12                for t = 1:N1
13                    temp = mascara(s,t)*imag_ref(i1+ s, j1 + t) + temp;
14                end
15            end
16            resultado(i1 + 1, j1 + 1) = temp;
17        end
18    end
19 end

```

A.6. Filtros ordinales

Listing A.7. Filtros ordinales

```

1 k = 20;
2 g = 0.85;
3 num_div = 6;
4 %%Graficacion del banco de filtros Gabor
5 gabor1 = gabor2d_sub4(0, num_div, variance, k, g);
6 gabor2 = gabor2d_sub4(1, num_div, variance, k, g);
7 gabor3 = gabor2d_sub4(2, num_div, variance, k, g);
8 gabor4 = gabor2d_sub4(3, num_div, variance, k, g);
9 gabor5 = gabor2d_sub4(4, num_div, variance, k, g);
10 gabor6 = gabor2d_sub4(5, num_div, variance, k, g);
11
12 fact = 0.1;% 0.0001 0.005, 0.5 1:max
13 sdof1 = SDOF_1( gabor1, gabor4, fact );

```

```
14 sdof2 = SDOF_1( gabor2 , gabor5 , fact );
15 sdof3 = SDOF_1( gabor3 , gabor6 , fact );
```

Listing A.8. Función filtro ordinal

```
1 function [ result ] = SDOF_1( gs1 , gs2 , factor )
2     f = gs1 - gs2;
3     [ Ig Ng Mg] = conv_matriz_vectorImag( gs1 );
4     k = factor*(max(Ig));
5
6     for u1=1:Ng
7         for u2=1:Mg
8             if f(u1,u2) >= k
9                 result(u1,u2) = 1;
10            elseif f(u1,u2) <= -k
11                result(u1,u2) = -1;
12            else
13                result(u1,u2) = 0;
14            end
15        end
16    end
17 end
```

Bibliografía

- [1] Mohammed Nazir Alli and Serestina Viriri. Animal identification based on footprint recognition. In *Adaptive Science and Technology (ICAST), 2013 International Conference on*, pages 1–4. IEEE, 2013.
- [2] Escamilla W.and Carlos T. Manuel M. Análisis de imágenes de huellas plantares como método de identificación no invasivo para ratas de laboratorio.
- [3] Ruggero Donida Labati, Vincenzo Piuri, and Fabio Scotti. *Touchless Fingerprint Biometrics*. CRC Press, 2015.
- [4] R Felmer, R Chavez, A Catrileo, and C Rojas. Current and emergent technologies for animal identification and their use in animal traceability. *Archivos De Medicina Veterinaria*, 38(3):197–206, 2006.
- [5] William Brian Kinard. Animal/pet identification system and method based on biometrics, September 13 2016. US Patent 9,443,166.
- [6] H.A. Hansson and J. Cameron. Biometric identification of laboratory animals, June 29 2006. WO Patent App. PCT/EP2005/057,134.
- [7] J.L. Cambier. System and method for animal identification using iris images, May 29 2012. US Patent 8,189,879.
- [8] Bok-Suk Shin, Eui-Young Cha, Kwang-Baek Kim, Kyoung-Won Cho, Reinhard Klette, and Young Woon Woo. Effective feature extraction by trace transform for insect footprint recognition. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, 7(5):868–875, 2010.
- [9] Kenneth Nilsson, Thorsteinn Rognvaldsson, Jens Cameron, and Christina Jacobson. Biometric identification of mice. In *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on*, volume 4, pages 465–468. IEEE, 2006.

-
- [10] Alasdair McAndrew. An introduction to digital image processing with matlab notes for scm2511 image processing. *School of Computer Science and Mathematics, Victoria University of Technology*, pages 1–264, 2004.
- [11] Nobuyuki Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1):62–66, 1979.
- [12] Roberto Rodríguez Morales and Juan Humberto Sossa Azuela. *Procesamiento y análisis digital de imágenes*. Alfaomega, 2012.
- [13] Pedro Enrique Castro Hernández, Héctor Emerson Carranza Quiroga, and Edmundo Vega. Análisis del patrón biométrico del iris para comprobar la identidad de personas. *Ingeniería*, 7(1):44–50, 2001.
- [14] Christian Peter Klingenberg and Leandro R Monteiro. Distances and directions in multidimensional shape spaces: implications for morphometric applications. *Systematic Biology*, 54(4):678–688, 2005.
- [15] Fred L Bookstein. Biometrics, biomathematics and the morphometric synthesis. *Bulletin of mathematical biology*, 58(2):313–365, 1996.
- [16] Paul S Heckbert. *Fundamentals of texture mapping and image warping*. 1989.
- [17] Georgios Tzimiropoulos and Maja Pantic. Optimization problems for fast aam fitting in-the-wild. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 593–600, 2013.
- [18] Raúl Castro-Ortega, Carina Toxqui-Quitl, J Solís-Villarreal, A Padilla-Vivanco, and J Castro-Ramos. Biometric analysis of the palm vein distribution by means two different techniques of feature extraction. In *SPIE Optical Engineering+ Applications*, pages 92171W–92171W. International Society for Optics and Photonics, 2014.
- [19] Klaus Hechenbichler and Klaus Schliep. Weighted k-nearest-neighbor techniques and ordinal classification. 2004.
- [20] Christopher M Bishop. *Pattern recognition and machine learning*. springer, 2006.
- [21] Fabrizio Sebastiani. Machine learning in automated text categorization. *ACM computing surveys (CSUR)*, 34(1):1–47, 2002.
- [22] R Kohavi and F Provost. Confusion matrix. *Machine learning*, 30(2-3):271–274, 1998.

-
- [23] Crossmatch. <http://devportal.digitalpersona.com/>, 1996.
- [24] Neurotechnology. <http://www.neurotechnology.com/>, 1990.
- [25] Matlab. <http://matlab-recognition-code.com/>.
- [26] Lianping Chen, Guojun Lu, and Dengsheng Zhang. Effects of different gabor filters parameters on image retrieval by texture. In *Multimedia Modelling Conference, 2004. Proceedings. 10th International*, pages 273–278. IEEE, 2004.
- [27] Luigi Di Stefano and Andrea Bulgarelli. A simple and efficient connected components labeling algorithm. In *Image Analysis and Processing, 1999. Proceedings. International Conference on*, pages 322–327. IEEE, 1999.
- [28] Zhenan Sun, Tieniu Tan, Yunhong Wang, and Stan Z Li. Ordinal palmprint representation for personal identification [representation read representation]. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 279–284. IEEE, 2005.
- [29] Yufei Han, Tieniu Tan, Zhenan Sun, and Ying Hao. Embedded palmprint recognition system on mobile devices. *Advances in Biometrics*, pages 1184–1193, 2007.

Publicaciones

Artículos publicados por el autor en revistas indexadas, congresos internacionales y congresos nacionales, como autor principal (AP) y siendo el primer autor el director de la Tesis “Sistema para la identificación de roedores”.

Autor: Jorge Mateo Juárez.

Director: Aldrin Barreto Flores, Verónica Edith Bautista López.

Publicaciones en Congresos Internacionales:

1. **Identificación del ratón en base a su huella dactilar utilizando características Ordinales Lineales Ortogonales (OLOF).**

Jorge Mateo Juárez y Aldrin Barreto Flores.

17th International Congress on Computer Science CORE 2017. , ISSN 1405-5546, **AP**

2. **Reconocimiento de la huella dactilar de un ratón mediante los k-vecinos más cercanos (knn) y métricas de análisis de textura.**

Jorge Mateo Juárez y Aldrin Barreto Flores.

39th Congreso Internacional de Ingeniería Electrónica 2017. , ISSN 1405-2172, **AP**

Publicaciones en Congresos Nacionales:

1. **Metodología para el reconocimiento automático de la ROI de una huella dactilar de un ratón.**

Jorge Mateo Juárez y Aldrin Barreto Flores.

Congreso Nacional de Ciencias de la Computación 2017. **AP**

Identificación del ratón en base a su huella dactilar utilizando características Ordinales Lineales Ortogonales (OLOF)

Jorge Mateo Juárez¹, Aldrin Barreto Flores¹, Leopoldo Altamirano Robles²,
Verónica Edith Bautista López³, Salvador Eugenio Ayala Raggi¹, and
Francisco Ramos Collazo⁴

¹ Facultad de Ciencias de la Electrónica.

² Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. Luis Enrique Erro No. 1
Santa María Tonantzintla 72000, Puebla, México

³ Facultad de Ciencias de la Computación.

⁴ Bioterio Claude Bernard.

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla
Prolongación 24 Sur S/N Ciudad Universitaria, San Manuel, 72570, Puebla, Pue
`jorge.mateo@alumno.buap.mx`

Resumen. Este trabajo presenta un método para la clasificación y reconocimiento de la huella de un ratón de acuerdo con la región de interés delimitada por 5 puntos de referencia, utilizando características ortogonales lineales (OLOF) y algoritmos tales como: la mejora del contraste, filtros de Gabor, superposición de Procrustes, Warping y Matching. Es un método no invasivo que no causa ningún daño al animal. Se evaluó un conjunto de 14 tipos de 4 cepas diferentes, donde se capturaron 742 imágenes de huellas dactilares de la extremidad posterior izquierda, las cuales fueron pre-procesadas para acondicionarlas, alinearlas y normalizarlas y, por tanto, obtener imágenes similares para su clasificación. Se obtuvo un resultado de 92,86% de efectividad en el reconocimiento de estas huellas.

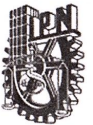
Palabras claves: OLOF, Procrustes, Filtro Gabor, Warping

1. Introducción

Existe una amplia variedad de sistemas de marcaje para la identificación de los animales de laboratorio, por ejemplo: el pelaje, rasurado en alguna parte específica del cuerpo, así como tintes no tóxicos a prueba de agua. Estos presentan la desventaja de que se desvanecen muy fácilmente y no son eficientes en animales de pelajes oscuros. Existen otros métodos de identificación a corto plazo como: marcas naturales, sexo, textura del pelaje, longitud y cepa. En este trabajo se plantea la metodología para identificación del ratón basado en algoritmos para el procesamiento de imágenes de huellas dactilares que se han empleado ampliamente y de manera efectiva, como: filtros Gabor, filtros ordinales de líneas ortogonales y clasificadores como los mencionados en los artículos [9] y [1]. La metodología presentada a continuación es un método no invasivo



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
"La Técnica al Servicio de la Patria"



...computer science...natural language processing...geospatial information processing...robotics and mechatronics...data science and sw technology...intelligent computing...artificial intelligence...cybersecurity...digital signal processing...data processing...networking...microtechnology and embedded systems...

Centro de Investigación en Computación del Instituto Politécnico Nacional

Awards the present:

CERTIFICATE OF PARTICIPATION

To: **Jorge Mateo Juárez**

For his participation as **"Speaker"** in the
17th International Congress on Computer Science CORE 2017
held at the Instituto Politécnico Nacional in Mexico City, on 25-29 September 2017

Dr. Marco Antonio Ramírez Salinas
General Director of CIC

Dr. Juan Carlos Chimal Eguía
OCP of CORE

...computer science...natural language processing...geospatial information processing...robotics and mechatronics...data science and sw technology...intelligent computing...artificial intelligence...cybersecurity...digital signal processing...data processing...networking...microtechnology and embedded systems...



RECONOCIMIENTO DE LA HUELLA DACTILAR DE UN RATÓN MEDIANTE LOS K-VECINOS MÁS CERCANOS (KNN) Y MÉTRICAS DE ANÁLISIS DE TEXTURA

Mateo Juárez Jorge
Facultad de Ciencias de la Electrónica
jorge.mateo@alumno.buap.mx

Barreto Flores Aldrin
Facultad de Ciencias de la Electrónica
aldrin.barreto@correo.buap.mx

Bautista López Verónica Edith
Facultad de Ciencias de la Computación
vbautista@cs.buap.mx

Ayala Raggi Salvador Eugenio
Facultad de Ciencias de la Electrónica
saraggi@ece.buap.mx

Ramos Collazo Francisco
Bioterio Claude Bernard
bio_paco@yahoo.com.mx

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla,
Prolongación 24 Sur S/N Ciudad Universitaria, San Manuel, 72570 Puebla, Pué.

RESUMEN.

Este trabajo presenta un método para la clasificación y reconocimiento de la imagen de la huella de un ratón en función de cinco puntos de referencia sobre la imagen, mediante la técnica de los k-vecinos más cercanos (kNN) y en función del análisis de su textura, esto es importante para reconocer roedores en un bioterio sin dañarlos cuando se tiene un conjunto de tres o más animales en el mismo contenedor y del mismo color, siendo una manera no invasiva para el reconocimiento de estos. Se evaluaron un conjunto de 208 imágenes, las cuales fueron pre-procesadas para acondicionarlos en cuanto a la alineación y normalización de los píxeles y de esta forma tener imágenes similares. Finalmente se utiliza un clasificador basado en los k vecinos más cercanos, donde se obtiene un 70% de reconocimiento de estas huellas.

Palabras Clave: Filtro Gaussiano, Knn, Matriz de co-ocurrencia, Warping

ABSTRACT.

This work presents a method for the classification and recognition of the image of the footprint of a mouse in function of five reference points on the image by the technique of the k-nearest neighbors (kNN) and based on the analysis of its texture, this is important to recognize rodents in a bioterio without damaging them when you have a set of three or more animals in the same container and the same color, being a non-invasive way to recognize them. A set of 208

images were evaluated, which were pre-processed to condition them in alignment and normalization of the pixels and thus have similar images. Finally a classifier is used based on the k nearest neighbors, where a 70% recognition of these footprint is obtained.

Keywords: Gaussian Filter, Knn, Co-occurrence Matrix, Warping

1. INTRODUCCIÓN.

En los bioterios pueden utilizarse una amplia variedad de sistemas de marcaje para la identificación de los animales de laboratorio como, por ejemplo: el pelaje, rasurado en alguna parte específica del cuerpo. También se usan tintes no tóxicos a prueba de agua. Marcadores de colores pueden ser usados en pelajes claros, o en áreas sin pelo. Estos sistemas presentan la desventaja de que se desvanecen muy fácilmente y no son eficientes en animales de pelajes oscuros. Otros métodos de identificación a corto plazo incluyen: marcas naturales, sexo, textura del pelaje, longitud y cepa.

En diversos trabajos se han empleado algunos métodos de reconocimiento y en función del cálculo de métricas como de textura o forma y clasificadores, como son mencionados en los artículos [8] y [7]. En este trabajo se emplea el procesamiento de imágenes de las huellas dactilares del ratón para su identificación, el cual está conformado por algoritmos que permiten la reducción del ruido, el alineamiento, la



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO

**EL INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CHIHUAHUA
OTORGA LA PRESENTE**

CONSTANCIA

a:

JORGE MATEO JUÁREZ

POR SU PARTICIPACIÓN COMO PONENTE DEL TRABAJO:

*Reconocimiento de la huella dactilar de un ratón
mediante los k -vecinos más cercanos (knn) y métricas de
análisis de textura*

EN EL:

39

**CONGRESO INTERNACIONAL
DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA**

DEL 11 AL 13 DE OCTUBRE DE 2017


**DR. JOSÉ RIVERA MEJÍA
DIRECTOR**



**POSGRADO E
INVESTIGACIÓN**

Metodología para el reconocimiento automático de la ROI de una huella dactilar de un ratón

Jorge Mateo Juárez¹, Aldrin Barreto Flores¹, Verónica Edith Bautista López²
Salvador Eugenio Ayala Raggi¹ y Francisco Ramos Collazo³

¹ Facultad de Ciencias de la Electrónica.

² Facultad de Ciencias de la Computación.

³ Bioterio Claude Bernard.

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla

Prolongación 24 Sur S/N Ciudad Universitaria, San Manuel, 72570, Puebla, Pue

jorge.mateo@alumno.buap.mx

Resumen. El objetivo principal del trabajo es reconocer de manera automática cinco puntos de referencia (landmarks) que ubican los cojinetes plantares de un ratón en una imagen de su huella dactilar, el cual le denominamos región de interés (ROI) se aplicaron diferentes algoritmos para el procesamiento de imágenes, por ejemplo: el algoritmo Otsu, filtro Gabor, operaciones morfológicas, análisis de componentes principales (PCA) y Matching. Las imágenes no tienen un estándar a la hora de la captura por lo cual se emplean estos algoritmos para extraer las características más importantes para conseguir el objetivo. Planteamos una metodología para dar solución a este problema donde se logró una eficiencia del 80% de reconocimiento de 400 imágenes de prueba.

Palabras Clave: Algoritmo Otsu, filtro Gabor, PCA, Umbralización.

1 Introducción

En visión por computadora se utilizan métodos para adquirir, procesar, analizar y comprender las imágenes del mundo real con el propósito de obtener la información requerida para dar solución a un problema en cuestión, por ejemplo: el reconocimiento de ciertos patrones o rasgos de textura que definen las características en una imagen. En ciertas situaciones estas características están agrupadas en regiones de la imagen, lo cual permite procesar solo esas regiones y algunas veces son delimitadas con puntos de referencia conocidos como landmarks, esto permite reducir el tiempo de cómputo enfocándose en regiones de interés (ROI) para el reconocimiento de las características en la imagen.

El presente trabajo está orientado para segmentar la región de interés (ROI) de manera automática mediante cinco puntos de referencia empleando algoritmos para el procesamiento de imágenes. Este trabajo forma parte de una tesis para resolver la identificación de roedores en un laboratorio por medio de su huella dactilar empleando solo la ROI, como se observa en la figura 1, en este caso los roedores son alojados en contenedores de policarbonato con material de lecho de pino o lecho comercial beta chip y acero inoxidable, aproximadamente por cada contenedor tiene tres roedores en estantes de 35 contenedores.



BUAP

La Benemérita Universidad Autónoma de Puebla
A través de la Facultad de Ciencias de la Computación

Otorga la presente

CONSTANCIA

**A: Jorge Mateo Juárez, Aldrin Barreto Flores, Verónica Edith Bautista López,
Salvador Eugenio Ayala Raggi and Francisco Ramos Collazo.**

Por su participación como **Expositor** con el Cartel:

Metodología para el reconocimiento automático de la ROI de una huella dactilar de un ratón.

En el Congreso Nacional de Ciencias de la Computación CONACIC 2017, realizado del 06 al 10 de noviembre de 2017, en la Facultad de Ciencias de la Computación BUAP.

“Pensar bien, para vivir mejor”

H. Puebla de Zaragoza, 07 de Noviembre de 2017

M.C. Marcos González Flores
Director