



UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE
MÉXICO

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
POSGRADO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN

RECONOCIMIENTO Y ANÁLISIS DE PATRONES
TERMOGRÁFICOS EN PACIENTES CON PIE DIABÉTICO

TESIS

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
MAESTRO EN CIENCIAS (COMPUTACIÓN)

PRESENTA:

JORGE ROMMEL SANTIAGO ARCE

TUTORES PRINCIPALES:

DRA. MARÍA ELENA MARTÍNEZ PÉREZ

INSTITUTO DE INVESTIGACIONES EN MATEMÁTICAS APLICADAS Y
SISTEMAS

DR. CRESCENCIO GARCÍA SEGUNDO

CENTRO DE CIENCIAS APLICADAS Y DESARROLLO TECNOLÓGICO

MÉXICO, D. F. NOVIEMBRE 2013.



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Resumen

En este trabajo de tesis se presenta un estudio relacionado con el procesamiento computacional de patrones termográficos en imágenes infrarrojas de pacientes diagnosticados con diabetes mellitus tipo 2 y sujetos control para emitir indicadores que permitan detectar anomalías asociadas con las etapas iniciales de pie diabético.

La investigación contempla dos partes: el enfoque clínico y el enfoque computacional. El primero requiere de la extracción de promedios de temperatura en zonas anatómicas previamente establecidas mediante una segmentación semiautomática y un análisis estadístico. El segundo describe la metodología computacional basada en la clasificación borrosa de patrones termográficos y un análisis de forma de los mismos. Ambos enfoques son comparados para verificar si es suficiente un estudio estadístico de promedios de temperatura y para emitir un criterio cuantitativo que servirá como un indicador para la asistencia en el diagnóstico de la enfermedad en sus primeras etapas. Con esta propuesta se pretende que el médico tomará las decisiones pertinentes con un mejor panorama de la problemática del paciente.

Entre los hallazgos generados por este trabajo se encuentran los siguientes: 1) es posible la detección de neuropatía con el procesamiento de termografías mediante el enfoque clínico; y 2) es probable detectar vasculopatía mediante el procesamiento con el enfoque computacional si se mejoran los protocolos de adquisición y se refina la teoría propuesta.

Agradecimientos

Al Dr. Crescencio García Segundo por haberme brindado la oportunidad de colaborar en el proyecto de termografía funcional y por la ayuda en las interpretaciones físicas.

A la Dra. Nidiyare Hevia Montiel por la invaluable ayuda en los aspectos técnicos relacionados con el tratamiento computacional de los métodos de clasificación.

A la Dra. María Elena Martínez Pérez por haberse involucrado en el proyecto y haberme brindado la dirección de este trabajo de tesis.

Al equipo liderado por el Dr. Juan Carlos López Alvarenga del Hospital General de México por proporcionar la base de datos y por las facilidades y asesoría clínica.

Un agradecimiento especial al Dr. Alfonso Gastellum Strozzi por las valiosas recomendaciones y observaciones que guiaron el enfoque computacional.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, CONACYT, por la beca otorgada durante los cuatro semestres del Programa de Maestría en Ciencia e Ingeniería de la Computación.

Al Instituto de Ciencia y Tecnología del Distrito Federal, ICYTDF, por el financiamiento de los materiales involucrados en la parte experimental.

“Symmetry, as wide or as narrow as you may define its meaning, is one idea by which man through the ages has tried to comprehend the created order, beauty, and perfection”

-Hermann Weyl-

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Estado del arte	2
1.2. Justificación	10
1.3. Hipótesis	11
1.4. Objetivo	11
1.5. Organización del trabajo de tesis	11
2. El pie diabético	13
2.1. Diabetes mellitus	13
2.2. Anatomía de las extremidades inferiores	15
2.3. El pie diabético	16
2.4. Tratamiento clínico	18
3. Termografía	23
3.1. Espectro electromagnético	23
3.2. Ley de Stefan-Boltzman	26
3.3. Sensores infrarrojos	29
3.4. Aplicaciones de la Termografía	33
3.5. La termografía en medicina	35
3.6. Equipo y aplicaciones en termografía	39
4. Reconocimiento y análisis de patrones termográficos	41
4.1. Aproximación de falso color a temperatura	41

4.2. Descripción de la base de datos	51
4.3. Segmentación de zonas de interés	55
4.4. Patrones termográficos	59
4.5. Clasificación borrosa de patrones termográficos	60
4.6. Análisis de forma de patrones termográficos	62
5. Resultados y discusión	71
5.1. Enfoque clínico	71
5.2. Enfoque computacional	74
6. Conclusiones y perspectivas	82
6.1. Conclusiones	82
6.2. Perspectivas	84
A. Glosario de términos médicos	86
B. Abreviaturas	88
Bibliografía	89

Capítulo 1

Introducción

En la actualidad, uno de los problemas de salud a nivel mundial es la diabetes mellitus tipo 2. Los métodos para enfrentar estos problemas son de naturaleza clínica, con la desventaja de que los indicadores y escalas de progresión de alteraciones relacionadas, específicamente de pie diabético, son en general apreciativos y consideran aspectos cualitativos hasta escalas semicuantitativas. Es por ello que contar con métodos precisos para expresar y unificar cantidades que representen información relevante en los métodos diagnósticos es importante; actualmente las técnicas de imagenología que se usan como apoyo en los protocolos clínicos de pie diabético, incluyen la radiología simple, la angiografía, la angioresonancia, la angio-CT y el ecodoppler, los cuales provocan otras complicaciones debido a las energías que utilizan y a los agentes de contraste.

Hipócrates realizó observaciones del comportamiento de condiciones febriles en el cuerpo humano al aplicar barro húmedo sobre la piel y dedujo que las zonas en donde el lodo se secaba más rápido eran las zonas en donde se encontraba cierto tumor [Diakides y Bronzino, 2008]. A partir de este hecho, se han realizado investigaciones que condujeron al desarrollo de técnicas que convergen en la termografía la cual se centra en los métodos para obtener una representación visual, con información radiométrica asociada, que describe la distribución de temperaturas de emisión de objetos de interés. En el área de la medicina, la termografía ha empezado a usarse de manera metodológica como herramienta de utilidad en la asistencia diagnóstica. En el caso de pie diabético los estudios realizados se enfocan en el estudio de

promedios de temperatura y tasas de recuperación en el tiempo cuando se induce un cambio de temperatura superficial al que se le conoce como contraste térmico.

Este trabajo presenta un panorama general del padecimiento de pie diabético y la manera en que clínicamente es tratado. Se presentan algunas estadísticas que muestran la importancia de contar con métodos nuevos o alternativos para el diagnóstico de neuropatía y vasculopatía. Se describen las herramientas y técnicas que involucran a la termografía en el área médica con especial interés en las que se estudia a la diabetes mellitus y al pie diabético directamente. Se muestra el desarrollo de los métodos computacionales con los que se aborda el problema, desde la extracción de información hasta el análisis de forma o características geométricas de los patrones termográficos.

1.1. Estado del arte

Los cambios de temperatura asociados al cuadro clínico de pie diabético son empíricamente detectables y se han descrito ampliamente. El grupo de Stess *et al.* [1986] y posteriormente el grupo de Benbow *et al.* [1994], sugirieron que al examinar los patrones termográficos de extremidades inferiores, se podían identificar a los pacientes con riesgo de úlcera y que la presencia de temperatura local elevada era un factor predictivo de ulceración. Chan *et al.* [1991] demostraron que los pacientes con diabetes y alteraciones en el sistema nervioso periférico presentaban temperaturas más elevadas en el pie afectado que sujetos sin diabetes mellitus. En el extremo contrario, la disminución crónica de la temperatura de extremidades inferiores en pacientes con diabetes mellitus es considerada un marcador de alteraciones en el sistema vascular [Brem *et al.*, 2006]. Una aportación valiosa del grupo de Chan *et al.* [1991], fue la primera descripción de un patrón termográfico del pie, en forma de mariposa, este trabajo solo consideró la medición de temperatura plantar.

Los instrumentos de medición utilizados en los trabajos arriba mencionados (termografía de contacto) no utilizaron la emisión de radiación infrarroja, sino que se basaron en las propiedades de los cristales líquidos, en específico, su cambio de color según la temperatura

de la superficie con la que entra en contacto, para estimar la temperatura. La principal desventaja de estos sistemas es que la escala de temperatura obtenida no corresponde a intervalos fijos de temperatura. Estos estudios tampoco consideraron ningún criterio o puntos de corte para diferenciar estados patológicos de temperaturas normales, ya que no habían sido desarrollados aún.

Armstrong *et al.* [1998] realizaron un estudio longitudinal con el propósito de describir los cambios de temperatura superficial de pacientes diabéticos con neuropatía periférica asintomática, úlcera neuropática o atrofia de Charcot, durante el proceso de curación; utilizaron para ello un termómetro de radiación térmica, que trabaja bajo el mismo principio que una cámara termográfica, sin embargo, dichos termómetros son inferiores a éstas ya que hacen lecturas sólo en zonas locales del objeto, no permiten la obtención de una imagen sino que producen un solo valor de temperatura, son menos precisos debido a que no consideran variables ambientales; finalmente, son limitados en cuanto a su capacidad para almacenar información. A diferencia de trabajos anteriores, consideraron la extremidad contralateral como control de normalidad. Entre los hallazgos de este grupo, resalta que, a diferencia de los pacientes ulcerados y con pie de Charcot, los pacientes con neuropatía sintomática no presentaron diferencias en temperatura entre la extremidad afectada y la sana. Sin embargo, esto puede deberse a limitaciones del instrumento de medición o bien a los criterios poco específicos utilizados para definir la neuropatía.

A la fecha, una variedad de estudios han utilizado cámaras termográficas para estudiar la problemática de pie diabético. Ammer *et al.* [2001] reportaron que no existe correlación entre zonas de mayor temperatura en termografías frontales de pie y plantares con callosidades, onicomycosis y deformidades del pie. Concluyen que la termografía no puede ser usada para identificar cambios característicos en las temperaturas de pies diabéticos. Sin embargo, con la mejora tecnológica en cuanto a sensores infrarrojos, así como de procesamiento de señales se ha logrado mejorar la técnica.

La distribución de calor corporal está regida por la disposición de la red vascular. Dicha

red, dentro de ciertos límites, mantiene una simetría entre la mitad derecha y la mitad izquierda del cuerpo humano, con respecto del plano medio sagital. Cuando esta red se atrofia, su distribución y los patrones asociados con ella se modifican, afectando la simetría de ambos hemisferios. Esto permite que las zonas afectadas puedan localizarse con relativa facilidad a través de la termografía infrarroja para su análisis.

Ammer [2008] realizó un estudio de los valores normales de temperatura mediante un atlas de imágenes infrarrojas (imágenes termográficas) de sujetos sanos. Prueba la reproducibilidad de vistas en varias posiciones y la confiabilidad de las medidas de temperatura en regiones de interés definidas. Como conclusión el autor enfatiza que el uso de dicho protocolo aplicado a la adquisición y evaluación de imágenes infrarrojas incrementa la reproducibilidad de los hallazgos en las imágenes infrarrojas.

Serbu [2009] realizó estudios de caso en imágenes termográficas de pacientes con diabetes. Hace énfasis en que las tomas adecuadas de la pierna y del pie deben ser frontal y cenital (vista paralela a la axial fuera del cuerpo humano), respectivamente, e indica que la termografía es útil para diferenciar entre pie isquémico y neuropatía; en isquemia se observa un decremento de temperatura en maléolos, mientras que en neuropatía encuentra una temperatura elevada en la parte distal del pie. Sin embargo, en pacientes con solo neuropatía, sin otra patología encontró patrones plantares simétricos.

Chen *et al.* [2010] utilizaron luz del espectro infrarrojo cercano para iluminar el tejido y obtuvieron una imagen digital, a partir de la cual determinaron características de los vasos sanguíneos visibles como el ancho y la dimensión fractal en los dedos de pies sanos y pies de pacientes diabéticos. Este estudio no utilizó la radiación emitida por el tejido, sino radiación incidente. Encontraron valores más altos en ambas características.

Las investigaciones en el área han adquirido mayor rigor metodológico y contemplan resultados de análisis clínicos y complicaciones relacionadas como la neuropatía y la vasculopatía.

Bagavathiappan *et al.* [2010] realizaron un estudio en el cual correlacionaron temperaturas plantares con neuropatía diabética usando imagenología infrarroja en 112 sujetos nativos del sur de India con diabetes mellitus tipo 2 diagnosticada con procedimientos clínicos. Proponen un método para calcular la *temperatura media del pie*, la cual definen como el promedio de temperaturas de ocho puntos específicos distribuidos en la superficie plantar (dedo gordo, dedos menores, arco, parte lateral del arco, tres puntos situados entre el arco y el talón y el talón). Encontraron que los pacientes con neuropatía presentaban mayor temperatura de pie y *temperatura media del pie* comparadas con la temperatura de pie y la *temperatura media de pie* en sujetos sin neuropatía. Obtuvieron una correlación positiva entre los valores de la *temperatura media del pie* con el umbral de percepción de vibración de los dedos gordos de los pies, sin embargo, no hubo correlación entre la *temperatura media del pie* y la hemoglobina glicosilada. Concluyeron que el uso de termografía infrarroja puede ser usada como una herramienta adicional para la evaluación de alto riesgo en pie diabético.

Recientemente, Nagase *et al.* [2011] propusieron un sistema de clasificación con 20 categorías diferentes de patrones termográficos plantares mediante el concepto que definieron como *angiosoma*. Las imágenes fueron obtenidas de 129 pacientes diabéticos sin ulceraciones en las plantas de los pies y de 32 individuos sanos. La evaluación consistió en determinar hasta qué grado las variaciones individuales mostraban tendencias distintas entre sujetos sanos y pacientes diabéticos. Entre los principales hallazgos de este estudio, está la descripción de una mayor variabilidad de patrones termográficos en el grupo de pacientes con diabetes mellitus en contraste con dos clases de patrones térmicos que correspondieron con sujetos sanos y la confirmación de que el patrón termográfico plantar de tipo mariposa descrito previamente por Chan *et al.* [1991], está presente en al menos 50 % de la población sana. A pesar del interesante análisis de Nagase *et al.* [2011] y su grupo, este estudio se limita a la zona plantar, sin considerar otras zonas de las extremidades inferiores.

Parker *et al.* [2011] presentaron un método para reconstruir una imagen tridimensional con superficie térmica para caracterizar cambios geométricos y térmicos en pie diabético por medio de un dispositivo estereoscópico multifocal que permite una rápida y precisa

metodología de bajo costo. Por medio de proyecciones recuperaron la forma del pie con técnicas de elemento finito, en donde un campo superficial de temperatura asociado es fijado al modelo. Solo contemplaron la vista plantar del pie. Entre los resultados destacaron una buena reconstrucción en donde se muestran úlceras neuropáticas distribuidas en la superficie plantar.

Vekitus *et al.* [2011] determinaron las características óptimas y las posibilidades clínicas de la termografía para la detección temprana de cambios en la función vascular en la zona baja de las piernas de pacientes diabéticos. Realizaron 87 tomas de 47 pacientes con diabetes mellitus tipo 2 y 40 sujetos control consistentes en vista externa del pie y vista plantar y compararon estos datos de temperatura con cantidad de glucosa en la sangre. No encontraron correlación en el tipo de diabetes o duración del padecimiento, sin embargo, asocian diferentes niveles de angiopatía diabética. Reportaron que el 60.4% de pacientes diabéticos con signos clínicos pueden relacionarse directa o indirectamente con la diagnosis de pie diabético. Finalmente concluyeron que la constante revisión de temperaturas de emisión podría ser complementaria en la prevención temprana de la mayoría de las complicaciones de pie diabético.

Uno de los trabajos más recientes que estudian a la diabetes es el que reportaron Sivanandam *et al.* [2012] en el cual determinaron una estimación del potencial de la termografía en el diagnóstico de diabetes mellitus tipo 2. Las regiones del cuerpo que analizaron fueron las rodillas, las tibias, los ortejos de pie, los pies, la frente, el cuello y las palmas de la mano. Realizaron levantamiento de datos clínicos y antropométricos. Utilizaron promedios de temperatura en las regiones anatómicas antes mencionadas. Realizaron una correlación entre los promedios de temperatura y los valores clínicos estandarizados. Mencionan que la vasculopatía en sujetos diabéticos puede ocurrir en la región poplíteo y tibial. Encontraron promedios de temperaturas menores en pacientes diabéticos en regiones de rodilla, tobillos, frente y palmas, comparados con sujetos sanos. Encontraron también, un incremento anormal de temperatura en zonas locales de la planta del pie, lo que indica riesgos de ulceración y lo relacionan con niveles de hemoglobina glicosilada altos. En general la hemoglobina glico-

silada correlaciona de manera negativa con la temperatura de extremidades superiores y de manera positiva con la temperatura de extremidades inferiores. El índice de masa corporal no fue significativo en correlación con la temperatura. Si bien esta investigación presenta la parte inicial del estudio, la cantidad de sujetos es reducida para un estudio estadístico riguroso.

En la investigación realizada por Barriga *et al.* [2012] presentaron un sistema computacional para analizar imágenes termográficas para la detección de las primeras etapas de neuropatía a partir de la información de las curvas de recuperación generadas por contraste térmico. Para ello colocaron el pie del sujeto dentro de un contenedor con agua y siguieron la recuperación de la temperatura a su estado basal inmediatamente después de retirar al miembro del contenedor. Utilizaron seis zonas localizadas en la planta del pie para realizar la toma de temperaturas mediante su seguimiento con visión computacional. En este estudio preliminar los sujetos sanos ($n = 3$) presentaron un porcentaje más alto en el tiempo de recuperación que los pacientes diagnosticados con diabetes mellitus ($n = 3$). El grupo de diabéticos con neuropatía ($n = 2$) presentó los tiempos más largos de recuperación. Concluyeron que es posible detectar pacientes con anomalías microvasculares utilizando el contraste térmico asistido por equipo infrarrojo. El total de sujetos fue de 8, lo cual indica una muestra poblacional reducida que tal vez no refleje resultados confiables.

En el cuadro 1.1 se presenta el estado del arte en forma resumida. Se indica el (los) autor(es), una breve descripción de las investigaciones respectivas, la técnica usada y las regiones anatómicas de interés.

Cuadro 1.1: Resumen del estado del arte.

Autor(es)	Descripción	Técnica	Región
[Stess <i>et al.</i> , 1986]	Posibilidad de encontrar riesgos de úlcera en zonas locales con temperatura elevada.	Termografía de contacto.	Plantar

continúa en la siguiente página

Autor(es)	Descripción	Técnica	Región
[Chan <i>et al.</i> , 1991]	Temperaturas más elevadas en pacientes con neuropatía que en sujetos sanos. Patrones termográficos en forma de mariposa.	Termografía de contacto.	Pie
[Benbow <i>et al.</i> , 1994]	Temperaturas locales como factor predictivo de ulceración.	Termografía de contacto.	Plantar
[Armstrong <i>et al.</i> , 1998]	Cambios de temperatura superficial en neuropatía asintomática y úlcera neuropática. En neuropatía no hay diferencias en extremidad contralateral.	Termometría de radiación térmica.	Pie
[Ammer <i>et al.</i> , 2001]	No encuentran correlación en temperaturas altas en vistas frontales y plantares con callosidades. Concluye que la termografía no se puede usar para identificar cambios característicos en pie diabético.	Termografía	Pie, plantar.
[Brem <i>et al.</i> , 2006]	Temperaturas más bajas en pacientes con vasculopatía que en sujetos sanos.	Termografía de contacto.	Pie
[Ammer, 2008]	Formación de atlas termográfico en sujetos sanos. Muestra simetría de patrones térmicos en hemisferio derecho e izquierdo.	Termografía	Varias regiones del cuerpo.
[Serbu, 2009]	Termografía útil para diferenciar isquemia y neuropatía. En pacientes con isquemia hay disminución de temperatura en la región de los tobillos. En pacientes con neuropatía hay incremento de temperatura.	Termografía	Pie, plantar.
[Chen <i>et al.</i> , 2010]	Determina anchura y dimensión fractal de vasos. Los valores son más grandes en dedos de sujetos sanos que en pacientes diabéticos.	Haz infrarrojo incidente.	Dedos de pie.

continúa en la siguiente página

Autor(es)	Descripción	Técnica	Región
[Bagavathiappan <i>et al.</i> , 2010]	Estudio de correlación entre temperatura media de emisión con datos clínicos. Correlación positiva en temperatura media de pie y umbral de percepción de vibración en pie. Correlación negativa en temperatura media de pie y niveles de hemoglobina glicosilada. Afirman que la termografía es una herramienta de apoyo en la evaluación de riesgo en pie diabético.	Termografía	Pie, plantar.
[Nagase <i>et al.</i> , 2011]	Clasificación de patrones térmicos con base en 20 tipos de an-giosomas. En pacientes diabéticos hay mayor variación en la clasificación que en sujetos sanos.	Termografía	Plantar
[Parker <i>et al.</i> , 2011]	Reconstrucción tridimensional de superficie de distribución de emisión térmica.	Estereoscopia fo-tografía y termo-grafía.	Plantar
[Vekitus <i>et al.</i> , 2011]	Evaluación de diferencia de temperatura en diabéticos y suje-tos control. Realzan la utilidad de la termografía como terapia complementaria en la prevención temprana de complicaciones por pie diabético.	Termografía	Pierna, pie.
[Sivanandam <i>et al.</i> , 2012]	Vasculopatía puede ser localizada en regiones poplítea y ti-bial. Hemoglobina glicosilada correlaciona con extremidades inferiores.	Termografía	Distintas zo-nas.
Barriga <i>et al.</i> [2012]	Estudio de curvas de recuperación en inducción de contraste térmico al enfriar los pies de los sujetos de estudio en agua. Tiempos de recuperación más largos en pacientes con neuro-patía.	Termografía, vi-sión computacio-nal.	Plantar

1.2. Justificación

A pesar de que los tratamientos actuales para el control metabólico del paciente diabético contribuyen a retrasar la aparición de complicaciones secundarias, la neuropatía periférica y la vasculopatía forman parte del curso natural de la enfermedad y son los principales factores de riesgo para el desarrollo de pie diabético.

Parte de las dificultades del uso de la termografía en el diagnóstico clínico o en otros campos médicos, reside en que este tipo de sistemas requieren una calibración específica para su utilización en humanos. Esto implica establecer el conjunto de características de emisión térmica asociado. Dicha tarea es compleja y requiere, además de profesionales en el área médica, el trabajo de especialistas de otras áreas técnicas, tales como física, ingeniería de materiales, computación y procesamiento digital de imágenes.

Debido a que la neuropatía y vasculopatía son rasgos característicos en los pacientes con diabetes mellitus tipo 2, es importante buscar nuevas alternativas para la detección de alteraciones vasculares y neuropáticas que puedan servir como un marcador que permita la intervención en acciones enfocadas a la atención oportuna del paciente con pie diabético.

El desarrollo de este estudio propone un método novedoso basado en el reconocimiento y análisis de forma (características geométricas) de patrones termográficos a partir imágenes de emisión térmica para producir un indicador que permita la asistencia en el diagnóstico médico de pie diabético, con lo cual se espera que los datos de salida impacten en la toma de decisiones por parte del médico especialista relacionadas con los tratamientos adecuados para reducir los riesgos de apariciones de úlceras en las extremidades inferiores de los pacientes con pie diabético. En el área técnica, se contará con una herramienta computacional que permita un procesamiento y análisis de imágenes termográficas más profundo, con sustento físico, que las herramientas existentes en la industria de la termografía actualmente.

1.3. Hipótesis

Con base en las experiencias descritas en la sección 1.1 este trabajo argumenta que el reconocimiento y análisis de características de patrones termográficos mediante algoritmos computacionales permite la obtención de información cuantitativa para la emisión de indicadores que provean información para la asistencia en la detección de anomalías funcionales en pacientes con pie diabético.

1.4. Objetivo

El objetivo de este trabajo es desarrollar una metodología computacional para el reconocimiento y análisis de características geométricas de patrones termográficos mediante el procesamiento de imágenes termográficas de las extremidades inferiores de sujetos con diabetes mellitus tipo 2 y comparar los resultados con un análisis estadístico de promedios de temperaturas de emisión de regiones definidas.

Para lograr el objetivo planteado se propone el desarrollo de la metodología basada en la segmentación de imágenes termográficas mediante morfología matemática, la extracción de promedios de temperaturas de emisión de regiones definidas, la clasificación y reconocimiento de patrones por medio de la técnica de *fuzzy c means*, o clasificación borrosa, con esto, se realiza un análisis de forma de los patrones térmicos clasificados y se produce un indicador al que se nombra *índice de simetría térmica, ITS*, en extremidades inferiores el cual indicará de manera cuantitativa el nivel de simetría de los patrones termográficos en extremidades contralaterales y el cual se propone como característica complementaria en el diagnóstico clínico de pie diabético.

1.5. Organización del trabajo de tesis

En el capítulo 2 se presenta un panorama general del problema clínico de la diabetes mellitus tipo 2. Se hace una descripción de los problemas relacionados con la diabetes mellitus y los procedimientos clínicos con los cuales se emiten diagnósticos y tratamientos.

El capítulo 3 trata de los fundamentos físicos y de los aspectos técnicos de la termografía infrarroja. Se hace una revisión del tipo de sensores infrarrojos, la utilidad de la técnica en una variedad de aplicaciones y se mencionan algunas técnicas en estudios de termografía en el campo de la medicina.

El capítulo 4 se enfoca en la descripción del conjunto de datos, los materiales y los métodos desarrollados en la presente investigación, así como los algoritmos computacionales necesarios para el procesamiento y análisis de las imágenes termográficas de sujetos control y de pacientes con diabetes mellitus tipo 2.

En el capítulo 5 se muestran los resultados y se hace una discusión acerca de la información de promedios de temperatura en regiones de interés (enfoque clínico) y de los resultados de las comparaciones de los patrones termográficos clasificados que provee un enfoque computacional.

Finalmente, en el capítulo 6 se presentan las conclusiones y las perspectivas de esta investigación.

Capítulo 2

El pie diabético

La diabetes mellitus, en adelante DM, es una enfermedad crónica que refleja un problema serio de salud pública. Provoca otras alteraciones en el organismo humano debidas a la inadecuada regulación de la insulina en el aprovechamiento de la glucosa por parte de las células. Los problemas asociados se expresan en padecimientos como disfunción renal, retinopatía diabética y pie diabético, entre otros. En particular, el pie diabético refleja un estado de disfuncionalidad por infecciones en las extremidades inferiores que pueden llegar a la amputación en los casos graves, lo que produce una baja calidad de vida en el paciente e impacta en el desarrollo personal, social y económico de la población.

2.1. Diabetes mellitus

De acuerdo con la Organización Mundial de Salud (OMS) “La diabetes mellitus es una enfermedad crónica causada por la incapacidad del organismo para producir insulina, o por la falta de efecto de la hormona producida” [OMS, 2013]. Esto provoca complicaciones de tipo microvascular, macrovascular y neuropático en los sistemas corporales.

La Organización Panamericana de la Salud (OPS), en conjunto con la OMS han adoptado una clasificación de tipos de diabetes en función de los desórdenes asociados al comportamiento de la glucosa en el ser humano [PAHO, 2013]:

- Tipo 1: Caracterizada por una destrucción de las células beta del páncreas, y que

usualmente conduce a una deficiencia absoluta de insulina. Puede ser autoinmune o idiopática.

- Tipo 2: Comprende un cuadro que va desde el predominio de una resistencia a la insulina con una deficiencia relativa de secreción de dicha hormona, hasta defectos de secreción predominantes con resistencia a la insulina.
- Otros: Relacionados con defectos genéticos de la función de la célula beta, de la acción de la insulina, endocrinopatías, inducida por medicamentos, etc.
- Gestacional: Manifestada por algún grado de intolerancia a la glucosa durante el embarazo.

El número de personas con DM se ha incrementado a nivel mundial en proporción con el aumento en la prevalencia de sobrepeso y obesidad. La Federación Internacional de Diabetes, IDF por sus siglas en inglés, estimó en 366 millones de personas con DM en 2011; indica también que cada siete segundos alguien muere en el mundo por el padecimiento, que cada año mueren 4 millones de personas y que es una de las 10 principales causas que provocan incapacidad como consecuencia de complicaciones de alto riesgo, por ejemplo, alteraciones cardiovasculares, ataques cerebro vasculares, ceguera y amputaciones de las extremidades inferiores [IDF, 2013].

En nuestro país, de acuerdo con la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT) de 2012, la prevalencia por diagnóstico médico previo de DM en los adultos a nivel nacional fue de 9.2%. En el grupo de 50 a 59 años, la prevalencia fue del 19.25% (19.4% en mujeres y 19.1% en hombres) y en el grupo de 60 a 69 años, la prevalencia alcanzó un 25.2% (26.3% en mujeres y 24.1% en hombres) [Gutiérrez *et al.*, 2012]. A pesar del progreso importante en la atención con control adecuado de pacientes con DM (5.2% en 2006 a 24.5% en 2012) aún tres de cada cuatro diabéticos requieren mayor control del padecimiento que permita reducir las complicaciones que se presentan.

La Secretaría de Salud de nuestro país distingue a la diabetes como uno de los principales

problemas de salud cuya prevalencia fue de 6.6% en 2010; en el mismo año registraron más de 72 mil muertes por diabetes, ubicándose como la principal causa de muerte. Del total de decesos, 78.3 defunciones ocurrieron por cada cien mil mujeres y 74.3 defunciones por cada cien mil hombres. También ocupa el primer lugar como causa de incapacidad prematura provocando ceguera por retinopatía diabética, insuficiencia renal y amputaciones no traumáticas de extremidades inferiores [SSA, 2010].

El Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) reportó que las principales causas de mortalidad durante 2010 fueron enfermedades cardiovasculares y DM en hombres y mujeres mayores de 45 años, en menores de esa edad es causa secundaria. En mujeres de 14 a 24 años la diabetes es la segunda causa de muerte [INEGI, 2010].

La DM constituye un grave problema de salud pública a nivel mundial e impacta negativamente en muchos aspectos del desarrollo nacional y global, incluida la economía y la sustentabilidad ambiental, el desarrollo humano y otras enfermedades infecciosas. El prevenir y controlar la diabetes traería beneficios significativos y medibles para el desarrollo mundial [IDF, 2013].

2.2. Anatomía de las extremidades inferiores

Anatómicamente, la extremidad inferior, miembro inferior, o miembro pelviano, es cada una de las dos extremidades que se encuentran unidas al tronco a través de la pelvis mediante la articulación de la cadera. Su función es la de sustentar el peso del cuerpo en la posición bípeda y hacer posible los desplazamientos mediante la acción de su musculatura. Cada extremidad inferior está formada por el glúteo; el muslo, que es la porción desde la cadera hasta la rodilla; la pierna, formada por la tibia y el peroné, debajo de la rodilla; el tobillo es la región que une a la pierna con el pie, el cual forma parte de la extremidad y está constituido por tarso, metatarso y falange. En la figura 2.1 se muestra la vista anterior y posterior de la región anatómica que comprende las extremidades inferiores.

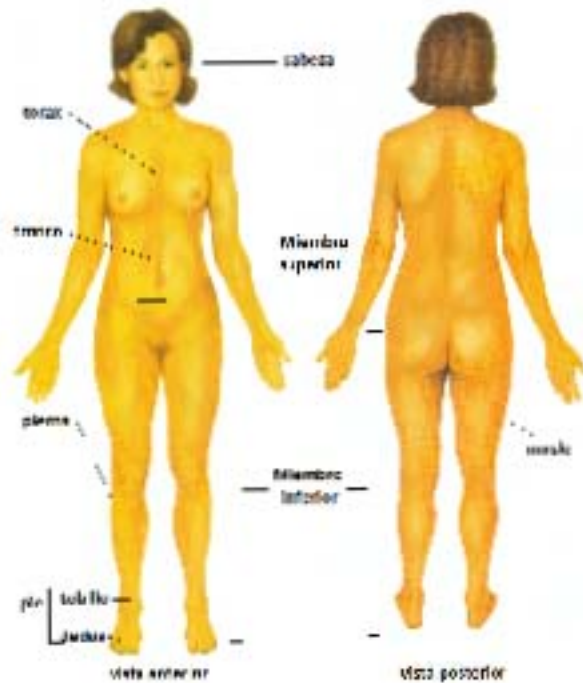


Figura 2.1: Vistas anterior y posterior de las extremidades inferiores (Tortora y Derrickson, 2008).

2.3. El pie diabético

El pie diabético puede definirse como “una alteración clínica de base etiopatogénica neuropática inducida por la hiperglucemia sostenida, en la que con o sin coexistencia de isquemia y previo desencadenante traumático, produce lesión y/o ulceración del pie” [Guía-Diabetes, 2008]. La pérdida de la sensibilidad causada por la neuropatía periférica propicia que el paciente no perciba la aparición de heridas o lesiones en los pies. El incorrecto cuidado de las extremidades inferiores es con frecuencia un factor precipitante de las lesiones del pie en el paciente con diabetes [Zavala *et al.*, 1993]. Por otro lado, una inadecuada irrigación en presencia de infección, complica el proceso de cicatrización. Una herida que no cicatriza apropiadamente, tiene a largo plazo una alta probabilidad de amputación.

Los pacientes con DM tienen de diez a quince veces mayor probabilidad de requerir una amputación de miembros inferiores como respuesta a una lesión que los pacientes no diabéticos [Johannesson, 2009]. De los pacientes diabéticos amputados, del 30% al 50% tienen alto riesgo de sufrir una segunda amputación dentro de los cinco años posteriores a

la primera [Al-Wahbi, 2010].

Shavelson *et al.* [2010] cita a la Junta Nacional para la Asesoría en Diabetes de Estados Unidos de América (USNDAB, por sus siglas en inglés) la cual sostiene que la detección temprana, la observación metodológica de los factores de riesgo y los tratamientos conducirán a una reducción del 85 % en el número de amputaciones de extremidades inferiores.

Todos estos datos, revelan la importancia de encontrar nuevos métodos para detectar oportunamente a los pacientes con alto riesgo de desarrollar pie diabético y realizar las intervenciones preventivas que más convengan. El interés de esta investigación se centra en estudiar a un conjunto de pacientes diagnosticados con DM tipo 2, los cuales presentan neuropatía y/o vasculopatía en etapas anteriores a la presencia de ulceraciones.

La neuropatía diabética puede preceder a otros signos clásicos de diabetes. En [Shavelson *et al.*, 2010] se hace una descripción de las cinco fases de la neuropatía diabética atendiendo a su componente sensorial y que generalmente son progresivas:

Fase 1. Sensación de hormigueo o cosquilleo en las plantas de los pies.

Fase 2. La misma sensación pero con mayor frecuencia.

Fase 3. Sensación de ardor que puede causar interrupciones del sueño.

Fase 4. Incremento en la intensidad de la sensación de ardor aún con anestesia.

Fase 5. Pérdida completa de sensación.

La neuropatía es la manifestación clínica de cualquier número de defectos potenciales en la función fisiológica del sistema nervioso periférico. El patrón clásico de la evolución de la neuropatía periférica comienza en la extremidad baja distal y progresa proximal, es decir, desde los dedos hacia el tobillo y talón. Benites *et al.* [2012] mencionan 3 tipos de neuropatía: 1) Sensorial, relacionada con la sensibilidad, 2) la de nervios motores, los cuales controlan el movimiento muscular, 3) autonómica, la cual controla las funciones de sudoración, flujo

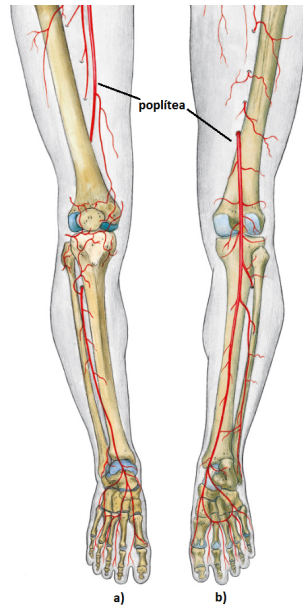


Figura 2.2: Arteria poplítea de un sujeto sano, a) vista anterior, b) vista posterior (Paulsen *et al.*, 2012).

vascular y la frecuencia cardiaca. Los tres tipos de neuropatía son afectados en los pacientes con DM.

La enfermedad arterial periférica o vasculopatía es una de las manifestaciones clínicas de los procesos ligados a la macroangiopatía, con una afectación preferente por el sector de los vasos tibiales. La incorrecta irrigación sanguínea al pie se refleja en una dificultad para la cicatrización de las lesiones producidas por la neuropatía, así como en una capacidad deficiente de defensa ante infecciones [Brizuela *et al.*, 2012]. Las estructuras que son afectadas por la vasculopatía son los vasos de mediano calibre, principalmente a nivel de la trifurcación de la arteria poplítea (véase figura 2.2), sin embargo, puede extenderse e involucrar la vasculatura del pie [Benites *et al.*, 2012].

2.4. Tratamiento clínico

En general, la detección clínica de neuropatía y vasculopatía consisten en pruebas exploratorias, sin ocupar alguna técnica de imagenología en las primeras etapas de DM para uso clínico.

El método que es utilizado para la detección de neuropatía es el llamado Cuestionario Michigan (*Michigan Neuropathy Screening Instrument*) [Moghtaderi *et al.*, 2006], el cual consta de dos partes: un cuestionario de síntomas con 15 preguntas que se aplica al paciente y un examen físico realizado por el especialista el cual consiste en la exploración física de los pies para evaluar la aparición de úlceras, heridas, infecciones, sequedad y fisuras. La exploración de sensibilidad se realiza mediante un diapasón para determinar el nivel de percepción que presenta el paciente, sea total, disminuida, o bien ausente. Por último, para la exploración de sensibilidad fina se utiliza un monofilamento de *nylon*, en donde la extremidad de dicho instrumento se hace incidir sobre puntos específicos del pie. Las cuatro puntuaciones son sumadas para obtener una calificación y emitir si el paciente presenta neuropatía.

Por otro lado, la evaluación de vasculopatía se realiza por medio del índice tobillo-braquial el cual relaciona la presión arterial sistólica en la región del tobillo y la presión arterial sistólica en el brazo, para detectar la mejor señal de presión se utiliza un transductor doppler y un baumanómetro para medirla manualmente. Los criterios para calificar la enfermedad arterial periférica son: normal, leve, moderada y severa.

Como puede observarse, la emisión del diagnóstico depende de las respuestas del paciente en el caso del Cuestionario Michigan lo que implica un sesgo por subjetividad. Por otro lado, las exploraciones físicas dependen del entrenamiento y experiencia del especialista y los indicadores están determinados por niveles con carácter cualitativo. Es por ello que el interés de este trabajo se centra en emitir un indicador cuantitativo con sustento físico y metodologías computacionales para el manejo de la información (véase capítulo 4).

En cuanto a las técnicas de imagenología utilizadas en el tratamiento de vasculopatía Del Blanco *et al.* [2012] mencionan las siguientes:

1. Angioresonancia. Utilizada para diagnóstico de enfermedad arterial periférica, localización y extensión de lesiones, así como cuantificación de estenosis. Aporta imágenes tridimensionales. El medio de contraste empleado es el gadolinio. En la figura 2.3 (a)

se muestra un ejemplo de este tipo de imagen.

2. Angiografía. Generalmente usada con sustracción digital porque aumenta la resolución de la exploración y disminuye la necesidad de contraste. Aporta información detallada de la anatomía arterial, considerada patrón de referencia. Existen casos de reacciones graves al medio de contraste en 0.1 % de los casos, en el 0.7 % de los casos se presentan complicaciones graves y en el 0.16 % se presenta mortalidad, disecciones, ateroembolismos, insuficiencia renal y complicaciones en el lugar de la punción. Un ejemplo de imagen de angiografía se puede ver en la figura 2.3 (b).
3. Radiología simple. Utilizada para detectar osteomielitis, fracturas, dislocaciones que aparecen en neuropatía y artropatía, calcificación arterial, presencia de gas, deformidades y otros cuerpos extraños. Un ejemplo de la imagen producida por radiología se muestra en la figura 2.3 (c).
4. Angio-CT. Angio-tomografía computarizada, utilizada en la detección de la enfermedad arterial periférica y su extensión anatómica, detecta estenosis significativas, aporta información de la pared arterial. Emplea agentes de contraste iodados. En la figura 2.3 (d) se muestra una imagen de angio-CT.
5. Ecodoppler. La exploración consiste en el estudio trasversal y después longitudinal de la estructura vascular. Se aplica el modo B-color para delimitar la luz de la estructura vascular y valorar la homogeneidad del color como detector de alteraciones significativas de flujo. Finalmente las características de la onda de flujo arterial se analizan con Doppler pulsado. El estudio se enfoca en el estudio de la pared de la estructura vascular y en la medición de las velocidades pico sistólicas en la arteria para determinar el grado de estenosis. En la figura 2.3 (e) se muestra una imagen de ecodoppler.

En cuanto a los costos de un estudio de las técnicas de imagenología Del Blanco *et al.* [2012] reportan al ecodoppler entre los 37 y 43 euros (640 a 750 pesos), el angio-CT entre los 163 y 203 euros (2800 a 3500 pesos), la angi resonancia entre los 429 y 514 euros (7400 a



Figura 2.3: Técnicas de imagen para pie diabético. (a) Angioresonancia de ambas extremidades inferiores. (b) Angiografía de arteria poplítea. (c) Radiografía simple de pie. (d) Angio-CT femoral bilateral. (e) Ecodoppler de arteria femoral. (Del Blanco *et al.*, 2012).

8900 pesos), mientras que el estudio más costoso es el de angiografía entre los 523 y los 1223 euros (9100 a 21300 pesos).

Capítulo 3

Termografía

La termografía infrarroja se ha utilizado desde hace más de 50 años en una variedad de aplicaciones de manera persistente. Esta tecnología permite la adquisición no invasiva de imágenes termográficas a distancia por medio de cámaras construidas con un arreglo de sensores térmicos que captan la radiación infrarroja emitida por un objeto asociada con su temperatura y la generación de una salida visual de dicha distribución térmica espacial.

En este capítulo se describirán los fenómenos fundamentales implicados en la técnica de la termografía, sus distintas aplicaciones y su utilización en el campo de la medicina.

3.1. Espectro electromagnético

El espectro electromagnético (EEM) es una clasificación organizada de ondas electromagnéticas en función de su frecuencia y longitud de onda. Todas las ondas electromagnéticas se propagan con la rapidez de la luz y transportan energía y cantidad de movimiento desde una fuente hasta un receptor. La longitud de onda λ , su frecuencia f y su velocidad c se relacionan mediante la ecuación 3.1 [Serway *et al.*, 2010].

$$c = f\lambda \tag{3.1}$$

El EEM está dividido en un número arbitrario de regiones de longitudes de onda llamadas

bandas, distinguidas por los métodos usados para detectar la radiación asociada [FLIR-Systems, 2007] (véase figura 3.1).

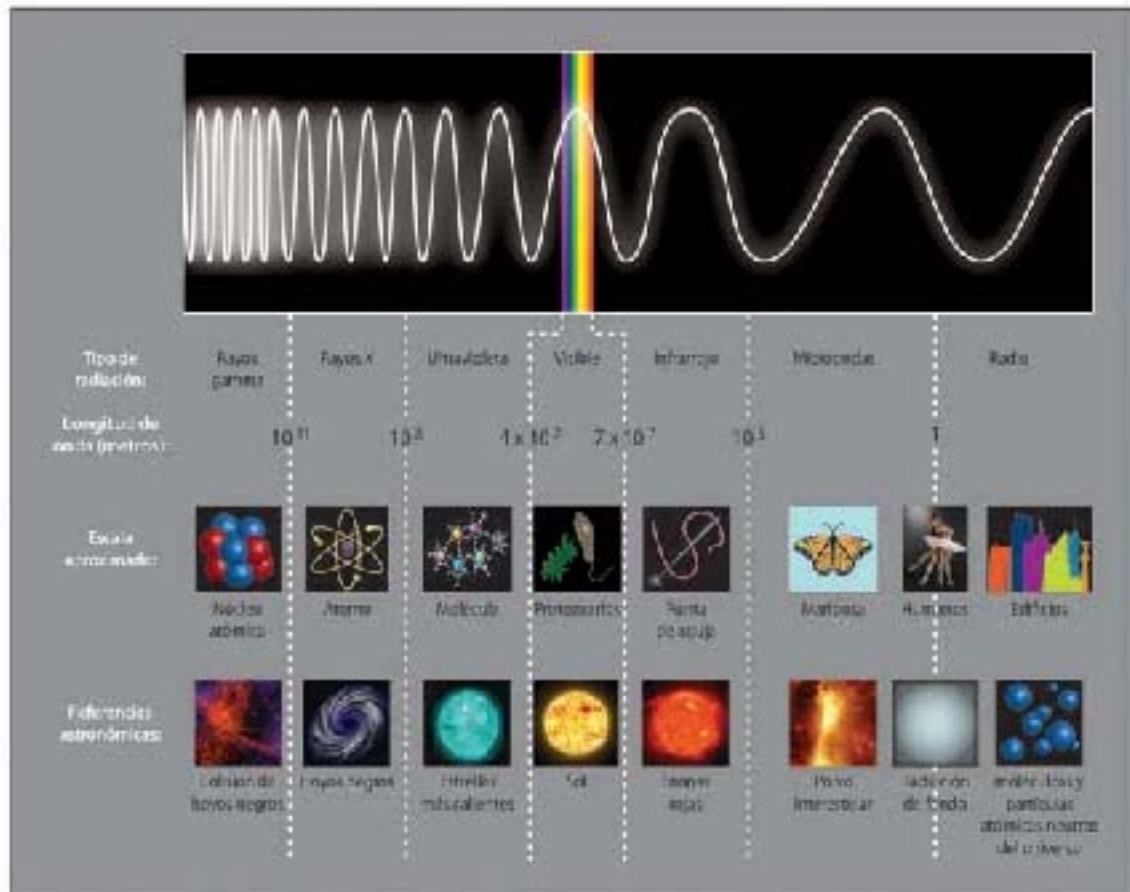


Figura 3.1: Espectro electromagnético (Fierro, 2013).

Las ondas de radio se generan como resultado de las cargas que se aceleran en alambres de conducción, se utilizan en sistemas de comunicaciones de radio y televisión. Las longitudes de onda se extienden desde varios kilómetros hasta unos 30 centímetros y frecuencias de unidades de hertz hasta 10^9 Hz .

La región de microondas tiene longitudes de onda que van de 30 centímetros a 1 milímetro aproximadamente, con frecuencias de alrededor de 10^9 Hz hasta unos $3 \times 10^{11} \text{ Hz}$. Este tipo de radiación penetra la atmósfera terrestre, desde milímetros hasta unos 30 metros, lo que las hace útiles en sistemas de comunicaciones de vehículos espaciales como en radio astronomía.

Son utilizadas en sistemas electrónicos, y aplicaciones domésticas.

De acuerdo con Hecht y Zajac [1997] la región infrarroja que se extiende en frecuencia, aproximadamente de $3 \times 10^{11} \text{ Hz}$, hasta al rededor de $4 \times 10^{14} \text{ Hz}$ fue detectado por William Herschel. No hay una unificación en la subdivisión del infrarrojo. Una de ellas es la que se muestra en el cuadro 3.1:

tipo	λ [nm]
cercano	780 – 3000
medio	3000 – 6000
lejano	6000 – 15000
extremo	15000 – 1×10^6

Cuadro 3.1: Longitudes de onda de la banda infrarroja.

En otra clasificación la radiación infrarroja corresponde con longitudes de onda divididas en cuatro regiones; la primera, llamada infrarrojo cercano está entre los 750 nm y 3000 nm; el infrarrojo medio está en el rango de los 3000 nm a los 6000 nm y el tercero, el infrarrojo lejano comprende los 6000 nm a los 15000 nm, mientras que el extremo va de los 15000 nm a los $1 \times 10^6 \text{ nm}$ [FLIR-Systems, 2007].

Las longitudes de onda constituyentes del espectro visible que el ojo humano percibe van del color violeta con una longitud de onda de aproximadamente 400 nm al rojo con una longitud de onda de 700 nm y con frecuencias de $4 \times 10^{14} \text{ Hz}$ a $7 \times 10^{14} \text{ Hz}$. Arriba de ésta se encuentran las regiones más energéticas: la banda ultravioleta, los rayos X y los rayos gamma. Por debajo de la luz visible están el infrarrojo (IR), las micro ondas y las ondas de radio.

La luz ultravioleta abarca longitudes de onda que van desde 400 nm hasta los 0,6 nm con frecuencias de $8 \times 10^{14} \text{ Hz}$ hasta unos $3 \times 10^{17} \text{ Hz}$. El sol es una fuente de este tipo de luz, la mayor parte de estos rayos son absorbidos por los átomos de la atmósfera superior, al

ionizar dichos átomos se crea la ionosfera. El ultravioleta es detectable por medio de pantallas fluorescentes, emulsiones fotográficas y fotocélulas.

Los rayos X son ondas electromagnéticas con longitudes de onda de aproximadamente 100 nm a 1 nm y frecuencias de $3 \times 10^{17} \text{ Hz}$ a $5 \times 10^{19} \text{ Hz}$. Los fotones de rayos X son emitidos por un átomo o molécula si un electrón interior sufre una transición. Esta radiación tiene una energía suficiente para que sus interacciones con la materia sean relevantes.

Los rayos gamma son las radiaciones electromagnéticas de más alta energía y longitud de onda más corta, las cuales varían entre 1 nm a menos de 10^{-4} nm . Son emitidas por partículas que sufren transiciones dentro del núcleo atómicos. Son altamente penetrantes y causan serios daños en tejido vivo.

En cuanto a las aplicaciones médicas y el uso del EEM en técnicas de imagenología, todas las regiones energéticas son usadas, desde las ondas de radio hasta los rayos gamma, con excepción del ultrasonido que hace uso de ondas mecánicas. En la figura 3.2 se muestran ejemplos concretos de este hecho, desde la Resonancia Magnética Nuclear (ondas de radio) hasta la gammagrafía, de la más baja a la más alta energía.

3.2. Ley de Stefan-Boltzman

La temperatura, de acuerdo con Serway *et al.* [2010], es una propiedad que determina si un objeto se encuentra en equilibrio térmico con otros objetos, es decir, si el objeto en cuestión tiene en promedio la misma energía que los objetos con los cuales se encuentra en contacto. Esta propiedad es un indicador de qué tan caliente o frío percibimos tal objeto.

La temperatura está relacionada con la longitud de onda por medio de la ley de Wien, la cual explica la observación de que los colores varían de rojo a amarillo a medida que un objeto aumenta su temperatura [FLIR-Systems, 2007], la ecuación 3.2 es conocida como la ley de Wien:

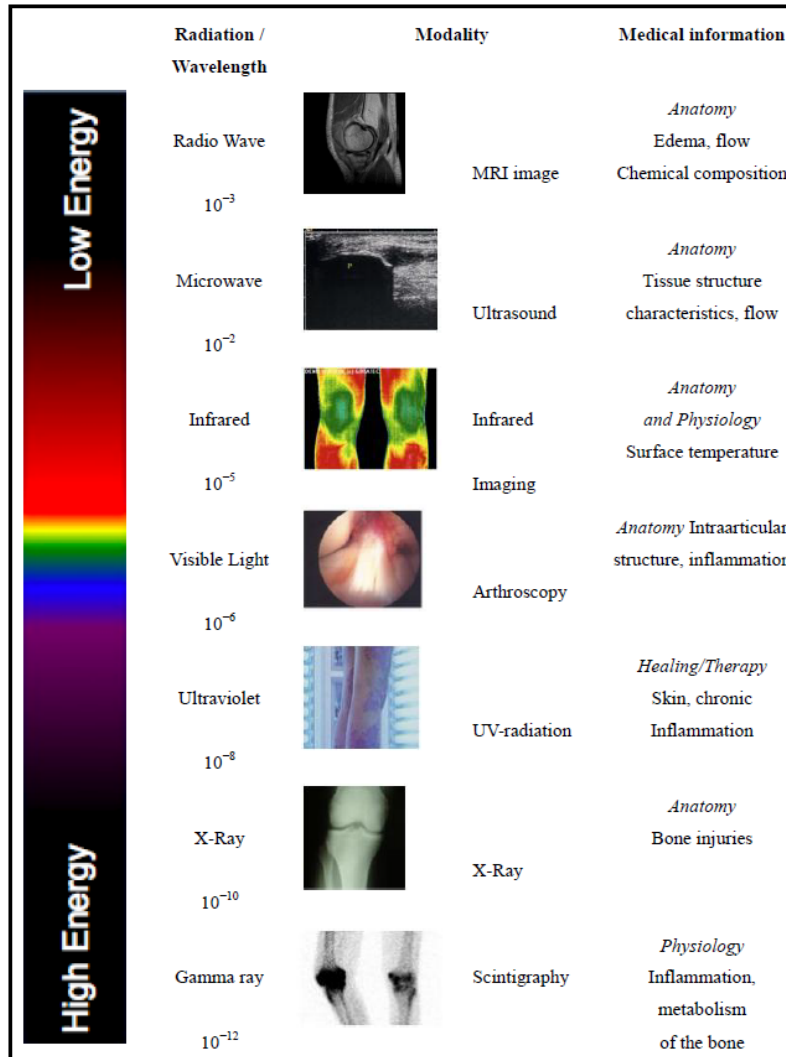


Figura 3.2: Imagenología y espectro electromagnético (Hildebrandt, 2010).

$$\lambda_{max} = \frac{2898}{T} \quad (3.2)$$

en donde λ_{max} es la longitud de onda que emite el objeto y T es la temperatura del objeto. Las unidades están dadas en micro metros (μm).

El objeto antes mencionado es un radiador térmico, es decir, un objeto capaz de emitir radiación en función de la temperatura a la que se encuentra. Un objeto que absorbe toda la radiación que le incide a cualquier longitud de onda es llamado cuerpo negro, capaz de emitir la misma radiación a esa longitud de onda. A medida que un radiador térmico aumenta

su temperatura, la radiación emitida recorre las distintas longitudes de onda del espectro electromagnético. La expresión arriba mencionada es producto de la diferenciación de la siguiente ecuación llamada ecuación de emisión de Plank (ecuación 3.3), la cual describe la distribución espectral de radiación a partir de un cuerpo negro:

$$W_{\lambda b} = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5 (e^{\frac{hc}{\lambda kT}} - 1)} \times 10^{-6} \left[\frac{Watt}{m^2} \right] \quad (3.3)$$

en donde $W_{\lambda b}$ es la capacidad de emisión espectral de un cuerpo negro a la longitud de onda λ , c es la velocidad de la luz, h es la constante de Plank, k es la constante de Boltzmann y T es la temperatura absoluta del cuerpo negro. Esta expresión describe la distribución espectral de la radiación de un cuerpo negro.

Al integrar la ecuación de Plank se obtiene la capacidad total de emisión radial W_b , de un cuerpo negro. La exitación total de un cuerpo negro en todas las longitudes de onda están dadas por la ley de Steffan-Boltzman (ecuación 3.4), la cual establece que la energía total emitida de un cuerpo negro es proporcional a la cuarta potencia de su temperatura absoluta [FLIR-Systems, 2007]:

$$W_b = \sigma T^4 \left[\frac{Watt}{m^2} \right] \quad (3.4)$$

donde $\sigma = 5,67 \times 10^{-8} \left[\frac{W}{m^2 K^4} \right]$ es la constante de Stefan-Boltzman.

Los modelos anteriores describen el comportamiento de cuerpos ideales; en la vida cotidiana, el ser humano interactúa con objetos que no cumplen con las características de radiadores ideales. Tales objetos pueden presentar fracciones de energía radiante espectral que absorben, que reflejan o bien que transmiten cuando alguna energía radiante incide sobre ellos; a dichas cantidades se les conoce como *absorbancia*, *reflectancia* y *transmitancia* espectrales, respectivamente y la adición de las contribuciones parciales debe sumar la unidad.

Otra característica que presenta un objeto real es la cantidad de energía espectral que puede emitir fuera de él con relación a la que emite un cuerpo negro es conocida como

emisividad espectral, ϵ , y se calcula mediante la ecuación 3.5:

$$\epsilon = \frac{W_o}{W_b} \quad (3.5)$$

en donde W_o es la capacidad de emisión de energía del objeto y W_b es la capacidad de emisión de energía del cuerpo negro a cierta longitud de onda, de tal manera que un objeto ideal presenta una *emisividad* (capacidad de emisión de energía) unitaria, mientras que un cuerpo real tiene una *emisividad* entre cero y uno. Este factor es vital debido a que es posible calcular la energía radial emitida a partir de la ley de Stefan-Boltzman de un objeto real al añadir el término, entonces:

$$W = \epsilon\sigma T^4 \left[\frac{Watt}{m^2} \right] \quad (3.6)$$

donde W es la capacidad de emisión radial de un objeto en función de la temperatura de emisión del objeto T , que indica el tipo y la cantidad de fotones emitidos por dicho objeto que se encuentra en un estado termodinámico $W = U - Q$ (primera ley de la termodinámica; U , energía interna del sistema y Q , cantidad de calor).

La ecuación 3.6 indica que la energía de emisión de un objeto real es la misma que la que emite un cuerpo ideal a la misma temperatura reducida en proporción del valor de la *emisividad* de ese objeto. Lo anterior se usa para calcular la temperatura de emisión de un objeto real si se conoce su *emisividad* al despejar a T (ecuación 3.7):

$$T = \left[\frac{W}{\epsilon\sigma} \right]^{1/4} \quad (3.7)$$

3.3. Sensores infrarrojos

La energía infrarroja radiante se mide generalmente con sistemas que responden al calor generado en la absorción del infrarrojo como termopares, detectores neumáticos, piroeléctricos y bolométricos; los cuales dependen de las variaciones térmicamente dependientes del voltaje inducido, volumen del gas, polarización eléctrica permanente o bien resistencia, respectivamente [Hecht y Zajac, 1997]. La fuente microscópica de radiación infrarroja es debida

a las vibraciones moleculares y rotacionales, mientras que su generación artificial se produce mediante chispas, lámparas y cuerpos “calientes”.

En Minkina y Dudzik [2009] se listan una serie de detectores infrarrojos:

1. Detectores bolométricos. La radiación infrarroja que incide en estos detectores cambia la resistencia de los mismos. Hay detectores metálicos hechos de una película delgada de níquel, bismuto o antimonio. También hay detectores fabricados con semiconductores, superconductores y ferroeléctricos.
2. Detectores microbolométricos. Operan a temperatura ambiente y son estabilizados con enfriadores *Peltier*, son también conocidos como detectores no enfriados. En general se utilizan en arreglos matriciales ya que un solo detector mide aproximadamente $50\mu m$ de lado.
3. Detectores de termopilas. Son termo-elementos interconectados en serie. Una junta de medición está conectada a un elemento fotosensible a la radiación infrarroja.
4. Detectores piroeléctricos. Construidos con semiconductores que presentan el efecto piroeléctrico. Cualquier cambio en la temperatura del detector genera un cambio en la carga superficial, la cual genera una corriente eléctrica que puede medirse.
5. Detectores fotoconductivos. Detectores con emisión fotoeléctrica interna. La radiación infrarroja incidente en un fotoresistor cambia el valor de su resistencia.
6. Detectores fotovoltaicos. Son construidos con estructuras que contienen barreras de potencial. El efecto fotovoltaico ocurre cuando cargas redundantes son inyectadas cerca de las barreras.
7. Detectores fotoemisivos. Son detectores con emisión fotoeléctrica externa. Los electrones son expulsados desde un fotocátodo mediante fotones incidentes. Los fotones son absorbidos por el fotocátodo depositado en una base especial que es, a menudo, transparente a la radiación incidente.

8. Detectores basados en pozos cuánticos. Construidos con películas delgadas de arseniuro de galio-aluminio (AlGaAs) y arseniuro de galio (GaAs). Para asegurar condiciones óptimas de operación, requieren enfriamiento a temperaturas de aproximadamente 70 K .

También mencionan los parámetros metrológicos de los detectores de radiación infrarroja:

1. Sensibilidad de corriente o voltaje.
2. Sensibilidad de la temperatura.
3. Tasa de respuesta.
4. Potencia de ruido equivalente.
5. Detectividad espacial normalizada.

En los microbolómetros, el detector absorbe radiación infrarroja. En la figura 3.3, (a), se muestra un esquema de un microbolómetro. El micro-puente se coloca en dos soportes metálicos fijados a una base de silicio. Los soportes también actúan como conectores entre el termómetro y el circuito integrado de lectura. El micro-puente contiene una capa delgada ($1 \mu m$) de silicio sintético dopado con hidrógeno. Esta capa funciona como termómetro, la radiación es absorbida mediante una película delgada de nitruro de titanio. La capa de aislamiento, separa el termómetro de la información del circuito integrado de lectura. La función de la capa reflectora es la de reflejar la radiación que penetró el micro puente hacia el termómetro. En general el procesamiento de la señal se puede observar en la figura 3.3, (b).

Actualmente las cámaras termográficas utilizan arreglos de sensores microbolométricos con o sin enfriamiento. La determinación de la temperatura con cámaras infrarrojas (termográficas) se realiza mediante un modelo matemático que contempla los flujos de calor emitidos por el objeto de interés, la reflexión de la atmósfera por el objeto de estudio, la

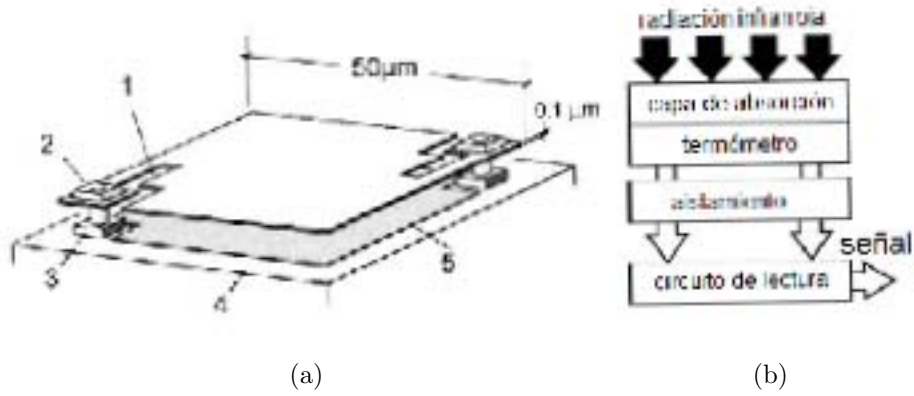


Figura 3.3: Estructura de un detector (un pixel) microbolométrico. 1, sección de aislamiento térmico; 2, soporte metálico; 3, junta metálica del circuito integrado de lectura y escritura; 4, circuito integrado de lectura y escritura; 5, capa reflejante. (Minkina y Dudzik, 2009).

atmósfera, componentes ópticos y filtros de la cámara [Minkina y Dudzik, 2009]. En FLIR-Systems [2007] se reporta la manera en que se calcula la temperatura de emisión de un objeto de interés. Primero se asume que la energía radiante que recibe la cámara termográfica proviene de un cuerpo negro que se encuentra a una temperatura T_b y le genera una señal de salida U_b proporcional a la energía que recibe la cámara, ahora, si la fuente es un objeto real con una emisividad ϵ , la cantidad de radiación recibida tiene que ser igual a ϵW_b .

Por otro lado, al tomar en cuenta la *transmitancia* τ de la atmósfera, la energía de emisión de un objeto real que se encuentra a temperatura T_{obj} es $\epsilon\tau W_{obj}$. La emisión reflejada por las otras fuentes (objetos) cercanas que se encuentran a una temperatura T_{refl} es igual a $(1 - \epsilon)\tau W_{refl}$, donde el término $(1 - \epsilon)$ es la reflectancia del objeto.

Se asume que T_{refl} tiene el mismo valor para todas las superficies emisoras. En realidad esto es una simplificación del problema para derivar una expresión con la cual trabajar; de esta manera se tiene un valor que teóricamente representa la temperatura eficiente en un entorno complejo. Por otro lado, la emitancia del entorno es igual a la unidad debido a la ley de Kirchhoff la cual establece que toda la radiación que incide en las superficies del entorno, eventualmente será absorbida por las mismas superficies.

Finalmente, la emisión debida a la atmósfera es igual a $(1 - \tau)\tau W_{atm}$, donde $(1 - \tau)$ es la emitancia de la atmósfera que está a una temperatura T_{atm} . La energía de emisión recibida es entonces (ecuación 3.8):

$$W_{tot} = \epsilon\tau W_{obj} + (1 - \epsilon)\tau W_{refl} + (1 - \tau)W_{atm} \quad (3.8)$$

multiplicando ambos miembros de la ecuación anterior por el término de emisividad del objeto de interés se obtiene (ecuación 3.9):

$$U_{tot} = \epsilon\tau U_{obj} + (1 - \epsilon)\tau U_{refl} + (1 - \tau)U_{atm} \quad (3.9)$$

debido a que $\epsilon W = U$; resolviendo la ecuación 3.8 para la energía radiante del objeto se tiene (ecuación 3.10):

$$U_{obj} = \frac{1}{\epsilon\tau}U_{tot} - \frac{1 - \epsilon}{\epsilon}U_{refl} - \frac{1 - \tau}{\epsilon\tau}U_{atm} \quad (3.10)$$

La ecuación 3.10 calcula la señal U_{obj} que será traducida a valores de temperaturas de emisión del objeto. Para obtener estos valores, el equipo infrarrojo debe contemplar las variables del entorno en el que se encuentra un objeto así como la *emisividad* del mismo. Los parámetros que deben configurarse en una cámara termográfica son: la *emisividad* del objeto, la humedad relativa del ambiente, la temperatura atmosférica, la distancia a la que se encuentra el objeto de la cámara y la temperatura efectiva del entorno, también llamada temperatura ambiente reflejada. en la figura 3.4 se muestra un esquema del proceso de formación de una imagen termográfica mediante el uso de la ecuación 3.10.

3.4. Aplicaciones de la Termografía

Se puede definir a la termografía como un conjunto de técnicas para la obtención de mapas térmicos, es decir, de distribuciones espaciales de temperaturas de emisión de objetos por medio de sensores infrarrojos. Una imagen termográfica o termografía es la representación visual de la distribución de temperaturas de emisión o termograma; dicho termograma

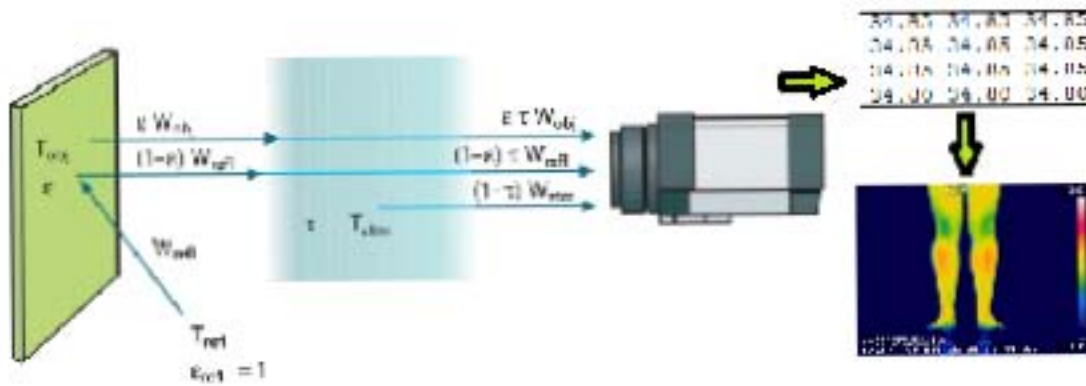


Figura 3.4: Esquema de formación de una imagen termográfica. Imagen compuesta: Izquierda, objeto de interés, atmósfera y cámara termografica (FLIR-Systems, 2007); derecha arriba, ejemplo de mapa de temperaturas de emisión o termograma; derecha abajo, imagen termográfica. ϵ , emisividad; τ , transmitancia; T_{obj} , temperatura de emisión del objeto de interés; T_{refl} , temperatura de emisión de objetos circundantes; T_{atm} , temperatura de emisión de la atmósfera; W_{obj} , capacidad de emisión del objeto de interés; W_{refl} , capacidad de emisión de los objetos circundantes; y W_{atm} capacidad de emisión de la atmósfera.

puede definirse como una función de radiación $T(x, y)$ de variables espaciales. Para formar la representación visual se utiliza una regla de correspondencia que asigna colores a los valores de temperaturas de emisión, por lo que una imagen termográfica o termografía se puede definir como una función composición $I \circ T(x, y)$.

Actualmente la técnica de la termografía tiene una amplia variedad de aplicaciones en diversas áreas de la vida cotidiana. Los sistemas gubernamentales utilizan la técnica en coberturas de seguridad y defensa con equipo de visión, revisión constante de condiciones ambientales, detección de objetivos, detección de situaciones de riesgo, entre otras.

Otro rubro que utiliza la técnica de la termografía es el de los sistemas comerciales de visión como complemento de los sistemas de seguridad por medio de redes de cámaras de video, en los cuales es posible la visualización en la oscuridad. Relacionado con lo anterior, los sistemas de navegación marítima y de transporte terrestre disminuyen los riesgos de percances al utilizar a la termografía como asistencia en visión nocturna.

El montaje de cámaras termográficas en complejos industriales permite monitorizar los sistemas de calidad, prevenir y detectar incendios y explosiones de manera automática. Permite también explorar, visualizar y analizar las temperaturas de los equipos mecánicos y eléctricos de manera rápida y precisa. En ambientes de alto riesgo por gases tóxicos o vapores de altas temperaturas, es posible sustituir la introducción de exploradores humanos con la monitorización, la exploración de instalaciones, así como la obtención de medidas de temperaturas a distancia con cámaras termográficas. En el área de la construcción el equipo infrarrojo permite detectar los puntos precisos de fugas de energía, humedad y fallas eléctricas.

La utilización de la termografía en los campos de la investigación, desarrollo tecnológico, y pruebas de procesos y productos son de gran importancia ya que la precisión y la confiabilidad son características que se deben asegurar. La aplicación en estas áreas consiste en la monitorización de las distribuciones y variaciones térmicas en tiempo real, lo que permite medir con exactitud patrones térmicos, disipación de energía, fugas y otros factores relacionados con la temperatura en equipos, procesos y prototipos. En la figura 3.5 se muestran algunos ejemplos de aplicaciones: procesos de automatización para prevenir y detectar incendios; detección de fugas de energía, humedad y fallas eléctricas en edificios; supervisión de fallas eléctricas en sistemas de alta tensión; visualización de gases y componentes químicos en ambientes peligrosos; monitorización de variaciones térmicas en tiempo real en equipos, productos y procesos en el área de investigación y desarrollo tecnológico; sistemas de visión para vehículos usados en la asistencia al conductor en condiciones poco favorables; sistemas de visión táctica militar para aplicaciones en seguridad y detección de objetivos.

3.5. La termografía en medicina

En el campo de la medicina la termografía se usa como herramienta no invasiva de diagnóstico que permite la visualización y la cuantificación de cambios en los patrones de distribución de las temperaturas de emisión de la superficie de la piel por medio de cámaras termográficas. El Centro de Noruega del Norte para Termografía Médica menciona que sus

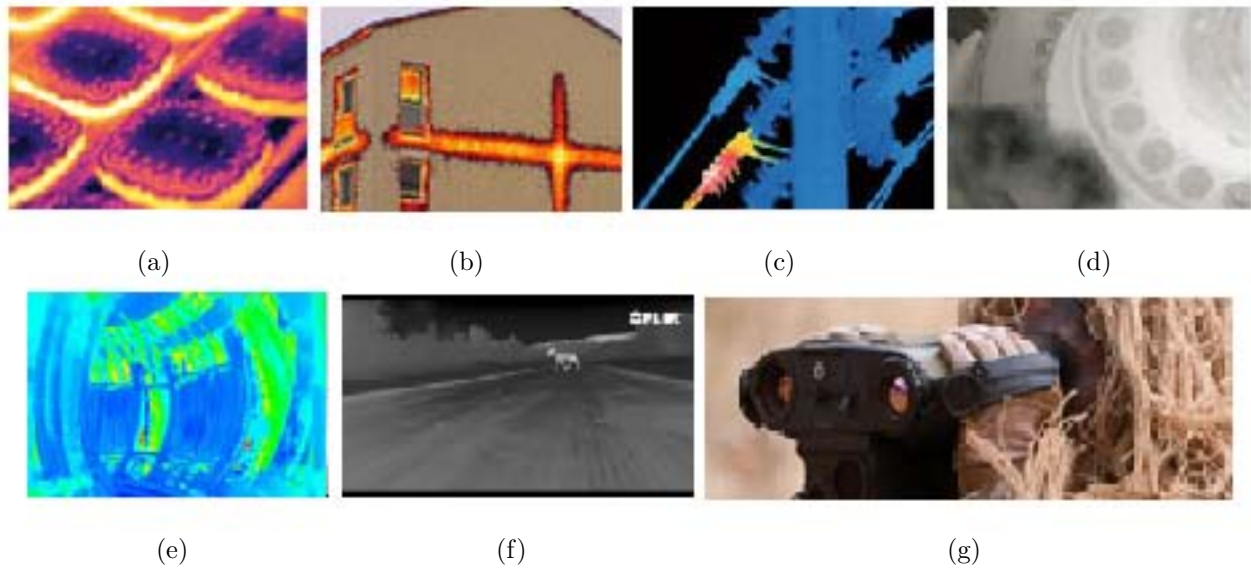


Figura 3.5: Algunas aplicaciones de la termografía. a)Proceso de automatización para prevenir y detectar incendios; b) detección de fugas de energía, humedad y fallas eléctricas en edificios; c) ejemplo de monitorización de fallas eléctricas en sistemas de alta tensión; d) visualización de gases y componentes químicos en ambientes peligrosos; e) monitorización de variaciones térmicas en tiempo real en equipos, productos y procesos en el área de investigación y desarrollo tecnológico; f) sistema de visión para vehículos usado en la asistencia al conductor en condiciones no favorables; g) sistema de visión táctica militar para aplicaciones en seguridad y detección de objetivos (www.flir.com, 2013).

investigaciones médicas muestran que la termografía es una herramienta de utilidad clínica en la asistencia en diagnósticos que van desde el cáncer de mama hasta alteraciones en el sistema nervioso, alteraciones asociadas al metabolismo, problemas de cuello y espalda, síndromes de dolor, artritis, alteraciones vasculares y lesiones de tejido blando, entre otras [Mercer, 2013].

En general la transferencia de calor ocurre en tres procesos: la conducción, la convección y la radiación; en el primero, a escala atómica, la transferencia puede considerarse como un intercambio de energía cinética entre partículas atómicas en donde aquellas con menor energía, la ganan en colisiones con aquellas de mayor energía; en el segundo la transferencia de energía sucede por el movimiento de una sustancia; en el tercero, el objeto irradia energía electromagnética debido a vibraciones térmicas de sus moléculas (véase sección 3.2) [Serway *et al.*, 2010].

En el cuerpo humano la generación de calor es debida principalmente a la acción del metabolismo. Love [1980] afirma que la tasa del flujo de energía que irradia la piel es consecuencia de los procesos de convección y radiación porque la evaporación es normalmente baja en condiciones de equilibrio tales como los generados por condiciones controladas en las sesiones de adquisición de termografías. Las regiones de mayor temperatura corresponden con las zonas en donde se localizan las venas, las cuales transportan sangre. Love [1980] sostiene que los promedios de temperatura debido a la red vascular provee información importante para la valoración del estado fisiológico y demuestra que la perfusión sanguínea asociada con la actividad metabólica domina el efecto de generación de calor.

Existen variaciones de temperatura superficial en sujetos sanos, estas variaciones dependen de varios factores entre los que se encuentran el estado natural térmico del sujeto como de las condiciones ambientales, sin embargo, fuera de la zona abdominal y de la región del torso, el cuerpo humano, en general es simétricamente térmico, es decir, cualitativamente y cuantitativamente las variaciones en la temperatura de emisión del cuerpo humano son similares en los lados derecho e izquierdo. Este hecho es aprovechado por la termografía médica

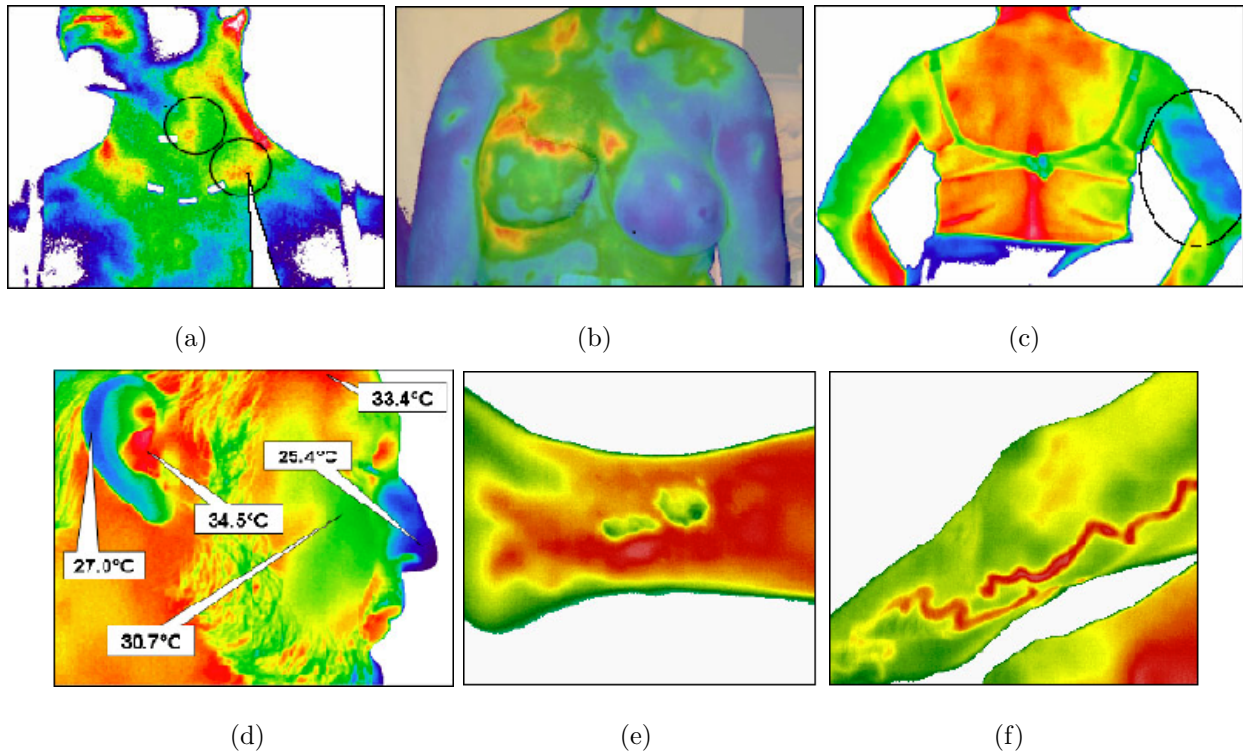


Figura 3.6: Algunas aplicaciones de la termografía. a) se muestra un ejemplo de detección de linfomas en los puntos rojos (de mayor temperatura); b) en aplicaciones para cáncer de mama se evalúa el proceso de recuperación después de una reconstrucción de seno; c) detección de zonas en los cuales el sujeto experimenta dolor; d) caracterización de patrones térmicos; e) localización de úlceras en extremidades inferiores; y f) visualización del flujo sanguíneo en alteraciones vasculares (www.medical-thermography.com).

como herramienta de diagnóstico. Una alteración en la simetría de los patrones puede ser indicador de condiciones patológicas [Mercer, 2013]. En la figura 3.6 se muestran algunas aplicaciones de la termografía en la medicina. En a) se muestra un ejemplo de detección de linfomas en los puntos rojos (de mayor temperatura); b) en aplicaciones para cáncer de mama se evalúa el proceso de recuperación después de una reconstrucción de seno; c) detección de zonas en los cuales el sujeto experimenta dolor; d) caracterización de patrones térmicos; e) localización de úlceras en extremidades inferiores; y f) visualización del flujo sanguíneo en alteraciones vasculares.

3.6. Equipo y aplicaciones en termografía

En la actualidad existen aplicaciones para diversos problemas en termografía médica. Uno de ellos es el C THERM (véase figura 3.7), el cual fue desarrollado por el grupo de investigación en imagenología médica de la Universidad de Glamorgan (www.comp.glam.ac.uk) para la adquisición y el análisis de imágenes termográficas. Este software es capaz de adquirir y realizar diversos estudios estadísticos sobre promedios de temperatura en regiones de interés o puntos aislados. Mide curvas de recuperación y construye isotermas. En la figura 3.7 se muestra la pantalla de la aplicación C THERM.

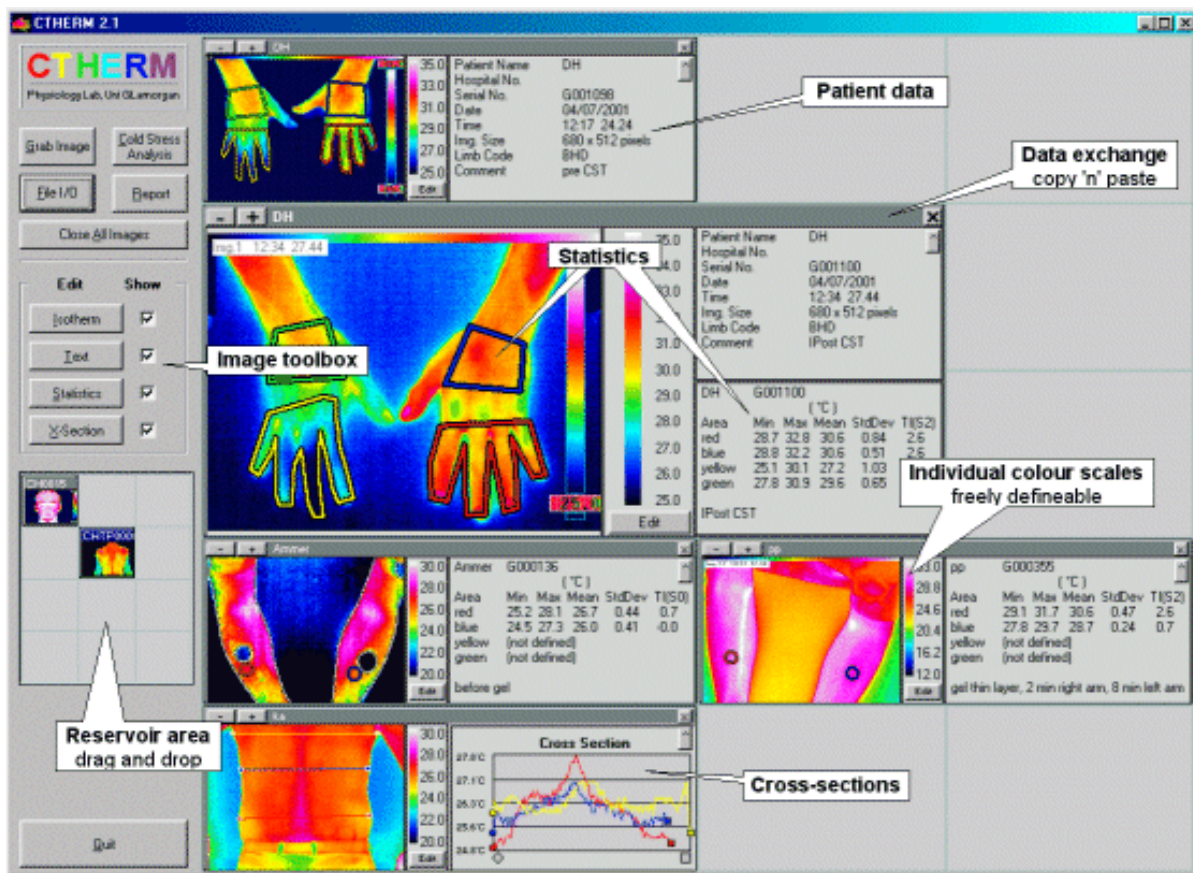


Figura 3.7: Vista de la aplicación C THERM. (<http://www.glam.ac.uk/visiting>).

FLIR Systems (www.flir.com) por su parte provee una amplia gama de aplicaciones que realizan análisis de imágenes termográficas. En general tienen las funcionalidades de adquirir

y realizar distintas mediciones con base en datos de temperaturas de emisión para puntos aislados o de promedios de temperaturas de emisión para regiones de interés. Cuentan con herramientas de selección con primitivas geométricas, y producen histogramas y perfiles de variación térmica en tiempo real, así como un generador de reportes con la información antes descrita. Cuenta con versiones de uso libre como *IR Monitor*, *IR Camera Player*, los cuales presentan algunas restricciones como retardos en el tiempo de almacenamiento en memoria persistente, escritura pero no lectura de formatos radiométricos, escritura de formatos de mapas de bits; y versiones con licencia y periodo de prueba, como *Reporter Pro* y *ResearchIR*. En la parte experimental de este trabajo se utilizaron las aplicaciones *IR Camera Player* e *IR Monitor* para la adquisición de imágenes en formatos de falso color y *ResearchIR* para la adquisición de datos radiométricos para validación de métodos.

Estas aplicaciones basan su análisis en temperaturas de emisión localizadas y en promedios de temperaturas de emisión de regiones de interés. En este trabajo se profundiza para estudiar además, la forma de los patrones térmicos como se describe en el capítulo 4.

Capítulo 4

Reconocimiento y análisis de patrones termográficos

Este capítulo se refiere particularmente a los aspectos técnicos de la manipulación computacional de las imágenes termográficas de pacientes diagnosticados con pie diabético y un grupo de sujetos control. Se hace una breve descripción del protocolo de adquisición y se describen los métodos y algoritmos para el tratamiento de la información de dichas imágenes.

4.1. Aproximación de falso color a temperatura

El modelo RGB (del inglés *Red-Green-Blue*) es un formato de color aditivo. La combinación de los colores se basa en la adición de los componentes individuales considerando como base el negro [Cuevas *et al.*, 2010]. La intensidad de los diferentes componentes de color determina tanto el tono como la iluminación del color resultante. El modelo RGB es representado como un cubo en donde los ejes ortogonales representan las componentes roja, verde y azul; cualquier color es una combinación lineal de éstas (figura 4.1, (a)). En la construcción de un color completo se utiliza todo el espacio definido por el modelo de color para la representación de una imagen, en cambio un color indexado utiliza en la representación de la imagen un número reducido de colores. Las imágenes de color completo son utilizadas normalmente en aquellos casos donde la imagen contiene una gran cantidad de colores definidos por el modelo de color en cuestión.

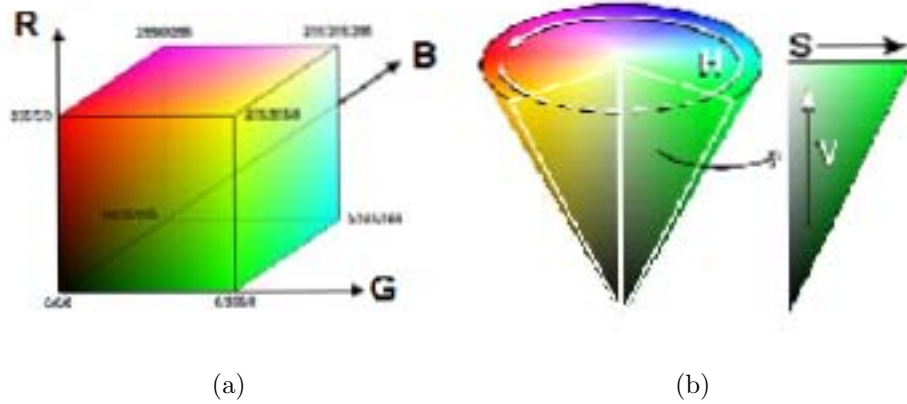


Figura 4.1: Modelos de color. (a) RGB, modelo aditivo en donde cada componente de la base representa intensidad de color: vertical rojo (R), horizontal verde (G) y profundidad azul (B). (b) HSV, el cono representa la tonalidad (H), la saturación (S) y la iluminación o intensidad (V). (Cuevas *et al.*, 2010).

El modelo RGB presenta implícitamente características tales como tonalidad e iluminación. Existen otros modelos de color como el HSV, el cual define específicamente la tonalidad (*Hue*), la saturación (*Saturation*) y la intensidad (*Value*) como componentes del modelo. El modelo HSV es representado a través de una pirámide circular invertida, donde el eje vertical representa a la intensidad (V), la distancia horizontal tomando como referencia el eje V corresponde a la saturación, mientras que el ángulo que se establece tomando como punto de rotación el eje V define la tonalidad. El punto que corresponde al negro en este modelo se ubica en el pico de la pirámide invertida, mientras que el blanco se encuentra en la parte central de la base circular de la pirámide (figura 4.1, (b)).

Para esta investigación, las imágenes de estudio son mapas de bits con falso color (no contiene información de la distribución de temperaturas de emisión), es decir, que la asignación de colores a datos monocromáticos provienen de una regla de correspondencia determinada, por lo cual es necesario un método de aproximación de valores de color de pixel a valores de temperatura. Las imágenes termográficas son de 8 bits, lo cual indica que pueden haber hasta 256^3 distintos colores en una imagen debido a las tres bandas (roja, verde y azul) que forman a la imagen.

El método de aproximación debe contemplar la temperatura máxima y la temperatura

mínima con la cual se realizó la adquisición de la imagen termográfica. Esta información se visualiza en la regleta de color contenida en cada imagen (véase figura 4.2). Los distintos niveles dentro de la regleta deben corresponder con el rango de temperaturas y con la resolución térmica de la cámara utilizada (véase cuadro 4.5) la cual es de $0,05^{\circ}C$.

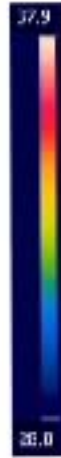


Figura 4.2: Regleta de correspondencia de valore de color de pixel a temperatura, generada internamente por la cámara durante la adquisición de datos. En la parte superior se observa la temperatura máxima y en la parte inferior se observa la temperatura mínima, ambas configuradas ya sea por el usuario de forma manual o mediante la opción de autoajuste del dispositivo.

La regleta de correspondencia conserva su orden definido por FLIR Systems en cuanto a color, independientemente de los parámetros de configuración y de las temperaturas mínima y máxima (todas las imágenes son guardadas con la misma regleta). La regleta de correspondencia está formada por 391 renglones y 16 columnas, en donde cada renglón no tiene necesariamente el mismo color. Dicha regleta es un subconjunto de todos los posibles colores en la imagen por lo que debe haber una correspondencia entre este conjunto reducido y cualquier color en la imagen (véase cuadro 4.1).

Se realizaron pruebas preliminares, primero se obtuvo una imagen de intensidades de niveles de gris, en donde el valor de intensidad de niveles de gris de cada pixel en la imagen se calcula a partir de la suma de los valores de cada banda de color en las coordenadas de ese pixel, como se muestra en la ecuación 4.1.

$$i = \alpha R + \beta G + \gamma B \quad (4.1)$$

en donde R, G y B son los niveles de intensidad de cada banda roja, verde y azul, respectivamente y los valores de α , β y γ son valores arbitrarios para ponderar el nivel de contribución de cada banda al valor final en niveles de intensidades de gris, por ejemplo, el asistente de ayuda de Matlab informa que los coeficientes que utiliza son 0,30, 0,59 y 0,11 como valores de α , β y γ en su función de conversión a niveles de gris.

Una segunda prueba consistió en determinar los promedios de cada renglón de la regleta de color para formar una regleta del mismo número de renglones (391) con una sola columna formada por el color promedio correspondiente.

El comportamiento de los niveles de intensidad es similar al de la banda de intensidad del modelo HSV. En la figura 4.3 se observan las tres regletas, la primera es la regleta de promedios de color (con las columnas repetidas), la segunda es la regleta resultado de sumar las intensidades de las tres bandas y la tercera es la regleta de la banda de intensidad de la imagen en el modelo HSV.

Se puede observar que, si bien las variaciones de la regleta de promedios es mayor, la correspondencia de los niveles es lineal mientras que en las otras dos regletas no se puede realizar una relación del mismo tipo, ya que, para cualesquiera dos valores de temperatura T_i , T_j pueden corresponder a un misma intensidad en la regleta de intensidades de niveles de gris o a un mismo valor en la regleta de valor en el modelo HSV. Dicho de otro modo, para un nivel dado en la regleta de intensidad y/o en la regleta de valor pueden existir dos o más valores iguales distribuidos a lo largo de su rango, los cuales corresponden a alta temperatura y baja temperatura y no hay manera de discernir cuál de ellas es la correcta. Hay colores repetidos en la regleta de color, sin embargo, están contiguos, lo que indica que la aproximación de color a temperatura es más confiable en comparación con las regletas de valor y de intensidad del modelo HSV.

En el cuadro 4.1 se muestran los promedios de los números distintos de color en las

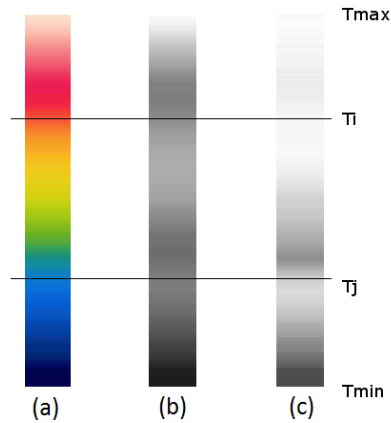


Figura 4.3: Regleta de correspondencia color vs. temperatura. (a) Regleta de promedios de color; (b) Regleta de niveles de gris (suma de los valores de cada banda, α , β y γ unitarios). (c) Regleta de la banda de intensidad en el modelo HSV. T_{max} , temperatura máxima; T_{min} , temperatura mínima; T_i , temperatura del valor i de color o nivel de gris; y T_j , temperatura del valor j de color o nivel de temperatura. Para dos valores iguales de niveles de gris corresponden dos temperaturas T_i y T_j diferentes.

imágenes termográficas, así como los niveles de intensidad y de valor.

Matriz	n
imagen color	3×10^4
imagen intensidades	255
imagen valores	255
regleta color	301
regleta intensidades	147
regleta valores	147

Cuadro 4.1: Número n de colores (modelo RGB), niveles de gris (suma de bandas) e intensidades (modelo HSV) distintos en imágenes y regletas de color.

El hecho de atacar el problema a partir de vectores de color, en lugar de trabajar con intensidades de niveles de gris se debe a que los mecanismos para calcular bandas de intensidad están basados en combinaciones lineales, lo cual indica que un vector de color puede obtenerse con distintos valores de los componentes, por lo que no es posible tener una relación definida con respecto de los términos de la combinación lineal usada. En la tabla 4.1 se

muestran los resultados de contar los distintos valores de la matriz de colores e intensidades de una imagen de la base de datos y de la regleta de color contenida en las imágenes. En cuanto a intensidades, hay varios niveles de intensidad que se repiten, mientras que en color son pocos. La utilización de la regleta de color de las imágenes que conforman la base de datos utilizada en este trabajo (véase sección 4.2) provee dos hechos que fueron importantes para el desarrollo de una relación lineal de color a temperatura: el primero, contar con las temperaturas máxima y mínima con la cual se realizó la adquisición, esto permite tener un rango acotado y con los distintos niveles tener la resolución mínima; y el segundo, los colores conservan su orden en todas las imágenes.

Debido a que la regleta de color presenta un comportamiento lineal y que no se tiene la función de correspondencia (regla específica para asignar valores de color a partir de valores de temperaturas) propietaria que usa FLIR Systems, se propone un algoritmo de aproximación de valores de color a valores de temperatura a partir de la regleta de promedios de color, el cual consiste en tomar, para cada pixel la distancia euclidiana entre el color del pixel actual y los colores en la regleta de promedios de color. Si la distancia es menor a un radio predefinido se asigna la temperatura asociada al color del pixel actual, con lo que se guarda en una matriz T la cual es el termograma o matriz de temperaturas de emisión de la imagen de mapa de bits asociada. El valor de temperatura que corresponde al color aproximado es calculado. En caso contrario se recorre toda la tabla y se asigna la menor distancia. En la figura 4.4 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo de aproximación de valores de color de pixel a valores de temperatura en donde I es la imagen de entrada de tamaño m (renglones) \times n (columnas); f T , vector para guardar las temperaturas aproximadas; t_{Dmin} se actualiza con las distancias mínimas al umbral de aproximación $RADIO$; r, g y b , valores de cada pixel en las bandas roja, verde y azul, respectivamente, de la imagen I ; k itera sobre 391 renglones de la regleta de temperaturas; b indica si un color ha sido encontrado; d , distancia entre el color del pixel y el color de la regleta de color (R, G, B); $temp(k)$, vector con 391 valores de temperatura; y $T(m,n)$, matriz que guarda la temperatura aproximada del pixel en la posición (m,n) . Para cada valor de $T(m,n)$ se opera el módulo con el valor de sensibilidad térmica del equipo infrarrojo ($0.05 \text{ } ^\circ C$), si el resultado es cero se iguala $T(m, n)$

a $T(m, n) - (T(m, n) \%sensibilidad)$ Esto asegura que todos los valores del termograma se incrementan en el valor de la sensibilidad térmica.

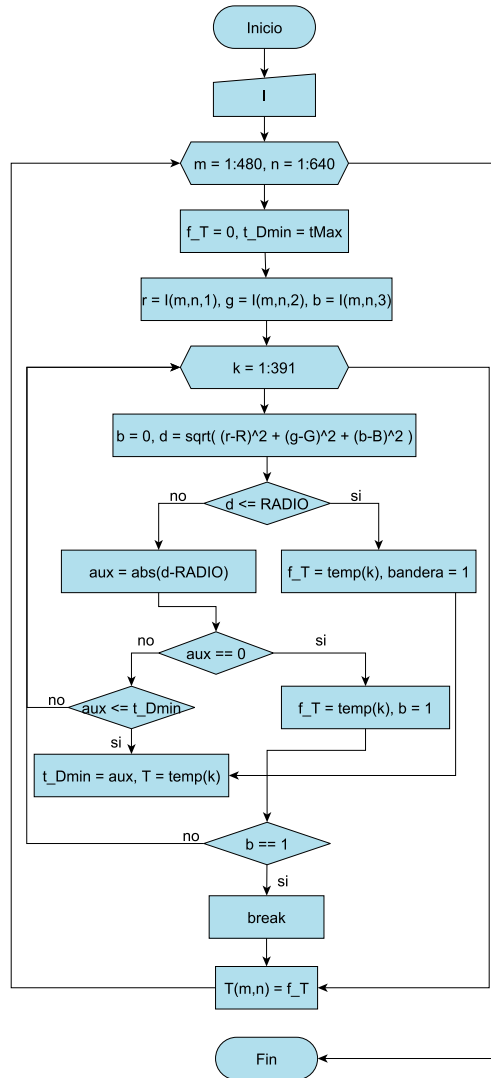


Figura 4.4: Diagrama de flujo del algoritmo de aproximación de valor de color a valor de temperatura.

Se diseñaron tres experimentos que consistieron en la adquisición de termografías de un medio continuo (agua), por un lado, de un medio dinámico (la superficie de una parrilla eléctrica) por el otro, y de las extremidades inferiores de un voluntario, con las aplicaciones *IR Monitor* y una versión de prueba de *ResearchIR*, ambas de la compañía FLIR Systems. Las imágenes termográficas se adquirieron en una habitación cerrada y con los parámetros

revisados y actualizados constantemente (temperatura ambiental, humedad relativa y distancia). Los datos se organizaron como se describe a continuación. Las imágenes se adquirieron secuencialmente: *IR Monitor* con un despliegue en pantalla de 10 puntos con coordenadas específicas, almacenadas en archivos de mapa de bits, los datos mostrados en pantalla son los datos radiométricos provistos por dicho *software*; e inmediatamente *ResearchIR*, con almacenamiento de la información radiométrica en un archivo *mat*. Se tomaron tres conjuntos de imágenes. El primero para el medio continuo, 22 imágenes, cada una con 10 puntos de interés con 10 minutos entre adquisiciones. El segundo para la parrilla, 18 imágenes, cada una con 10 puntos de interés con un promedio de 10 minutos entre toma y toma. El Tercero para 1 imagen de un sujeto sano, también con 10 puntos distribuidos, 8 sobre las piernas y 2 sobre el fondo. En la figura 4.5 (a), (d) y (g) se muestra una imagen del medio continuo, medio dinámico y de las extremidades inferiores del sujeto voluntario, respectivamente; en (b), (e) y (h) la visualización a partir de los datos de temperatura que provee la cámara con *ResearchIR* para el medio continuo, el medio dinámico y el sujeto voluntario, respectivamente; y en (c), (f) e (i) y la visualización a partir de los datos de temperatura aproximados con el método propuesto para el medio continuo, el medio dinámico y el sujeto control.

La estimación de la precisión del método de aproximación utiliza el error relativo porcentual. Los resultados de los errores relativos porcentuales del método de aproximación con respecto de la información radiométrica (distribución de temperaturas de emisión) provista por *IR Monitor* y por *ResearchIR* se muestran en los cuadros 4.2, 4.3 y 4.4. En cada uno de los cuadros se comparan ambas aplicaciones de FLIR Systems en el primer renglón; se comparan también cada uno de los anteriores con el método de aproximación propuesto en los renglones 2 y 3. Se observa que el método de aproximación propuesto tiene un error relativo de 3.57 porcentual como máximo (véase tabla 4.4) en la comparación con *IR Monitor*. En el caso de las comparación del método de aproximación con *ResearchIR* el error máximo (2.88 % en el cuadro 4.2) es menor. Si se toma en cuenta que la resolución térmica de la cámara es de 0.05 grados centígrados, entonces el método de aproximación está por debajo de este valor en los peores casos, con lo cual se acepta el método de aproximación propuesto, que además asegura que los pasos discretos son precisamente de dicha resolución térmica.

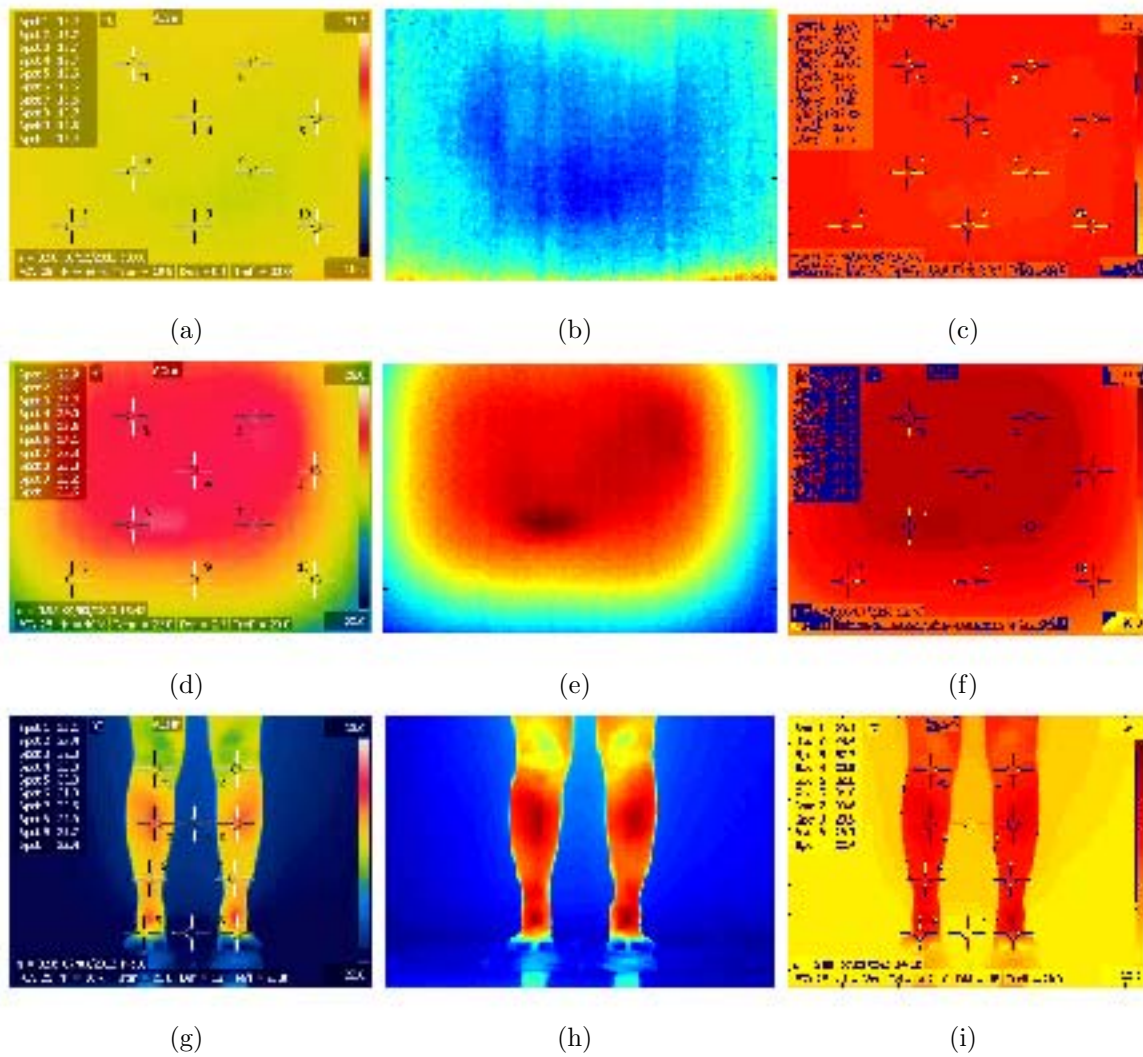


Figura 4.5: Evaluación visual del método de aproximación. Experimento con agua (a), (b) y (c); experimento con parrilla (d), (e) y (f); experimento con sujeto voluntario (g), (h) e (i). La primera columna de imágenes fueron tomadas con *IR Monitor*, hay 10 puntos distribuidos en la toma, el punto o *spot 3* está ocluido por el letrero que muestra la información de temperaturas (recuadro superior izquierdo). La segunda columna contiene las visualizaciones a partir de los datos radiométricos de *ResearchIR*. La tercera columna contiene las visualizaciones a partir de los datos de temperatura calculados con el método de aproximación.

Fuente	error mínimo	error máximo
<i>IR Monitor/ResearchIR</i>	0	1.45
<i>IR Monitor/Aproximación</i>	0	3.32
<i>ResearchIR/Aproximación</i>	0	2.88

Cuadro 4.2: Errores mínimos y máximos del método de aproximación respecto de la información radiométrica provista por las aplicaciones *IR Monitor* y *ResearchIR* para medio continuo.

Fuente	error mínimo	error máximo
<i>IR Monitor/ResearchIR</i>	0.01	1.15
<i>IR Monitor/Aproximación</i>	0	2.21
<i>ResearchIR/Aproximación</i>	0.03	2.20

Cuadro 4.3: Errores mínimos y máximos del método de aproximación respecto de la información radiométrica provista por las aplicaciones *IR Monitor* y *ResearchIR* para medio dinámico.

El método de aproximación de pixel de color a pixel de temperatura propuesto presenta resultados aceptables (errores porcentuales 3.57% en comparación con *IR Monitor* y 2.88% en comparación con *ResearchIR*, ambos menores al 5%). El desarrollo de este método surge como necesidad de resolver el problema de trasladar información de color a información radiométrica dada la naturaleza del problema, es decir, el fenómeno físico consiste en estudiar los patrones de temperatura de emisión de las extremidades inferiores de pacientes con diabetes mellitus tipo 2.

Si bien, la propuesta del método de aproximación resulta aceptable, es deseable contar con los datos radiométricos directamente del equipo infrarrojo. Se propone este método en las situaciones en las que ya exista un banco de imágenes termográficas de falso color sin su correspondiente termograma como es el caso de las imágenes que integran la base de datos de este estudio (véase sección 4.2). Para estudios que inicien desde la etapa de adquisición, es de suma importancia contar con los métodos y herramientas que permitan grabar la radiometría del objeto de estudio con el objeto de minimizar errores y de tener datos confiables.

Fuente	error mínimo	error máximo
<i>IR Monitor/ResearchIR</i>	0.26	1.12
<i>IR Monitor/Aproximación</i>	0.16	3.57
<i>ResearchIR/Aproximación</i>	0.05	1.86

Cuadro 4.4: Errores mínimos y máximos del método de aproximación respecto de la información radiométrica provista por las aplicaciones *IR Monitor* y *ResearchIR* para piernas de sujeto sano.

4.2. Descripción de la base de datos

La adquisición de las imágenes termográficas de sujetos sanos o control y de pacientes con diabetes mellitus tipo 2 se realizó con una cámara termográfica FLIR modelo A320 (véase cuadro 4.5). Las tomas fueron inicialmente adquiridas utilizando como referencia los lineamientos sugeridos por Ammer *et al.* [2001] en el protocolo Glamorgan.

Característica	Valor
FOV	$25^{\circ} \times 18,8^{\circ} / 0,4m$
Ifov	$1,36mrad$
Sensibilidad	$0,05^{\circ}C$
Frecuencia	$9 Hz$
FPA	<i>microbolometro no enfriado</i>
Rango espectral	$7,5 - 13\mu m$
Resolución IR	$320 \times 240 \text{ pixeles}$
Precisión	$\pm 2^{\circ}C$

Cuadro 4.5: Características de la cámara termográfica A320. FOV: Campo de vista, Ifov: Campo de vista instantáneo (resolución espacial) , FPA: Arreglo de plano focal, microbolómetro no enfriado.

Para facilitar la adecuada posición del individuo y al mismo tiempo asegurar la homogeneidad de las posiciones anatómicas entre diferentes sujetos, el grupo de Imagenología Biomédica, Física y Computacional (IBFC) del Centro de Ciencias Aplicadas y Desarrollo Tecnológico (CCADET) de la UNAM, en conjunto con la Unidad de Investigación (UI) del

Hospital General de México (HGM), diseñaron un tapete que indica por colores las posiciones subsecuentes en las cuales el paciente se debe colocar para obtener la escena de interés en el momento de la adquisición, como se muestra en la figura 4.6, parte superior derecha.

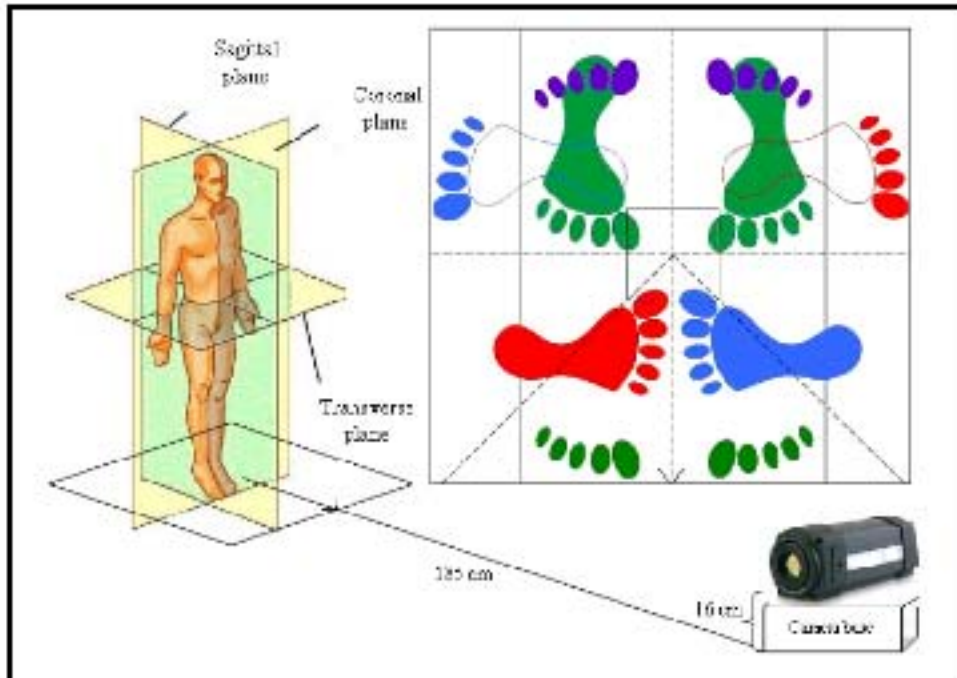


Figura 4.6: Tapete para guiar la colocación de los pacientes. Imagen compuesta: Izquierda, planos anatómicos (<http://kneestability.weebly.com/anatomy.html>). Derecha arriba, tapete guía; derecha abajo, cámara termográfica (www.flir.com).

El tapete es parte del protocolo de adquisición de termografías (desarrollado por el grupo IBFC - UI) adaptado a las condiciones de entorno del lugar designado para montar el equipo. Las condiciones contemplan los movimientos y situaciones estáticas de mayor comodidad para los pacientes.

A continuación se describe de manera general el proceso de la formación del conjunto de imágenes termográficas de pacientes diagnosticados con diabetes mellitus tipo 2 y sujetos sanos o control.

El paciente llega a su cita con el especialista dentro de las instalaciones que para tal

fin designó el HGM. Una vez terminada su consulta, el paciente ha adquirido un equilibrio térmico de al menos 15 minutos dentro del consultorio, se le pide que se ubique sobre el tapete y se realiza la adquisición de imágenes con el equipo configurado de acuerdo a los parámetros ambientales constantemente supervisados y actualizados para una mejor precisión de los sensores. El tiempo por sesión de adquisición de termografías es de aproximadamente 2 minutos, con lo cual, la consulta completa para cada paciente, está en el rango de los 17 a los 20 minutos. El total de pacientes diabéticos a los cuales se les realizó la adquisición de imágenes termográficas y se les registraron sus datos clínicos y antropométricos fue de 80.

El conjunto de imágenes de sujetos sanos o control se formó con dos grupos; el primero con imágenes adquiridas de 10 sujetos voluntarios en las instalaciones de la Unidad de Investigación del HGM en un cubículo designado para este fin. El segundo con imágenes adquiridas en las instalaciones designadas por el CCADET con 21 sujetos voluntarios. En ambos grupos los criterios de inclusión fueron: no haber consumido sustancias alterantes del sistema nervioso, haber dormido adecuadamente, y no estar bajo tratamiento médico. El total de sujetos control fue de 31.

Para cada sujeto control y paciente con DM, las series de imágenes se adquirieron con la cámara termográfica colocada de frente al plano coronal del objetivo, con una distancia de 185 *cm* entre el centro del tapete y la base en donde se coloca la cámara a una altura de 16 *cm* con respecto del piso. Dichos parámetros son los adecuados para un encuadre y visualización correctos de las extremidades inferiores (véase figura 4.6). Esta es la posición inicial sobre el tapete guía con la cual se logra la primera vista o vista anterior. A continuación el paciente gira en sentido horario respecto a su eje vertical y posiciona el pie derecho sobre la marca punteada azul y el pie izquierdo sobre la marca coloreada de azul, a ésta posición se le llama vista lateral derecha. El paciente vuelve a girar hasta alcanzar las marcas moradas en ambos pies, de tal forma que se logra la vista posterior. Finalmente el paciente gira para posicionar el pie derecho sobre la marca coloreada de rojo y el pie izquierdo sobre la marca punteada de color rojo, a ésta posición se le llama vista lateral izquierda. Para efectos de simplificación se nombrarán a las vistas anterior, posterior, lateral derecha y lateral izquierda como vistas 1,

2, 3 y 4, respectivamente (véase cuadro 4.6). Cada sesión de adquisición de las cuatro vistas, para cada paciente, dura alrededor de 2 minutos.

Posición	Vista
Anterior	1
Posterior	2
Lateral derecha	3
Lateral izquierda	4

Cuadro 4.6: Nomenclatura de las vistas para cada posición de interés.

Un aspecto importante que debe aclararse es que, aún cuando la cámara termográfica está diseñada para el almacenamiento de formato radiométrico, las imágenes fueron adquiridas en distribuciones de falso color, específicamente en archivos de mapa de bits con información indirecta de temperaturas. Esto debido a que el equipo en su versión básica cuenta con la aplicación *IR Monitor*, la cual permite almacenar archivos radiométricos propietarios de FLIR Systems, sin embargo el tiempo de almacenamiento en memoria persistente es de aproximadamente 16 segundos, lo que lo hace poco práctico para el ritmo de funcionamiento de la clínica de pie diabético en el HGM. Como producto adicional, la compañía provee otra aplicación, *IR Researcher* con la cual es posible el almacenamiento de formatos radiométricos en tiempo real, con un costo elevado. El proveedor facilitó entonces una licencia de desarrollo, sin embargo, para cuando esto sucedió, la etapa de adquisición ya estaba en marcha, trabajando con las imágenes de mapas de falso color.

En una revisión del total de imágenes termográficas, el conjunto de ellas que son de utilidad, para efectos de esta investigación, está compuesto por imágenes termográficas de 37 pacientes diagnosticados y con tratamiento clínico de DM tipo 2. Se adquirieron cuatro tomas, resultado de posicionar ya sea al sujeto control o bien al paciente con DM tipo 2 en el tapete guía, con un total de 148 imágenes de pacientes con DM tipo 2. Se tiene además el registro de aquellos pacientes que pertenecen a las cuatro clases marcadas como 1, 2, 3

y 4 en la tabla 4.7, en donde “V” se refiere a un paciente con vasculopatía, “N” se refiere a un paciente con neuropatía, El signo “+” señala positivo (confirmación de vasculopatía y/o neuropatía), mientras que el signo “-” señala negativo (ausencia de vasculopatía y/o neuropatía); por ejemplo, la clase 2 indica pacientes diagnosticados con diabetes mellitus que presentan vasculopatía pero no presentan neuropatía. Se seleccionaron también las imágenes termográficas de 24 sujetos sanos como grupo control (8 del HGM y 16 del CCADET), cada uno con cuatro vistas como se describió anteriormente, lo que resulta en un total de 96 imágenes de sujetos control. Este conjunto de pacientes pertenecen a la clase 0 en el cuadro antes mencionado. Todas las imágenes (244 en total) son mapas de bits de falso color de 480 x 640 pixeles de tamaño, con tres bandas, roja, verde y azul, cada una de 8 bits.

Clase	Identificador
Control	0
V+ N+	1
V+ N-	2
V- N+	3
V- N-	4

Cuadro 4.7: Clases en los que se agrupan los sujetos. V: vasculopatía, N: neuropatía, +: positivo, -: negativo. Clase 0: sujetos sanos o control, clase 1 pacientes DM con vasculopatía y neuropatía positivas, clase 2: pacientes DM con vasculopatía positiva y neuropatía negativa, clase 3: pacientes DM con vasculopatía negativa y neuropatía positiva, y clase 4: pacientes DM con vasculopatía y neuropatía negativas.

En la figura 4.7 se muestra un ejemplo de imágenes termográficas para un sujeto sano (a), (b), (c) y (d) y para un paciente con diabetes mellitus (e), (f), (g) y (d). Ambos muestran las cuatro vistas planteadas: anterior, posterior, lateral derecha y lateral izquierda.

4.3. Segmentación de zonas de interés

Para abordar el objetivo de este trabajo de tesis se plantean dos enfoques, el primero llamado enfoque clínico, consiste en el estudio estadístico de los promedios de temperatura

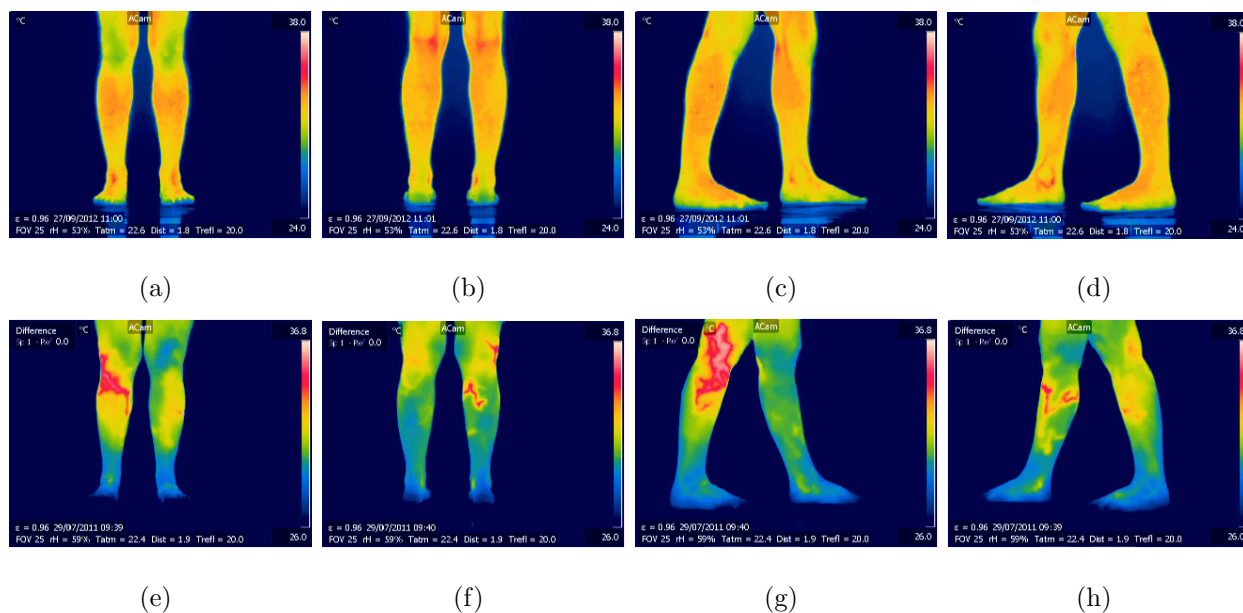


Figura 4.7: Imágenes termográficas de sujeto control en vistas (a) anterior (vista 1); (b) posterior (vista 2); (c) lateral derecha (vista 3); (d) lateral izquierda (vista 4); y paciente con DM tipo 2 en vistas (e) anterior (vista 1); (f) posterior (vista 2); (g) lateral derecha (vista 3); y (h) lateral izquierda (vista 4).

de seis zonas que corresponden a las piernas, tobillos y dedos de las extremidades derecha e izquierda. El esgundo, llamado enfoque computacional aborda el estudio de características geométricas de patrones termográficos de las extremidades inferiores como resultado de la clasificación borrosa de valores de temperatura de emisión. En el primer caso, el control de flujo del algoritmo desarrollado es: obtención de mapas térmicos, procesamiento previo, segmentación semiautomática de zonas de interés, determinación de promedios de temperatura y análisis estadístico; mientras que en el segundo caso el control de flujo del algoritmo desarrollado es: obtención de mapas térmicos, procesamiento previo, segmentación semiautomática de zonas de interés, clasificación borrosa, determinación de características geométricas de los cúmulos segmentados y evaluación de simetría a partir de las características geométricas.

El procesamiento previo de las imágenes termográficas consiste en la eliminación de fondos para trabajar sobre las regiones que corresponden a las extremidades inferiores. Esto se lleva a cabo mediante operaciones de morfología matemática, específicamente una operación de erosión, seguida de una operación de dilatación y una operación de disyunción entre la

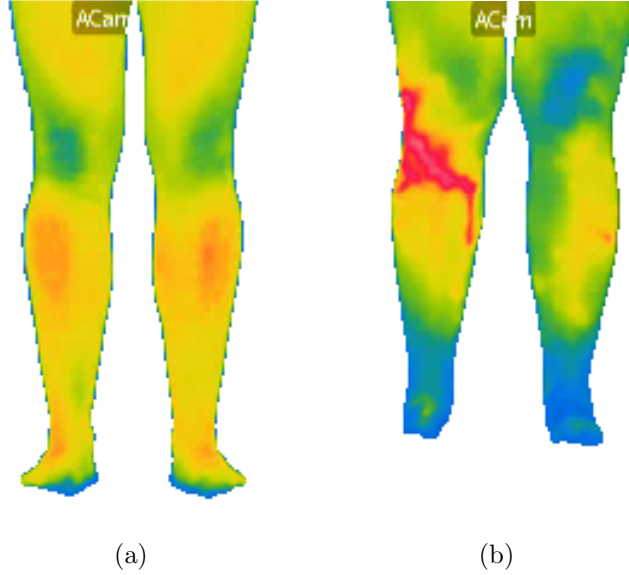


Figura 4.8: Procesamiento previo para (a) sujeto sano y (b) sujeto con DM. Esta etapa remueve los letreros e iguala a cero los fondos. Se extrae sólo las regiones anatómicas de interés.

imagen original y la imagen después de la apertura. Las operaciones de erosión y dilatación no son operaciones inversas, es decir, no se puede reconstruir una imagen erosionada mediante dilataciones y lo mismo aplica en sentido contrario, sin embargo, si se realiza una erosión con una sucesiva aplicación de dilataciones pero operando una intersección con la imagen original, la reconstrucción se lleva a cabo (véase ecuación 4.2); este procedimiento remueve los elementos formados por letreros y la regleta de color dentro de la imagen y deja solamente el área de interés como se muestra en la figura 4.8.

$$X = (X_{i-1} \oplus B) \cap A \quad (4.2)$$

para $i = 1, 2, \dots, 5$, en donde X es la imagen con procesamiento previo (erosionada solo la primera vez), A es la imagen original y B es el elemento estructurante de la dilatación de X_{i-1} . \oplus indica la operación de dilatación y \cap indica la operación de disyunción.

A continuación se marcan manualmente puntos específicos sobre una extremidad en la imagen de falso color para que se dividan las piernas de acuerdo con los dos enfoques: el clínico extrae los promedios de temperatura de tres zonas en cada extremidad, la primera que

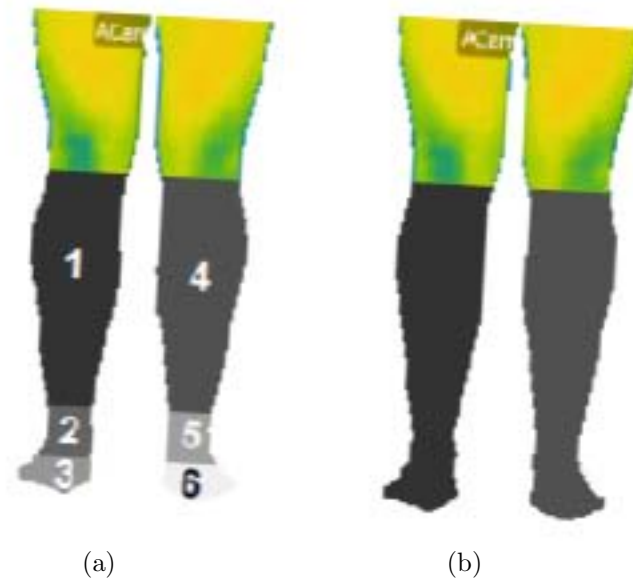


Figura 4.9: Segmentación de regiones, coloreadas con niveles de gris para efectos de visualización; (a) cuatro puntos para el enfoque clínico (seis regiones en orden incremental: pierna, tobillo y pie derechos, pierna, tobillo y pie izquierdos); (b) dos puntos para enfoque computacional, separación de extremidad derecha y extremidad izquierda.

corresponde al inicio de la fíbula (parte superior del peroné) y hasta arriba de la parte más delgada del tobillo, encima de la zona maleolar, la segunda que corresponde a los maléolos y la tercera que contempla la parte baja de los maléolos hasta los ortejos (dedos de los pies), se escogen cuatro puntos sobre la imagen, el método extrae los promedios de temperatura de las seis zonas separadas a partir de la correspondiente imagen de temperatura, los datos son sometidos a un análisis de varianzas con un paquete estadístico (IBM SPSS, versión 20) con el fin de probar dicho enfoque clínico; en el enfoque computacional se requiere que se escojan solamente dos puntos en la pantalla que corresponden a la parte superior de la fíbula y la zona en donde termina la zona maleolar, sin la extracción de promedios de temperatura. En la figura 4.9 se muestra un ejemplo de segmentación con (a) enfoque computacional y (b) enfoque clínico.

Los enfoques de segmentación antes descritos sirven como base para el reconocimiento de patrones termográficos. La imagen de entrada a los procesamientos posteriores contempla desde la parte superior de la fíbula hasta los dedos de los pies debido a que Benites *et al.*

[2012] mencionan que existen problemas asociados en la bifurcación de la arteria poplítea justo en la zona superior de la fíbula. A partir de ésta etapa de procesamiento se utilizan los termogramas (mapas de temperatura) correspondiente a la imagen de falso color segmentada.

4.4. Patrones termográficos

De acuerdo con el Diccionario de la Real Academia Española un patrón se define como un “modelo que sirve de muestra para sacar otra cosa igual” [DRAE, 2013] o bien se refiere a una persona u objeto en la que se advierte gran semejanza con otra. En el ámbito de las imágenes un patrón es una regularidad con la que se repite cierto motivo o elemento. Lega *et al.* [2011] sostienen que un patrón está representado por firmas o características específicas, los cuales pueden ser conceptos y/o datos; en el caso de la termografía estos datos deben provenir del mismo tipo de fenómeno. Con lo anterior puede definirse un patrón termográfico como una estructura geométrica o conceptual con características bien definidas asociadas al comportamiento de emisión térmica de un objeto de estudio.

Las referencias de normalidad de los patrones termográficos en humanos son escasas. Pocos grupos de investigación se han dedicado a la definición de estándares de normalidad en individuos sanos. El grupo de Imagenología Médica de la Universidad de Glamorgan, en Gales, Reino Unido, ha realizado varios estudios encaminados a comprender la contribución de los diferentes componentes implicados en la exactitud y precisión de las lecturas de temperatura obtenidas de imágenes termográficas [Ammer *et al.*, 2001]. Entre los proyectos creados por este grupo, se encuentra el protocolo Glamorgan [Ammer, 2008], que establece una serie de posiciones estandarizadas del cuerpo humano para la formación de 24 vistas en las cuales es posible cubrir la distribución de calor corporal. Para ello proponen una serie de marcas que tratan de adaptarse lo mejor posible a las formas de las regiones anatómicas. Las regiones que reportan son: cuerpo total anterior, cuerpo total posterior, cuerpo total de costado en flancos derecho e izquierdo, rostro, parte posterior del cuello, torso, espalda alta, parte anterior y posterior de brazos y antebrazos, parte dorsal de las manos, abdomen, espalda baja, muslos anteriores y posteriores, piernas laterales, piernas bajas anteriores y

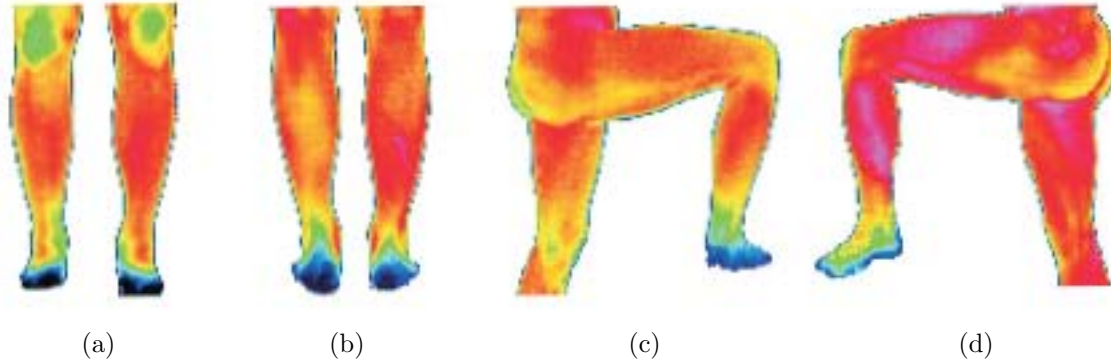


Figura 4.10: Vistas de referencia en el Protocolo Gramorgan. (a) Anterior, (b) posterior, (c) lateral derecha y (d) lateral izquierda.

posteriores, rodillas, tobillos, plantas de los pies; de las cuales se consideraron, para fines de este estudio, las vistas de las piernas anteriores y posteriores, y se adaptaron a las condiciones de entorno y logística las vistas laterales de las piernas. En la figura 4.10 se muestran dichas vistas.

A pesar de ser una buena referencia inicial, estas imágenes fueron obtenidas de un grupo poblacional totalmente diferente a la población mexicana. Es necesario crear bases de datos de imágenes termográficas que sirvan como referencia en nuestro país. Esta investigación contribuye a la formación de una primera base de datos de extremidades inferiores en mexicanos.

4.5. Clasificación borrosa de patrones termográficos

El concepto de conjunto borroso fue propuesto por Lotfi A. Zadeh en 1965 [Zadeh, 1965] como una alternativa para tratar con los fenómenos no certeros. Un conjunto borroso está compuesto de elementos que tienen un grado de pertenencia a ese conjunto entre valores de cero y uno, en donde valores cercanos a cero indican un grado bajo de pertenencia y los valores cercanos a uno indican un alto grado de pertenencia.

Dado un conjunto $X = x_1, x_2, \dots, x_n$, donde x_i es un punto d-dimensional, un agrupa-

miento borroso o formación de cúmulos borrosos es una colección de conjuntos C_1, C_2, \dots, C_k y una matriz de particiones $W = w_{i,j} \in [0, 1]$ para $i = 1, 2, \dots, n$ y $j = 1, 2, \dots, k$ donde cada entrada $w_{i,j}$ es un valor que representa la ponderación o el grado de pertenencia del objeto i en el conjunto C_j .

El método exige dos restricciones, la primera es que todas las ponderaciones de un punto dado, x_i , deben sumar la unidad, y la segunda es que cada grupo C_j debe contener al menos un punto con ponderaciones distintas de cero, pero no contiene a todos los puntos con ponderaciones unitarias.

El agrupamiento borroso, o *Fuzzy c means* es la versión borrosa de la técnica de agrupamiento k-medias, es decir, extiende la definición de centroide del método k-medias; la diferencia con aquél es que todos los puntos son considerados y la contribución de cada punto al centroide es ponderado por su grado de pertenencia al conjunto. Para el conjunto C_j , el correspondiente centroide es (ecuación 4.3):

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ij}^p x_i}{\sum_{i=1}^n w_{ij}^p} \quad (4.3)$$

donde $p \in \mathbb{R}$ es el coeficiente de emborronamiento y $1 < p < \infty$. w_{ij} incrementa a medida que x_i se encuentra cerca de c_j , es decir si la distancia $d(x_i, c_j)$ es un valor pequeño y donde p es un parámetro que determina la influencia de las ponderaciones de la siguiente forma:

$$p = \begin{cases} > 2 & \text{decrementa ponderaciones de los grupos cercanos al punto} \\ \rightarrow \infty & \text{las ponderaciones tienden a } \frac{1}{k} \\ \rightarrow 1 & \text{incrementa ponderaciones de puntos cercanos al grupo} \end{cases}$$

El algoritmo *Fuzzy c means* (FCM) consiste en básicamente los siguientes pasos:

1. Seleccionar una partición borrosa inicial.
2. Repetir.
3. Actualizar la partición borrosa.

4. Hasta que los centorides no cambien o que el error llegue a un umbral.

Debido a que las fronteras de las regiones de color distintos en las imágenes no están bien definidas, el algoritmo FCM es una técnica que puede emplearse para la clasificación de patrones termográficos. Se aplicó entonces dicha clasificación borrosa a los mapas de temperatura T , obtenidos mediante el proceso de aproximación de valores de falso color a valores de temperatura y con el proceso de segmentación realizado sobre dichos mapas. Se definieron cinco cúmulos de temperatura, el cúmulo 1 para las temperaturas más elevadas, el cúmulo 2 para temperaturas medias altas, el cúmulo 3 para temperaturas medias bajas, el cúmulo 4 para temperaturas bajas y el cúmulo 5 que separa el fondo (véase cuadro 4.8); y un máximo de 120 iteraciones. El método se aplicó a cada vista para cada paciente, en donde se crearon dos subimágenes, cada una con una extremidad contralateral. En la figura 4.11 se muestra un ejemplo de la separación borrosa de patrones termográficos en forma de cúmulos respecto de la temperatura, para un sujeto control y en la figura 4.12 para un sujeto con DM tipo 2.

Cúmulo	Identificador
Temperaturas altas	1
Temperaturas medias altas	2
Temperaturas medias bajas	3
Temperaturas bajas	4
Temperaturas de fondos	5

Cuadro 4.8: Nomenclatura para los 5 cúmulos utilizados en la etapa de la clasificación borrosa.

4.6. Análisis de forma de patrones termográficos

Existen algunos trabajos sobre el cálculo de asimetrías como las que se reportan en Selvarasu *et al.* [2010] en donde consideran las variaciones de temperatura como medidas de anormalidad. Parten del supuesto que en personas sanas los patrones térmicos son simétri-



Figura 4.11: Cúmulos clasificados con *Fuzzy C Means* para un sujeto control.

cos y uniformes, mientras que en personas no sanas se encontrarán puntos o zonas frías o calientes. Presentan un algoritmo para seleccionar y estimar un promedio de color que será segmentado en el dominio de color, es decir detectan la similaridad para agrupar pixeles parecidos, dado que dos pixeles son similares si la distancia euclidiana entre ellos es menor a un umbral específico. Si la distancia euclidiana es menor que dicho umbral el valor es retenido como punto de mayor temperatura, en caso contrario el valor del pixel se iguala a cero. Una vez que el área es extraída la región se cuantifica con las siguientes propiedades: área, eje mayor y eje menor. Estos tres parámetros son usados para describir la gravedad de la anomalía como porcentaje. Este método presenta una alternativa para realizar la

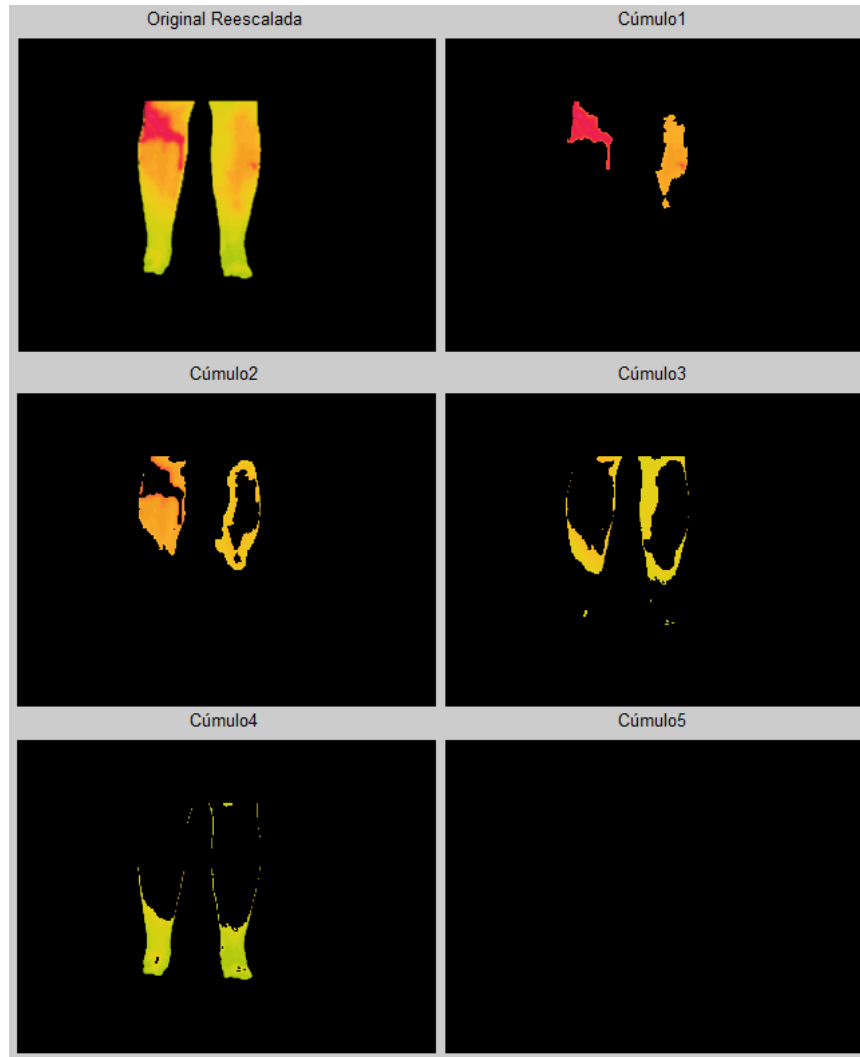


Figura 4.12: Cúmulos clasificados con *Fuzzy C Means* para un sujeto con DM.

segmentación de píxeles de color, sin embargo sólo considera la extracción de puntos con temperaturas altas asociadas a un rango de color (es conveniente recordar la no linealidad de un modelo de color); si bien miden dos características de forma existen otras como las que se presentan en este trabajo de investigación. Además, no se considera la simetría de la forma de las regiones segmentadas contralaterales propiamente.

En cuanto a los métodos computacionales para medir simetrías, se encuentran los que menciona Raviv *et al.* [2007]: aquellos basados en espacios duales, algoritmos genéticos, cálculo de momentos, correspondencia por pares y descriptores locales de forma. A la fecha no

se ha encontrado alguna investigación que parta del procesamiento de temperaturas como la clasificación borrosa y una siguiente etapa que consiste en la medida de atributos geométricos o características morfométricas de los cúmulos resultantes para comparar aquellos de una extremidad inferior con respecto de su contralateral.

Los atributos geométricos o características de un objeto binario o región conexa son medidas cuantitativas, las cuales son obtenidas por cálculo directo de los píxeles que lo componen. Las características básicas de una forma son las medidas de distancia; de área, o número de píxeles que conforman al objeto; y de perímetro, determinado a través de la longitud de su contorno exterior [Cuevas *et al.*, 2010]; a partir de los cuales, es posible establecer otros, como los que se listan a continuación:

1. Compacidad: Es la relación que existe entre el área de un objeto y su perímetro al cuadrado: $C = 4\pi \frac{A}{P^2}$. Esta relación es adimensional, invariante a rotaciones, desplazamientos y escalamientos.
2. Excentricidad: Indica la relación entre la distancia de los focos de una elipse entre la longitud de su eje mayor, una excentricidad cero es una circunferencia y una excentricidad unitaria es un segmento de recta.
3. Momento de inercia u orientación: Indica la aproximación de la dirección que ocupa el objeto, es decir calcula el ángulo entre el eje horizontal y el eje mayor de la elipse que mejor se adapta al objeto.
4. Relación de ejes o elongación: Indica la relación de las longitudes del eje mayor entre el eje menor del objeto, es decir relaciona entre la longitud y anchura de dicho objeto.

Con las características anteriores, además del número de objetos conexos, resultado de la clasificación borrosa, correspondiente a cada extremidad inferior se define el *Índice termográfico de simetría*, (*ITS*). Se parte de la idea de la simetría en las distribuciones de emisión térmica de las extremidades inferiores debida a la simetría en la distribución vascular del cuerpo humano. En el caso ideal dicha simetría debe ser perfecta. Si se calcula

la relación entre características de una extremidad respecto de la extremidad contralateral el resultado debe ser la unidad. Si expresamos lo anterior como una combinación lineal, en donde cada término representa una característica de forma de las manchas clasificadas se obtiene una expresión como la que se muestra en la ecuación 4.4:

$$IST = \alpha_1 \frac{F_{e1}}{F_{c1}} + \alpha_2 \frac{F_{e2}}{F_{c2}} + \dots + \alpha_n \frac{F_{en}}{F_{cn}} \quad (4.4)$$

donde e_i y c_i , con $i = 1, 2, \dots, n$, representa los valores medidos de las n características para la extremidad y para la extremidad contralateral, respectivamente. F representa la característica i -ésima y los valores de α_i con $i = 1, 2, \dots, n$ son coeficientes de ponderación que en esta propuesta representan las contribuciones de cada característica. Como cada relación de características es unitaria en el caso ideal, la suma de todas las contribuciones debe ser unitaria, por lo que cada α_i debe oscilar entre 0 y 1.

Las ponderaciones pudieran ser arbitrarias, sin embargo, por coherencia con la simetría, se asignan de acuerdo con la fracción de contribución que tienen las características de forma antes listadas. Lo anterior se realiza automáticamente y por construcción del modelo el rango de valores adimensionales del *ITS* está entre 0 y 1, donde 0 es asimetría total y 1 es simetría total.

Para probar de manera experimental el funcionamiento del *ITS* se construyeron una serie de maquetas consistentes en la edición de una imagen termográfica de tal manera que contuviera figuras geométricas bien definidas con colores uniformes en sus áreas y por otro lado una maqueta física para obtener datos radiométricos de figuras bien definidas (resistores con polarización inmersos en agua, encapsulados en contenedores de plástico). En la figura 4.13 se muestran ejemplos de estas imágenes.

Estas imágenes maqueta se sometieron al método y obtuvieron resultados adecuados. En el caso de la simetría total (4.13, (a)), el *ITS* resulta en la unidad, mientras que en las imágenes con asimetría (4.13, (b)) y radiométrica (4.13, (c)) son menores a la unidad. En el cuadro 4.9 se muestran los valores de *ITS* para las maquetas simétrica, asimétrica

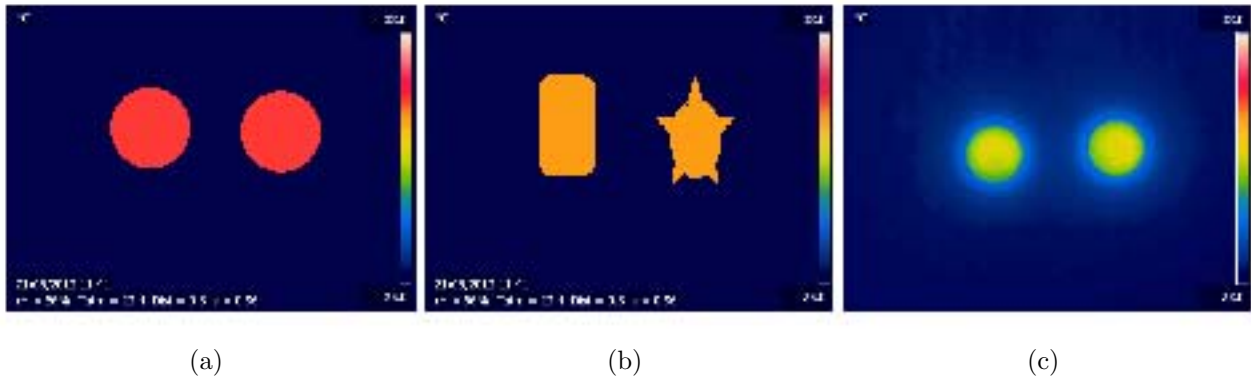


Figura 4.13: Maquetas para probar el *ITS*. (a) Dos figuras iguales; (b) dos figuras distintas. (c) dos figuras iguales con emisión de temperatura.

y física. La imagen de prueba para la maqueta simétrica contiene dos figuras circulares iguales con colores homogéneos. La imagen de prueba con la maqueta asimétrica contiene dos figuras asimétricas entre ellas. La imagen de prueba para la maqueta física, es resultado de la adquisición de dos contenedores cilíndricos llenos de agua, con un resistor en cada uno a los cuales se les aplicó un nivel de polarización con el objeto de tener difusión de calor. Los resultados son coherentes con la construcción de la ecuación que calcula el *ITS* (véase cuadro 4.9). En el caso de simetría perfecta el índice es igual a la unidad, mientras que en la asimétrica es cercana a uno en un 90 % aproximadamente ya que las figuras presentan asimetría. En el caso del valor de *ITS* para la maqueta física, a pesar de que las geometrías son iguales, el valor es menor a la unidad en un 3 % aproximadamente lo cual representa un buen valor de prueba de la simetría en objetos físicos. La figura 4.13, (c), muestra que las regiones presentan una variación en la forma y distribución de las manchas de color, esto se debe probablemente a que la orientación y/o la posición de los resistores no fue la misma, a que las polarizaciones de los resistores tuvieron una variación en sus valores de voltaje y corriente o bien a que el nivel del plano horizontal no fue el adecuado. Si bien estos problemas pudieran mejorarse, el valor de *ITS* para esta prueba muestra la dificultad de la construcción de una maqueta física que contenga geometrías bien definidas con colores homogéneos.

Una vez comprobado el *ITS* lo siguiente es aplicar la clasificación borrosa a las imágenes de la base de datos (véase sección 4.2) se obtuvieron los cinco cúmulos diferentes de cada

Maqueta	ITS
simétrica	1
asimétrica	0.89
física	0.97

Cuadro 4.9: ITS de las distintas maquetas utilizadas.

extremidad, para cada imagen (para cada vista de cada sujeto). Los grupos fueron ordenados desde mayor valor de centroide de temperatura hasta menor valor de centroide de temperatura. El interés de este estudio se concentra en las temperaturas altas y en las temperaturas bajas, lo que indica que los cúmulos de interés son el 1 (cúmulo de temperaturas más elevadas) y el 4 (cúmulo de temperaturas bajas), debido a que los incrementos en temperaturas se asocian con neuropatía y los decrementos de temperaturas se asocian a vasculopatía, sin embargo, para un estudio completo se consideran los cuatro cúmulos (el 2 de temperaturas medias altas y el 3 de temperaturas medias bajas), el quinto cúmulo es separado como fondo por lo que no tiene interés para efectos de esta investigación.

Dado un cúmulo elegido, se obtienen las manchas o *blobs* (agrupaciones de píxeles pertenecientes a dicho cúmulo), de cada extremidad para cada vista. Se obtiene una estructura de datos con las siguientes propiedades de forma: número de manchas, compacidad, excentricidad, orientación y relación entre ejes, para cada extremidad. Para homogeneizar las regiones, se toma el número de manchas representativas, de acuerdo con su área (con un umbral predefinido de 200 píxeles). El método calcula las características antes descritas de un conjunto de pacientes y mide las variaciones de cada característica. Los valores de las variaciones se ordenan de manera que correspondan con su característica y son los valores de α_i . Los valores de F_{ei} son la media de cada una de las características representativas i -ésimas de una extremidad, mientras que los valores de F_{ci} son la media de cada una de las características i -ésimas de la extremidad contralateral; con esto se forma la ecuación 4.4 que resulta en el valor de *ITS*. Como resultado final, para cada paciente se obtiene un vector de cuatro componentes. En la figura 4.14 se muestra un ejemplo de las características representativas

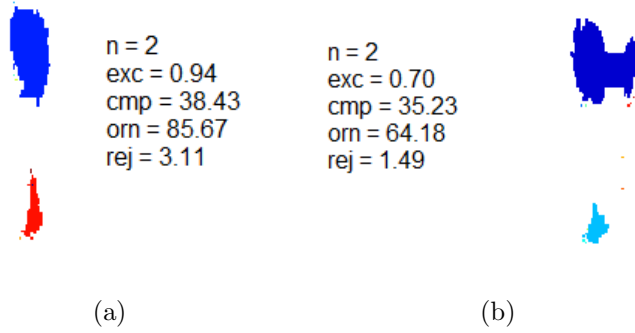


Figura 4.14: Ejemplo de la extracción de características representativas de un sujeto control (véase figura 4.7, (a)). (a), extremidad derecha; (b), extremidad izquierda; n, número de manchas; exc, excentricidad; cmp, compacidad; orn, orientación; rej, relación entre ejes.

de las regiones conexas de cada extremidad para la vista frontal de un sujeto control.

De la figura 4.14 se puede observar que las relaciones resultan en un vector $\mathbf{v} = \left(\frac{F_{ei}}{F_{ci}} \right)$:

$$\mathbf{v} = \left(\frac{n_e}{n_c} \frac{exc_e}{exc_c} \frac{cmp_e}{cmp_c} \frac{orn_e}{orn_c} \frac{rej_e}{rej_c} \right) \quad (4.5)$$

donde n es el numero de regiones conexas características; exc es la excentricidad; cmp es la compacidad, orn es la orientación; rej es la elongación; el subíndice e indica extremidad y el subíndice c indica extremidad contralateral. Para garantizar que los valores estén en el rango $[0, 1]$, se aplica el condicional para toda componente v_i del vector \mathbf{v} : si $v_i > 1$ entonces $v_i = v_i^{-1}$.

Al realizar el producto punto con el vector de contribuciones α respectivo se obtiene el *ITS*. El control de flujo requiere como datos de entrada las imágenes termográficas de mapas de bits. El procesamiento engloba un ciclo para las cuatro vistas, en donde se realiza cada etapa: generación de mapas de temperatura, eliminación de fondos, segmentación, clasificación borrosa, extracción de características geométricas, y devuelve un vector con los cuatro *índices termográficos de simetría* respectivos a cada vista. El algoritmo completo en forma de pseudo código que implementa el método propuesto en esta investigación se muestra en la siguiente página.

- 1: **para** vista = 1 : 4 **hacer**
- 2: Elegir k archivos bmp (*k imágenes I*)
- 3: Extraer regleta de color de la primera imagen
- 4: **para** k imágenes **hacer**
- 5: Indica Tmax y Tmin (*temperaturas máxima y mínima de la imagen k-ésima*)
- 6: Genera T (*termograma con método de aproximación*)
- 7: Quita fondos (*procesamiento previo*)
- 8: Selecciona 2 ó 4 puntos
- 9: Segmenta regiones
- 10: Calcula promedios de regiones (*enfoque clínico*)
- 11: Escribe T k-ésima segmentada (*.txt) (*en adelante enfoque computacional*)
- 12: obtiene maxTmax y minTmin ()
- 13: **fin para**
- 14: Calcula Δ de temperatura global con maxTmax y minTmin (*globales*)
- 15: Extrae regleta global
- 16: **para** k imágenes **hacer**
- 17: Abre k-ésimo archivo *.txt (T)
- 18: Aplica mapeo con regleta global
- 19: Escribe imagen k-ésima reescalada (I)
- 20: **fin para**
- 21: **para** k imágenes **hacer**
- 22: Abre k-ésimo archivo *.txt (T) y k-ésimo archivo *.txt (I)
- 23: Construye subimágenes con piernas separadas
- 24: Aplica FCM a subimágenes
- 25: **para** i = 1 : 5 **hacer**
- 26: Genera cúmulos y ordena grupos
- 27: Obtiene características de cúmulos
- 28: **fin para**
- 29: Calcula ITS (*ecuación 4.4*)
- 30: **fin para**
- 31: **fin para**

Capítulo 5

Resultados y discusión

En este capítulo se realiza una revisión de los resultados obtenidos y se expone una explicación de los mismos.

5.1. Enfoque clínico

El procesamiento para el enfoque clínico consistió en el análisis de varianzas de los promedios de temperatura de las seis regiones de interés segmentadas de manera semiautomática (véase sección 4.3), etiquetadas como 1, 2, 3, 4, 5 y 6, las cuales corresponden con las regiones: pierna derecha, tobillo derecho, pie derecho, pierna izquierda, tobillo izquierdo y pie izquierdo, respectivamente (véase figura 4.9, (a)). En el cuadro 5.1 se muestran las medias de los promedios de temperatura de emisión en las seis regiones de interés así como los *p-valores* de la prueba ANOVA, con valor de significancia de 0,05, para las cuatro vistas.

Los resultados del análisis ANOVA para la *vista 1* (vista anterior), en el cuadro 5.1, muestran que no hay diferencias significativas entre las seis regiones segmentadas. Es interesante ver que el *p-valor* para la *vista 2* (vista posterior) en las regiones de interés 1 (pierna derecha) y 4 (pierna izquierda) fue de 0,04, y en un análisis con la prueba de comparaciones múltiples de Tukey (para distinguir homogeneidades entre las clases), la región 1 (pierna derecha) tiene significancia de 0,09 entre la clase 0 (sujetos control) y la clase 3 (V-N+), mientras que la región 4 (pierna izquierda) tiene un *p-valor* de 0,05 entre las mismas clases.

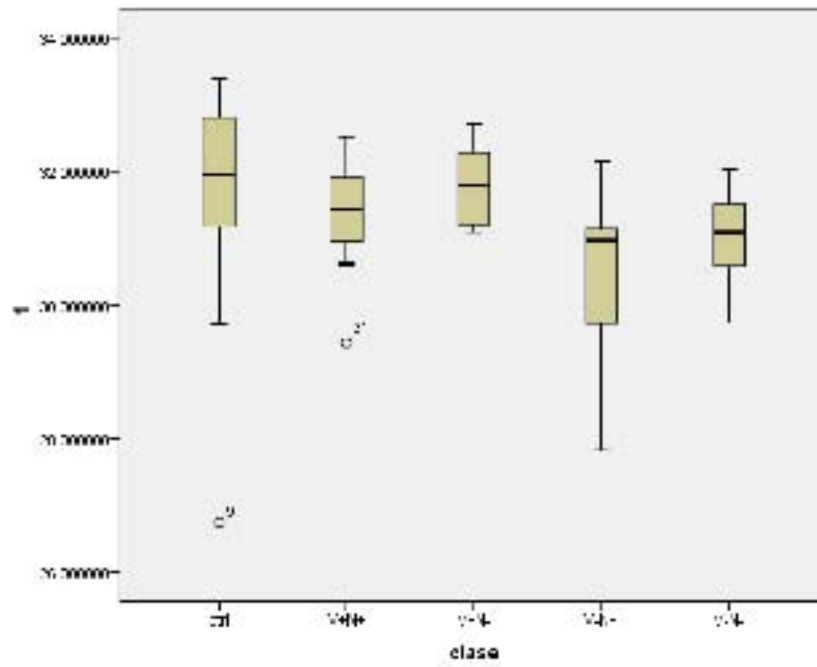
ROI	media ($^{\circ} C$)	p vista 1	p vista 2	p vista 3	p vista 4
1	30.88 ± 1.22	0.25	0.04	0.05	0.03
2	29.73 ± 1.35	0.43	0.26	0.09	0.23
3	28.83 ± 1.44	0.45	0.77	0.38	0.62
4	30.94 ± 1.24	0.21	0.04	0.02	0.18
5	29.72 ± 1.40	0.31	0.21	0.15	0.09
6	28.95 ± 1.48	0.35	0.50	0.86	0.30

Cuadro 5.1: ANOVA de un factor para la vista anterior. Se observa la media de la región de interés, la desviación estándar y el p-valor de la prueba ANOVA para la vista 1 (vista anterior), vista 2 (vista posterior), vista 3 (vista lateral derecha) y vista 4 (vista lateral izquierda).

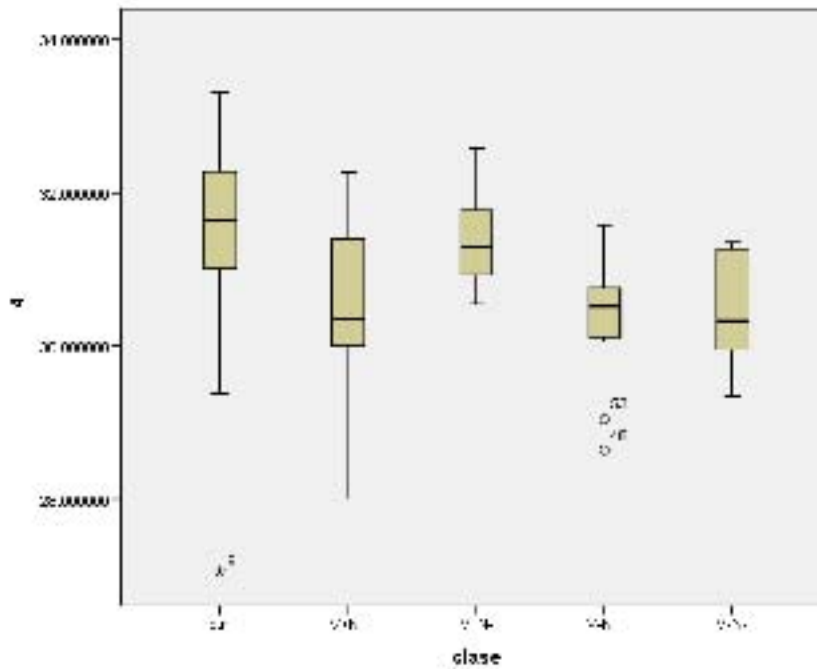
El p valor de la pierna izquierda es cercanos al valor de significancia (0.05) definido para la prueba, por lo que sugiere que un refinamiento en el protocolo de adquisición, una ampliación del número de muestras, y un mejoramiento de la propuesta de cálculo de *ITS* (4.4) pueden ser un indicador de la viabilidad para detectar neuropatía en las regiones de las piernas con el estudio de los promedios de temperatura en la vista posterior.

En el caso de la *vista 3* (vista lateral derecha), en el cuadro 5.1, el estudio ANOVA muestra que hay diferencias significativas en las regiones 1 (pierna derecha) y 4 (pierna izquierda) con valores de 0,05 y 0,02, respectivamente. La prueba de Tukey para comparaciones múltiples relaciona las diferencias entre el grupo V-N+ y el grupo de sujetos control (véase cuadro 4.7). En este caso la diferencia significativa de los p-valores de estas clases (0.04 para región 1 y 0.07 para región 4) sugiere una detección de neuropatía debido a que en la *vista 3*, se registran los efectos de la temperatura de emisión debidas a la bifurcación de la arteria poplítea, lo cual concuerda con las observaciones de Benites *et al.* [2012].

En la figura 5.1 se muestra el diagrama de cajas para la *vista 3* (vista lateral derecha) de la región 1 (pierna derecha) y 4 (pierna izquierda). Se puede observar que las cajas de la clase 0 (sujetos control) y la caja de la clase 3 (V-N+) no se traslapan en la región 1, mientras que en la región 4, ambos grupos tienen un ligero traslape.



(a)



(b)

Figura 5.1: Diagrama de cajas para las regiones (a) 1 (pierna derecha) y (b) 4 (pierna izquierda) en la vista lateral derecha; eje vertical, temperaturas de emisión; eje horizontal, clases (véase cuadro 4.7).

El caso del análisis de varianza para la *vista 4* (vista lateral izquierda), cuadro 5.1, muestra significancias en la región 1 (pierna derecha) y 5 (tobillo izquierdo), sin embargo la prueba de Tukey no arroja diferencias significativas entre las clases.

5.2. Enfoque computacional

Para el enfoque computacional se obtuvieron los *Índices termográficos de simetría* (ecuación 4.4) de cinco clases, que corresponden a sujetos control (no padecen DM), pacientes con DM que presentan vasculopatía y neuropatía, pacientes con DM que presentan sólo vasculopatía, pacientes con DM que presentan sólo neuropatía y pacientes con DM que no presentan vasculopatía y neuropatía; en ese orden (véase cuadro 4.7). Sendos valores de *ITS* promedios se muestran en los cuadros 5.2, 5.3, 5.4 y 5.5 para los cúmulos 1, 2, 3 y 4 (véase cuadro 4.8, un ejemplo de los cúmulos se observan en las figuras 4.11 y 4.12); el cúmulo 5 carece de interés práctico ya que corresponde a los fondos de las imágenes. En cada cuadro las columnas corresponden a las distintas vistas y los renglones a cada clase. Para una mejor visualización de esta información se graficaron como se muestra en la figura 5.2. En dichas gráficas, el eje horizontal corresponde con las cuatro vistas y el eje vertical con los valores de *ITS*.

Clase	vista 1	vista 2	vista 3	vista 4
ITS clase 0	0.91 ± 0.06	0.83 ± 0.11	0.83 ± 0.12	0.82 ± 0.12
ITS clase 1	0.81 ± 0.10	0.83 ± 0.07	0.84 ± 0.06	0.76 ± 0.15
ITS clase 2	0.88 ± 0.07	0.74 ± 0.13	0.74 ± 0.13	0.82 ± 0.07
ITS clase 3	0.81 ± 0.16	0.91 ± 0.04	0.90 ± 0.08	0.78 ± 0.13
ITS clase 4	0.88 ± 0.09	0.85 ± 0.08	0.81 ± 0.11	0.86 ± 0.04

Cuadro 5.2: Valores para índices termográficos de simetría y desviaciones estándar para el cúmulo 1 (cúmulo de temperaturas altas) en las distintas clases. *ITS*, índice termográfico de simetría (ecuación 4.4); vista 1, vista posterior; vista 2, vista anterior; vista 3, vista lateral derecha y vista 4, vista lateral izquierda.

En el cúmulo 1 (cuadro 5.2 y figura 5.2, (a)), que es resultado de la clasificación borrosa

Clase	vista 1	vista 2	vista 3	vista 4
ITS clase 0	0.79 ± 0.12	0.90 ± 0.04	0.84 ± 0.07	0.74 ± 0.08
ITS clase 1	0.79 ± 0.18	0.75 ± 0.14	0.83 ± 0.08	0.71 ± 0.07
ITS clase 2	0.81 ± 0.13	0.84 ± 0.08	0.81 ± 0.07	0.74 ± 0.10
ITS clase 3	0.73 ± 0.17	0.89 ± 0.09	0.81 ± 0.10	0.83 ± 0.08
ITS clase 4	0.85 ± 0.06	0.79 ± 0.11	0.85 ± 0.06	0.84 ± 0.04

Cuadro 5.3: Valores para índices termográficos de simetría y desviaciones estándar para el cúmulo 2 (cúmulo de temperaturas medias altas) en las distintas clases. *ITS*, índice termográfico de simetría (ecuación 4.4); vista 1, vista posterior; vista 2, vista anterior; vista 3, vista lateral derecha y vista 4, vista lateral izquierda.

Clase	vista 1	vista 2	vista 3	vista 4
ITS clase 0	0.90 ± 0.05	0.86 ± 0.10	0.92 ± 0.04	0.68 ± 0.08
ITS clase 1	0.64 ± 0.26	0.78 ± 0.11	0.78 ± 0.09	0.71 ± 0.09
ITS clase 2	0.89 ± 0.05	0.78 ± 0.10	0.78 ± 0.18	0.71 ± 0.06
ITS clase 3	0.75 ± 0.09	0.79 ± 0.13	0.84 ± 0.09	0.83 ± 0.08
ITS clase 4	0.82 ± 0.07	0.79 ± 0.10	0.86 ± 0.03	0.77 ± 0.05

Cuadro 5.4: Valores para índices termográficos de simetría y desviaciones estándar para el cúmulo 3 (cúmulo de temperaturas medias bajas) en las distintas clases. *ITS*, índice termográfico de simetría (ecuación 4.4); vista 1, vista posterior; vista 2, vista anterior; vista 3, vista lateral derecha y vista 4, vista lateral izquierda.

de las temperaturas de emisión más altas, se observa que para la *vista 1* (vista anterior), la clase de los sujetos control presenta un mayor *ITS* (0.91), mientras que en las demás vistas, se comporta de manera prácticamente constante (por arriba de 0.80). La clase 1 (V+N+) y la clase 3 (V-N+) presentan un desfase en cuanto a valores de *ITS*, sin embargo, tienen un comportamiento similar, ambos parten de un mismo valor en la *vista* (vista anterior), e incrementan en las *vistas 2* y *3* (vistas posterior y lateral derecha), mientras que en la *vista 4* (vista lateral izquierda) el descenso del valor es marcado. Lo mismo sucede en cuanto a comportamiento con las clases 2 (V+N-) y 4 (V-N-), es clara la tendencia a bajar y luego a subir.

Clase	vista 1	vista 2	vista 3	vista 4
ITS clase 0	0.78 ± 0.09	0.82 ± 0.10	0.78 ± 0.14	0.66 ± 0.13
ITS clase 1	0.71 ± 0.14	0.67 ± 0.16	0.78 ± 0.11	0.75 ± 0.09
ITS clase 2	0.79 ± 0.10	0.71 ± 0.18	0.70 ± 0.09	0.82 ± 0.10
ITS clase 3	0.68 ± 0.13	0.70 ± 0.19	0.74 ± 0.14	0.68 ± 0.13
ITS clase 4	0.77 ± 0.06	0.66 ± 0.18	0.72 ± 0.10	0.67 ± 0.14

Cuadro 5.5: Valores para índices termográficos de simetría y desviaciones estándar para el cúmulo 4 (cúmulo de temperaturas bajas) en las distintas clases. *ITS*, índice termográfico de simetría (ecuación 4.4); vista 1, vista posterior; vista 2, vista anterior; vista 3, vista lateral derecha y vista 4, vista lateral izquierda.

Para el caso del cúmulo 2 (cuadro 5.3 y figura 5.2, (b)), que representa a la extracción de patrones correspondiente a las temperaturas de emisión medias altas, los sujetos control (clase 0) presentan un valor de *ITS* mayor (0.90) en la *vista 2* (vista posterior) y es similar en comportamiento a la clase 3, o de solo neuropatía (V-N+). Esto puede interpretarse como el hecho de que la neuropatía se presenta en las primeras etapas de progresión de DM, entonces los niveles de simetría disminuyen. La clase 1 (V+N+) presenta los valores de simetría más bajos en las *vistas 1, 2 y 4* (vistas anterior, posterior y lateral izquierda). Los comportamientos de la clase 4 (V-N-) y la clase 1 (V+N+) son similares en las cuatro *vistas*, aunque la clase 4 es más simétrica que esta última. Esto quiere decir que las personas con una progresión de vasculopatía y neuropatía están entre un 80% y un 85% en sus niveles de simetría en todas las vistas. Lo mismo puede decirse de la clase 2 (V+N-), es decir, las personas con solo vasculopatía están dentro de ese rango con excepción de la *vista 4* (vista lateral izquierda). Es probable que con el mejoramiento de los métodos pueda ser clara la ubicación de vasculopatía en el cúmulo 2.

En el cúmulo 3 (cuadro 5.4 y figura 5.2, (c)), resultado de la clasificación borrosa de las temperaturas de emisión medias bajas, se observa que la simetría de los patrones para la clase 0 (sujetos control) es más alta en las *vistas 1, 2 y 3* (vistas anterior, posterior y lateral derecha) con valores de *ITS* de 0.90, 0.86 y 0.92, respectivamente, mientras que en

la *vista 4* (vista lateral izquierda) es la menos simétrica con un valor de *ITS* de 0.68, las demás clases convergen prácticamente en la *vista 2* (vista posterior) con valores menores al 80 % y mayores al 75 % de simetría. La clase 2 (V+N-) presenta los menores porcentajes de asimetría, siendo la *vista 2* (vista posterior) y *3* (vista lateral derecha) constantes con valor de *ITS* de 0.78. Las clases 1 (V+N+) y 2 (V+N-) se superponen, hay que notar que ambos grupos presentan vasculopatía positiva.

El cúmulo 4 (cuadro 5.5 y figura 5.2, (d)) representa a la extracción de patrones termográficos correspondientes a las temperaturas de emisión bajas. Nuevamente, la clase 0 (sujetos control) presenta los *índices termográficos de simetría* más altos con valores de *ITS* de 0.78, 0.82, 0.78, respectivamente, con excepción de la *vista 4* (vista lateral izquierda) que tiene un valor de *ITS* de 0.66. La clase 1 (V+N+) presenta un comportamiento asimétrico en las *vistas 1* y *2* (vistas anterior y posterior) de al rededor del 70 % y arriba del 75 % de simetría en las *vistas 3* y *4* (vistas lateral derecha y lateral izquierda). Se observa, de manera general, que los comportamientos en simetría difieren claramente de todos los grupos con respecto de los sujetos control. Es interesante el hecho de que en este cúmulo los porcentajes de simetría para todas las clases se encuentran entre el 66 % y el 82 %. Esto se debe a que posiblemente hubo comportamientos diferentes en la transferencia de energía de los sujetos y pacientes con el piso.

En la figura 5.3 se muestra el corte transversal de una pierna derecha. Es importante observar la distribución de los distintos tejidos. Si observamos dicha figura con respecto de las vistas estudiadas, en la *vista 1* (vista frontal) hay tejido óseo (tibia) y tejido muscular. Esta combinación de tejidos actúa como una barrera para la transferencia de calor generado en la estructura vascular agrupada en el centro. Obsérvese que las distancias entre la estructura vascular y los planos tangentes a la superficie en las *vistas 2* (vista posterior) y *3* (vista lateral derecha), d_p y d_{ld} , respectivamente, son menores en comparación con la distancia entre la estructura vascular y el plano tangente a la superficie en la *vista 4* (vista lateral izquierda), d_{li} , considérese también que hay tejido óseo (peroné).

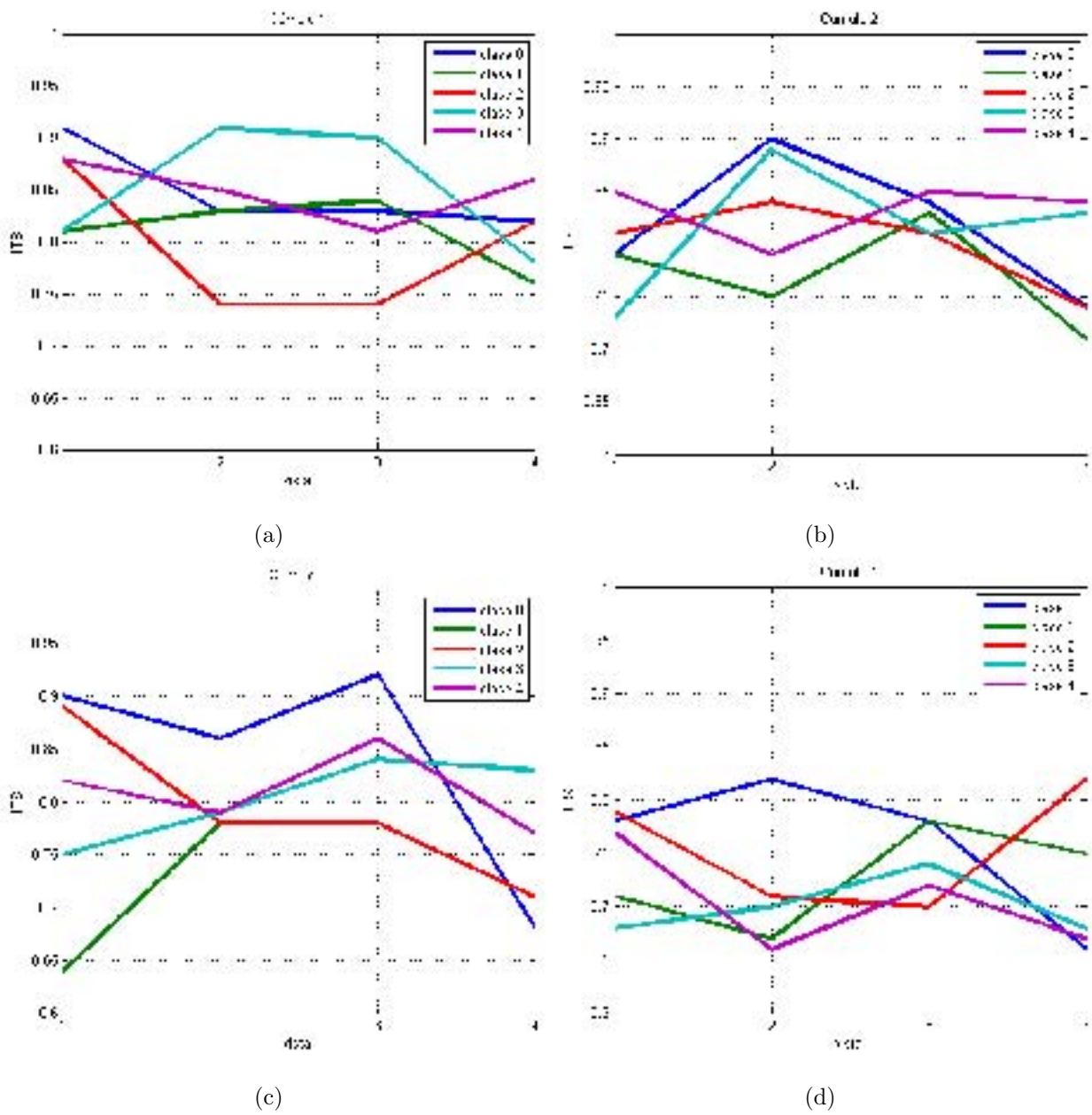


Figura 5.2: Gráficas vista vs *ITS* para (a) cúmulo 1 (temperaturas altas); (b) cúmulo 2 (temperaturas medias altas); (c) cúmulo 3 (temperaturas medias bajas) y (d) cúmulo 4 (temperaturas bajas). Cúmulo 5 sin interés para esta investigación.

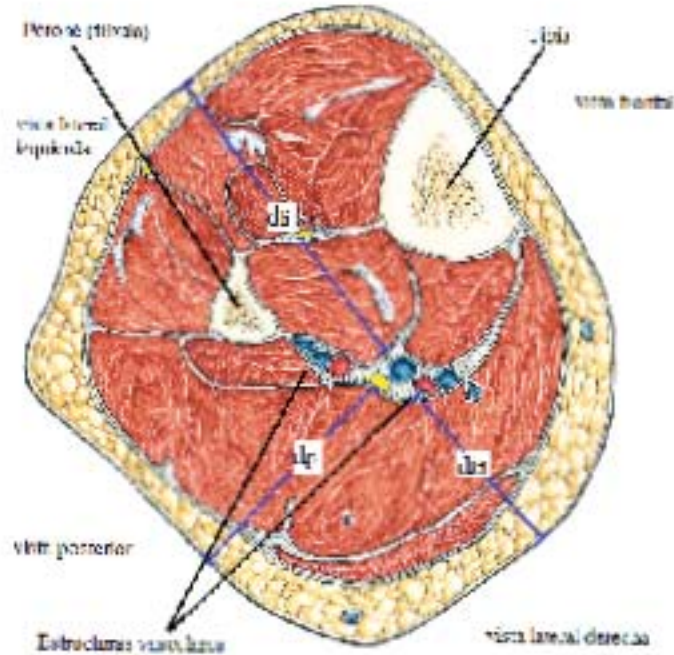


Figura 5.3: Corte transversal de una pierna derecha; d_p , distancia entre la estructura vascular y el plano tangente a la superficie en la *vista 2* (vista posterior); d_{ld} , distancia entre la estructura vascular y el plano tangente a la superficie en la *vista 3* (vista lateral derecha); d_{li} , distancia entre la estructura vascular y el plano tangente a la superficie en la *vista 4* (vista lateral izquierda). (Paulsen *et al.*, 2012).

De acuerdo con la primera ley de la termodinámica, los cambios en la energía interna de un sistema es igual al calor añadido al sistema menos el trabajo realizado por el sistema [Serway *et al.*, 2010]; si se realiza una analogía en la cual el sistema es el cuerpo humano, en términos de energía, el metabolismo es el trabajo realizado y el calor corporal es el calor que genera el metabolismo para las funciones biológicas. Una alteración en el organismo se reflejará en un cambio en la función metabólica, por lo que el cuerpo tendrá un exceso o una deficiencia de calor corporal para compensar la conservación de energía y se verá reflejado en variaciones en las distribuciones de temperaturas de emisión.

El hecho de ver cambios en las vistas posterior y lateral derecha se debe a la cercanía con la fuente de calor, como las distancias son más cortas, la difusión de calor es más marcada que las *vistas 1* y *4* (vista anterior y vista lateral izquierda), en donde hay más tejido en la segunda y una barrera ósea que disipa el calor que proviene de las estructuras

vasculares, en la primera. La conservación de energía se observa, por ejemplo, en el cúmulo 1 (cuadro 5.2 y figura 5.2, (a)), en el cual son notorias las diferencias de comportamiento en las clases 2 (V+N-) y 3 (V-N+). Las temperaturas más altas (cúmulo 1) sugieren una descompensación metabólica, en ese sentido, los sujetos control (clase 0) se comportan en un porcentaje medio del 80 % aproximadamente, mientras que las personas afectadas por sólo vasculopatía (clase 2) presentan niveles bajos de simetría, y los que presentan sólo neuropatía (clase 3) presentan niveles altos de simetría, ambos en las *vistas 2 y 3* (vistas posterior y lateral derecha). En el cúmulo 2 (cuadro 5.3 y figura 5.2, (b)) y 3 (cuadro 5.4 y figura 5.2, (c)), los sujetos control (clase 0) presentan niveles de simetría altos en las *vistas 2 y 3* (vistas posterior y lateral derecha), en el cúmulo 2 la tendencia de simetría de los sujetos con vasculopatía (clase 2) tiende a subir y a comportarse dentro de un porcentaje de simetría como se mencionó anteriormente, en el cúmulo 3 los sujetos control (clase 0) también tienen niveles altos de *ITS* en las *vistas 2 y 3* (vistas posterior y lateral derecha), mientras que las demás clases tienen valores similares. Esto sugiere que los cúmulos 2 y 3 hablan de un comportamiento definido para las personas control. El cúmulo muestra indicios de descompensación de energía al evidenciar una separación del grupo de sujetos control de las demás clases.

Finalmente, se presentan los resultados de la prueba t-Student para los valores de *ITS*. En el cuadro 5.6 se observa que no hay diferencias significativas (con un valor de significancia de 0.05), comparados con los valores de la clase 0 (sujetos control), salvo en los casos de la *vista 2* (vista posterior), en los cúmulos 3 y 4 y *vista 3* (vista lateral derecha) en el cúmulo 3. Lo cual confirma que la información útil está contenida en las *vistas 2 y 3* (vistas posterior y lateral derecha).

Cúmulo	vista 1	vista 2	vista 3	vista 4
1	0.06	0.95	0.83	0.53
2	0.85	0.08	0.21	0.23
3	0.11	0.02	0.03	0.35
4	0.19	0.02	0.08	0.14

Cuadro 5.6: Valores de (p) de los *ITS* de las vistas comparadas con la clase 0 (sujetos control) mediante t-Student con valor de significancia de 0.05. vista 1, vista anterior; vista 2, vista posterior; vista 3, vista lateral derecha; vista 4, vista lateral izquierda; cúmulo 1, temperaturas altas; cúmulo 2, temperaturas medias altas, cúmulo 3, temperaturas medias bajas y cúmulo 4, temperaturas bajas. El cúmulo cinco corresponde a fondo el cual no interesa para esta investigación.

Capítulo 6

Conclusiones y perspectivas

En este capítulo se presentan las conclusiones como resultado de la discusión presentada en el capítulo anterior para los enfoques clínico y computacional y se propone una serie de actividades como trabajo a futuro.

6.1. Conclusiones

Se desarrolló e implementó un método de aproximación de valores de pixeles de color a valores de temperatura. Dicho método fue necesario para el análisis de la información radiométrica (distribución de temperaturas de emisión) indirecta contenida en la base de datos consistente en imágenes de falso color. Este método puede usarse en los casos en los cuales se cuente con imágenes termográficas que no cuenten con información radiométrica y que requieran un análisis de los mapas térmicos.

Con la metodología generada para la extracción de promedios de temperaturas de seis regiones de interés para el enfoque clínico (sección 4.3), se mostró que con esta base de datos y el método de aproximación antes mencionado es posible detectar neuropatía en la vista posterior de las piernas (sección 5.1). Se muestra además la clara diferencia, mediante un análisis de varianza de promedios de temperaturas de emisión, entre sujetos con neuropatía y sujetos control en las regiones de las piernas en la vista lateral derecha (5.1). Es importante mencionar que Serbu [2009] encontró neuropatía en regiones con temperaturas elevadas en

la parte distal del pie en vistas frontales y cenitales en pacientes neuropáticos con pie de Charcot, en pacientes con sólo neuropatía (clase V-N+) presenta simetría. En este trabajo se confirma que el enfoque es correcto, pero que el análisis debe realizarse en las vistas 2 y 3 (vista posterior y lateral derecha).

El análisis de características geométricas de patrones termográficos para el enfoque computacional, muestra que con un mejoramiento de los métodos y de la teoría planteada para el cálculo del propuesto *índice termográfico de simetría, ITS*, es posible la detección de vasculopatía en el cúmulo 2 (temperaturas medias altas) y 3 (temperaturas medias bajas) para las *vistas 2 y 3* (vistas posterior y lateral derecha) (cuadros 5.3 y 5.4). Un estudio de significancias con una prueba t-Student confirma este hecho (cuadro 5.6).

Los resultados provienen de una primera aproximación para abordar este problema, la cual pone las bases para optar por una combinación de ambos enfoques (clínico y computacional) en cuanto al procesamiento de las imágenes termográficas. El análisis de los datos muestran que la aplicación debe contemplar el estudio en las *vistas 2 y 3* (vistas posterior y lateral derecha), así como el estudio de promedios de temperatura para detección de neuropatía (enfoque clínico) y el estudio de características geométricas de patrones termográficos de temperaturas medias para la detección de vasculopatía (enfoque computacional). Sin embargo el refinamiento de los métodos y/o la búsqueda de alternativas será una buena práctica para la robustez del mismo.

Se desarrolló la metodología computacional para el reconocimiento y análisis de características geométricas de patrones termográficos mediante el procesamiento de imágenes infrarrojas en las extremidades inferiores de pacientes con pie diabético y sujetos control. Mediante esta metodología y un análisis de los resultados se comprobó que el reconocimiento y el análisis de patrones termográficos mediante algoritmos computacionales hace posible la obtención de información relevante para la detección de anomalías funcionales asociadas al padecimiento de pie diabético de una manera cuantitativa.

En cuanto al enfoque clínico, se desarrolló la metodología computacional para la segmentación semiautomática de seis regiones de interés y la extracción de promedios de temperaturas de emisión, mismos que se analizaron con una prueba ANOVA. El refinamiento del protocolo de adquisición y la extracción de datos radiométricos mejorarían los resultados además de un análisis estadístico más profundo como la prueba Bartlett para homogeneidad de varianzas.

Un nuevo proyecto basado en la metodología presentada en este trabajo de tesis superaría los resultados si se mejoran los aspectos de refinamiento del protocolo de adquisición, debido a que a la fecha se han detectado los puntos que deben cambiar y los que deben mejorarse. El nuevo estudio debe contemplar el desarrollo y la implementación de un módulo para la adquisición de información radiométrica (distribución de temperaturas de emisión) directamente del equipo infrarrojo, esto evita los errores sistemáticos y los errores de aproximación del método planteado para la correspondencia de pixel de color a pixel de temperatura. Así mismo, con la adaptación de métodos de segmentación a diversas zonas anatómicas es posible aplicar la misma técnica para abordar otro tipo de padecimientos.

6.2. Perspectivas

Las perspectivas de este trabajo contemplan varios aspectos, desde los técnicos hasta la experimentación con otro tipo de enfoques o bien con el reforzamiento de la teoría planteada. A continuación se listan los que se consideran inmediatos y en constante revisión:

1. Mejorar el protocolo de adquisición. Es importante minimizar los errores desde la etapa de adquisición. Durante la evolución de esta investigación se han detectado los puntos en los que es importante revisar dicho protocolo.
2. Desarrollar una aplicación para obtener los mapas de distribución espacial de temperaturas directamente de la cámara. Como se mencionó en la sección anterior (sección 6.1), es importante trabajar sobre los datos radiométricos, lo que implica el desarrollo de las aplicaciones que permitan la comunicación con el *hardware* del equipo infrarrojo

para acceder a estos datos.

3. Obtener una base de datos más grande y más confiable (mejoramiento del protocolo de adquisición). En este trabajo de tesis se utilizó una base de datos con información de falso color; aunque se desarrolló un método de aproximación a valores de temperatura, es importante que los datos que se adquieran en los siguientes estudios contemplen también información radiométrica, así como un mayor número de muestras para lograr un rigor estadístico con el cual sea confiable realizar las pruebas.
4. Utilizar pruebas estadísticas más específicas como la prueba de Bartlett para el análisis de homogeneidad de varianzas de los datos en el enfoque clínico.
5. Probar con coeficientes de similaridad y/o medidas de simetría para evaluar la cantidad de correspondencia en forma, tamaño y posición entre los *blobs* o patrones termográficos. La presente propuesta propone la comparación de medidas de forma de los patrones clasificados, sin embargo es posible que se refuerce este enfoque al adicionar además coeficientes para comparación de imágenes. Deberán hacerse pruebas que contemplen su uso o bien cambiar el enfoque.
6. Probar el diagnóstico con una red neuronal o bien con técnicas basadas en probabilidades bayesianas. Una vez que los datos de adquisición sean distribuciones de temperaturas de emisión y planteada la ecuación del *ITS*, es necesario contar con un sistema de clasificación para detectar niveles de las patologías asociadas a la DM. Así como un método adecuado para la validación del sistema.
7. Determinar criterios y/o puntos de corte bien definidos que permitan producir un indicador que pueda apoyar al diagnóstico médico temprano de pie diabético.
8. Aplicar y desarrollar a otros padecimientos como por ejemplo parto pre-término, cáncer de mama y artritis reumatoide, entre otros.
9. Extender el método propuesto en enfoques de comportamiento de patrones termográficos en el tiempo, conocidos como inducción de contrastes térmicos.

Apéndice A

Glosario de términos médicos

- **Angiopatía** Alteración de los vasos sanguíneos, tales como arterias, venas o capilares.
- **Angiosoma** Unidad anatómica de tejido que puede contemplar tejido subcutáneo, facias, músculos y hueso, la cual es alimentada por una arteria.
- **Atrofia de Charcot** Grupo de trastornos que afectan a los nervios periféricos, los cuales proveen información a los músculos y los órganos sensoriales de las extremidades.
- **Autoinmune** Comportamiento del sistema inmunológico que ataca a las células del mismo organismo.
- **Endocrinopatía** Alteración patológica producida en el sistema inmunológico.
- **Estenosis** Estrechamiento de un orificio o conducto corporal.
- **Etiopatogénica** Que causa o contribuye a generar una determinada patología.
- **Hemoglobina glicosilada** Tipo de proteína de la sangre que resulta de la unión de la hemoglobina con glúcidos a cadenas carbonadas con funciones ácidas en el carbono 3 y 4.
- **Hiperglucemia** Aumento de la glucosa en la sangre por encima de los niveles normales.
- **Insulina** Hormona segregada por los islotes de Langerhans en el páncreas, que regula la cantidad de glucosa existente en la sangre. Actualmente se obtiene también por

síntesis química. Medicamento hecho con esta sustancia y utilizado contra la diabetes. La insulina interviene en el aprovechamiento metabólico de los nutrientes, sobre todo con el anabolismo de los carbohidratos, su déficit provoca diabetes mellitus y su exceso provoca hiperinsulinismo con hipoglucemia.

- **Isquemia** Disminución transitoria o permanente del riego sanguíneo de una parte del cuerpo producida por una alteración normal o patológica de la arteria o arterias aferentes a ella.
- **Maléolos** Cada una de las partes que sobresalen de la tibia y el peroné en el inicio del pie.
- **Metabolismo** Nombre dado al conjunto de las modificaciones químicas que tienen lugar en el organismo, destinadas a subvenir a sus necesidades en energía, a la formación, conservación y reparación de los tejidos, a la elaboración de ciertas sustancias (hormonas, enzimas, anticuerpos, entre otros). Este conjunto constituye el acto de la nutrición.
- **Ortejos** Dedos.
- **Perfusión** Suministro de sustancias a un sistema, un aparato, un tejido o un órgano. Puede tratarse de la circulación de la sangre (natural o promovida artificialmente) o de la provisión intravenosa de fármacos.
- **Retinopatía** Término que designa todas las afecciones retinianas. Se emplea a veces, por oposición a retinitis, para designar las afecciones que no son de naturaleza infecciosa.

Apéndice B

Abreviaturas

Abreviatura	Significado
Angio-CT	Angio-tomografía computarizada
CCADET	Centro de Ciencias Aplicadas y Desarrollo Tecnológico
DM	Diabetes mellitus
EEM	Espectro electromagnético
FCM	<i>Fuzzy c means</i>
HGM	Hospital General de México
IBFC	Imagenología biomédica, física y computacional
IR	Infrarrojo
ITS	Índice termográfico de simetría
V+N+	Vasculopatía y neuropatía positivas
V+N-	Vasculopatía positiva y neuropatía negativa
V-N+	Vasculopatía negativa y neuropatía positiva
V-N-	Vasculopatía y neuropatía negativas

Bibliografía

- Al-Wahbi, A. M. (2010). Impact of a diabetic foot care education program on lower limb amputation rate. *Vascular Health and Risk Management*, **6**, 923–934.
- Ammer, K. (2008). The glamorgan protocol for recording and evaluation of thermal images of the human body. *Thermology international*, **18**(4), 125–129.
- Ammer, K., Melnizky, P., Rathkolb, O., y Ring, E. (2001). Thermal imaging of skin changes on the feet of type II diabetics. En *Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference*, volumen 3, 2870–2872.
- Armstrong, D., Lavery, L., y Harkless, L. (1998). Validation of a diabetic wound classification system. the contribution of depth, infection, and ischemia to risk of amputation. *Diabetes Care*, **21**(5), 885–889.
- Bagavathiappan, S., Philip, J., Jayakumar, T., Raj, B., Pallela, N., Varalakshmi, M., y Mohan, V. (2010). Correlation between plantar foot temperature and diabetic neuropathy: A case study by using infrared thermal imaging technique. *Journal of Diabetes Science and Technology*, **4**(6), 1386–1392.
- Barriga, E., Checkh, V., Carranza, C., Burge, M., Edwards, A., McGrew, E., Zamora, G., y Soliz, P. (2012). Computational basis for risk stratification of peripheral neuropathy from thermal imaging. En *34th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 1486–1489.
- Benbow, S., Chan, A., Bowsher, D., Williams, G., y Macfarlane, I. (1994). The prediction

- of diabetic neuropathic plantar foot ulceration by liquid-crystal contact thermography. *Diabetes Care*, **17**(8), 835–839.
- Benites, S., Rodríguez, N., y Rodríguez, J. (2012). *Pie Diabético*, capítulo Úlcera neuropática. PROCIVAS S.L.N.E.
- Brem, H., Sheehan, P., Rosenberg, H., Schneider, J., y Boulton, A. (2006). Evidence-based protocol for diabetic foot ulcers. *Plastic and Reconstructive Surgery*, **117**(7S), 193S–209S.
- Brizuela, J. A., Ibáñez, M. A., Cenizo, E., Del Río, L., y Vaquero, C. (2012). *Pie Diabético*, capítulo Generalidades sobre el pie diabético. PROCIVAS S.L.N.E.
- Chan, A., MacFarlane, I., y Bowsher, D. (1991). Contact thermography of painful diabetic neuropathic foot. *Diabetes Care*, **14**, 918–922.
- Chen, P., Chang, M., Chiu, F., y Li, C. (2010). Quantitative measurements of blood vessel of diabetic extremity based on near-infrared image technique. En *International Federation for Medical and Biological Engineering Proceeding 31*, 1311–1314.
- Cuevas, E., Zaldívar, D., y Pérez, M. (2010). *Procesamiento digital de imágenes usando MatLAB y Simulink*. Alfaomega Grupo Editor, México, 1ra edición.
- Del Blanco, M. I., Ortega, J., González-Fuello, M., y Fernández-Samos, R. (2012). *Pie Diabético*, capítulo Diagnóstico de la arteriopatía diabética y pie diabético. PROCIVAS S.L.N.E.
- Diakides, N. y Bronzino, J. (2008). *Medical Infrared Imaging*. CRC Press, USA.
- DRAE (2013). Diccionario de la Real Academia Española. <http://lema.rae.es/drae>.
- Fierro, J. (2013). El espectro electromagnético. <http://astronomajulieta.blogspot.mx/>.
- FLIR-Systems (2007). Manual de desarrollo Thermovision SDK version 2.6. *FLIR Systems*.
- Guía-Diabetes (2008). Prevención, diagnóstico y tratamiento oportuno del pie diabético en el primer nivel de atención. *Catálogo maestro de guías clínicas SSA-005-08, Secretaría de Salud, Gobierno de México*.

- Gutiérrez, J., Rivera-Dommarco, J., Shamah-Levy, T., Villalpando-Hernández, S., Franco, A., Hernández-Ávila, M. (2012). Encuesta nacional de salud y nutrición 2012. resultados nacionales. *Instituto Nacional de Salud Pública, México (MX)*.
- Hecht, E. y Zajac, A. (1997). *Optica*. Addison Wesley Iberoamericana, USA, 1ra edición.
- Hildebrandt, C., Raschner, C., y Ammer, K. (2010). An overview of recent application of medical infrared thermography in sports medicine in austria. *Sensors*, **10**(5).
- IDF (2013). Federación Internacional de Diabetes, (International Diabetes Federation). <http://www.idf.org>.
- INEGI (2010). Instituto nacional de estadística y geografía. <http://www.inegi.org.mx/default.aspx>.
- Johannesson, A. (2009). Incidence of lower limb amputation in the diabetic and non-diabetic general population: A 10-year population-based cohort study of initial unilateral, contralateral and re amputations. *Diabetes Care*, **32**(2), 275–280.
- Lega, M., Ferrara, C., Kosmatka, J., Persechino, G., y Napoli, R. (2011). Thermal pattern and thermal tracking: fingerprints of an environmental illicit. En *Proceedings of the 11th International Conference on Quantitative Infrared Thermography*.
- Love, T. (1980). Thermography as an indicator of blood perfusion. *Annals New York Academy of Sciences*, **335**, 429–437.
- Mercer, J. B. (2013). Página electrónica del centro noruego del norte para termografía médica (Northern Norwegian Centre for Medical Thermography). <http://www.medical-thermography.com>.
- Minkina, W. y Dudzik, S. (2009). *Infrared Thermography, Errors and Uncertainties*. Wiley, UK, 1ra edición.
- Moghtaderi, A., Bakhsipour, A., y Rashidi, H. (2006). Valitadion of michigan neuropathy screening instrument for diabetic peripheral neuropathy. *Clin Neurol Neurosurg*, **108**, 477–481.

- Nagase, T., Sanada, H., Takehara, K., Oe, M., Iizaka, S. and Ohashi, Y., Oba, M., Kadowaki, T., y Nakagami, G. (2011). Variations of plantar thermographic patterns in normal controls and non-ulcer diabetic patients: Novel classification using angiosome concept. *Journal of Plastic, Reconstructive and Aesthetic Surgery*, **64**(7), 860–866.
- OMS (2013). Organización Mundial de Salud (World Health Organization). <http://www.who.int>.
- PAHO (2013). Organización Panamericana de Salud (Pan American Health Organization). <http://www.paho.org>.
- Parker, M., Taberner, A., y Nielsen, P. (2011). A thermal stereoscope for surface reconstruction of the diabetic foot. En *33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 306–309.
- Paulsen, F. y Waschke, J. (2012). *Sobotta, Atlas de anatomía humana. Anatomía general y aparato locomotor*. Elsevier, España, 23 edición.
- Raviv, D., Bronstein, A. M., Bronstein, M. M., y Kimmel, R. (2007). Symmetries of non-rigid shapes. En *IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, 1–7.
- Selvarasu, N., Nachiappan, A., y Nandhitha, N. (2010). Abnormality detection from medical thermographs in human using euclidean distance based color image segmentation. En *International Conference on Signal Acquisition and Processing*, 73–75.
- Serbu, G. (2009). Infrared imaging of the diabetic foot. En *Inframation Proceedings*.
- Serway, R., Vuille, C., y Faughn, J. (2010). *Fundamentos de Física*, volumen 2. Cengage Learning, México, 8va edición.
- Shavelson, D., Steinberg, J. S., y Bakotic, B. W. (2010). *Principles of Diabetes Mellitus*, capítulo 25. Springer Science and Business Media.
- Sivanandam, S., Anburajan, M., Venkatraman, B., Menaka, M., y Dharath, D. (2012). Medical thermography: A diagnostic approach for type 2 diabetes based on non-contact infrared thermal imaging. *Endocrine*, **42**(2), 343–351.

SSA (2010). Secretaría de salud, México. <http://www.dged.salud.gob.mx>.

Stess, R., Sisney, P., Moss, K., Graf, P., Louie, K., Gooding, G., y Grunfield, C. (1986). Use of liquid crystal thermography in the evaluation of the diabetic foot. *Diabetes Care*, **9**, 267–272.

Vekitus, V., Verkauskiene, R., Jakuboniene, N., Marciulionyte, D., Morkunaite, K., Raisutis, R., Monstvilas, E., y Stankevicius, E. (2011). Clinical identification of early diabetic foot by infrared imaging. En *Proceedings of International Conference, Biomedical Engineering, Kaunas University of Technology*, 77–80.

Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, **8**, 338–353.

Zavala, A., Bonet, J., Cédola, N., Gagliardino, J., y La Mura, R. (1993). Normas de prevención, diagnóstico y tratamiento de pie diabético, destinado a equipos de atención del pie. *Rev. Soc. Arg. de Vasculopatías, factores de riesgo y pie diabético*, 2–31.