 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-27

**ESTUDIO EXPLORATORIO DE IMÁGENES
TERMOGRÁFICAS DE LA TERMORREGULACIÓN DE LA
MANO MEDIANTE OPERADORES ESPACIO
TEMPORALES DE TEXTURA**

Rubén Darío Mazo Avendaño
Paula Andrea Rico Ortiz

Directores:
Hermes Alexander Fandiño Toro
Delio Augusto Aristizábal Martínez

**Sistemas de Información
INSTITUTO TECNOLÓGICO METROPOLITANO
Medellín
Octubre 2018**

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

RESUMEN

En este proyecto se realiza un análisis exploratorio de la termorregulación de la mano en sujetos sanos, utilizando descriptores espacio-temporales de textura en secuencias de imágenes termográficas.

Se caracterizan varias regiones de interés de las manos en las secuencias de imágenes, utilizando intensidades de píxel, evoluciones de ángulos de gradiente, y mediante los descriptores 3DHOG y Volumetric Local Binary Patterns (VLBP). Se obtiene un vector de características al registrar los valores de alguno de estos descriptores, en la misma ubicación espacial dentro de las manos, a lo largo del tiempo.

Utilizando análisis de componentes principales y clustering se puede identificar que, la región distal (cercana a la punta) de los dedos, exhibe una termorregulación diferente a la región proximal (más cercana a la base) de los dedos.

Dependiendo de cómo los descriptores considerados permiten ver estas diferencias en la termorregulación, se argumenta sobre su viabilidad en escenarios de análisis automático de la termorregulación de la mano.

Palabras Claves — Termorregulación, termografía infrarroja, direcciones de gradientes, Local Binary Pattern.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

RECONOCIMIENTOS

Nos gustaría que estas líneas sirvieran para expresar nuestros más profundos y sinceros agradecimientos, a todas aquellas personas que con su ayuda han colaborado en la realización del presente trabajo, en especial, a los docentes Hermes Alexander Fandiño Toro y Delio Augusto Aristizábal Martínez, nuestros asesores en este análisis exploratorio; por la orientación, el seguimiento y la supervisión continua del mismo, pero sobre todo, por la motivación y el apoyo recibido a lo largo de este proyecto, Además; el interés mostrado por nuestro trabajo y las sugerencias recibidas, con la que nos encontramos en deuda por el ánimo infundido y la confianza que han depositado en nosotros. También, queremos agradecer por su colaboración al Instituto Tecnológico Metropolitano, quien ha suministrado los recursos necesarios para la realización de este trabajo.

Un agradecimiento muy especial merece la comprensión, la paciencia y los ánimos recibidos de nuestras familias y amigos, que de una manera indirecta han ayudado en pro de la realización de este trabajo. A todos ellos, muchas gracias.

Se tiene en gran aprecio por la disponibilidad que nos ofrecieron nuestros asesores del trabajo, Hermes Alexander Fandiño Toro y Delio Augusto Aristizábal que respondieron a nuestras dudas, inquietudes; motivando a seguir adelante en el presente trabajo.

Agradecemos la paciencia de nuestros familiares en todo este proceso, el apoyo emocional y profesional, que nos motivó a la realización de nuestro trabajo.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

ACRÓNIMOS

- LBP** *Local Binary Pattern.* Patrón Binario Local – descriptor de textura que asigna un único valor a una región cuadrada de $n \times n$ píxeles dependiendo de la comparación entre los píxeles en el radio de la región, y el píxel en el centro de esta.
- VLBP** *Volumetric Local Binary Patterns.* Versión espacio-temporal del descriptor de textura Local Binary Pattern -LBP-. En su versión original, el VLBP involucra parámetros para ajustar no sólo el radio y el número de vecinos más cercanos que se procesan para una región en la imagen bajo análisis, sino que también involucra parámetros para indicar una distancia a la cual se analiza la misma región en dos imágenes: una anterior y la posterior.
- LBP-TOP** *Local Binary Pattern - Three Orthogonal Planes.* Versión del algoritmo VLBP donde se concatenan tres histogramas obtenidos en tres planos ortogonales: XY, XZ y YZ.
- RIVLBP** *Rotation Invariant Volumetric Local Binary Pattern.* Variante del algoritmo VLBP que calcula un número reducido de LBP invariantes a la rotación.
- ROI** Región de interés.
- TIR** Termografía infrarroja.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

TABLA DE CONTENIDO

Contenido

1. INTRODUCCIÓN	7
1.1 Justificación	9
1.2 Objetivos	9
1.2.1. General	9
1.2.2. Específicos	9
2. MARCO TEÓRICO.....	11
2.1. Patrones Binarios Locales (Local Binary Pattern -LBP).....	11
2.2. Patrones Binarios Locales Volumétricos (VLBP).....	12
2.3. Trabajos Relacionados.....	12
3. METODOLOGÍA	14
4. RESULTADOS	25
4.1. Comparación 1: evoluciones en espacio de PCA: dedo índice.....	26
4.2. Comparación entre las evoluciones del dedo índice para el sujeto que no recupera (N.R.) Vs el sujeto que si recupera (R.)	27
4.3. Comparación entre las evoluciones del dedo medio para el sujeto que no recupera (izquierda) Vs el sujeto que si recupera (derecha).....	30
4.4. Comparación 4: evoluciones en espacio de PCA: dedo meñique.	31
4.5. Análisis de resultados del descriptor VLBP	32
5. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJO FUTURO	38

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

TABLA DE FIGURAS

Figura 1. Manos con fenómeno de Raynaud y Esclerosis sistémica.	8
Figura 2. Patrones Binarios Locales.....	11
Figura 3. Representación del cómo se obtiene un VLBP en una región 3D	12
Figura 4. . Representación gráfica de las actividades propuestas en la metodología.	14
Figura 5. Imágenes en distintos instantes de tiempo donde se recupera y no se recupera.....	17
Figura 6. Detalle del efecto halo observado en las imágenes analizadas.	20
Figura 7. Segmentación de los dedos hace el método propuesto en (Zapata y otros, 2017).....	20
Figura 8. Detalle de las ROIs analizadas mediante el algoritmo 3DHOG.	21
Figura 9. Propuesta para analizar la termorregulación de los dedos.....	22
Figura 10. Resultado de las dos estrategias de segmentación descritas en la sección 4.3.1.....	25
Figura 11. Comparación entre las evoluciones del dedo índice para el sujeto que no recupera (N.R.) Vs el sujeto que si recupera (R.).....	27
Figura 12. Comparación 2: evoluciones en espacio de PCA: dedo medio.	29
Figura 13. Comparación 3: evoluciones en espacio de PCA: dedo anular.	30
Figura 14. Comparación 4: evoluciones en espacio de PCA: dedo meñique.	31
Figura 15. Imagen de secuencia donde el sujeto no recupera y si recupera.	32
Figura 16. Histograma de VLBP hallados en las ROIs en las falanges distales de los dedos índices. .	33
Figura 17. Histogramas para las ROIs en los dedos medios, anulares y meñiques.....	34
Figura 18. Histogramas para las ROIs en los dedos índices, medios y anulares a escala logarítmica.	35

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

1. INTRODUCCIÓN

Los organismos homeotermos son aquellos capaces de mantener estable su temperatura corporal dentro de ciertos límites, incluso, cuando ocurren variaciones térmicas externas como aumentos o disminuciones de la temperatura ambiente. Se denomina termorregulación, al conjunto de procesos que mantienen estables los valores de temperatura del cuerpo, mediante el intercambio de calor entre su interior y su superficie. Estos procesos se relacionan con actividades vasculares (relativas a las venas y arterias) entre mayor o menor irrigación sanguínea; también es relacionado con actividades de tipo neurológico, entre los cambios del cómo se perciben los estímulos externos de la temperatura.

La zona del cerebro que controla la termorregulación es el hipotálamo (Boulant, 2000). El hipotálamo utiliza numerosas terminaciones nerviosas a lo largo del cuerpo humano para medir sus valores de temperatura. Ante la presencia de una situación que modifique los valores de temperatura más allá de límites preestablecidos de forma evolutiva, el hipotálamo desencadena la dilatación o contracción de las venas, las arterias, los vasos capilares y otras estructuras vasculares, mediante las cuales, el flujo de sangre se encarga de recuperar los valores de temperatura de la región afectada. Esta respuesta vascular se produce en conjunto con otras respuestas fisiológicas, como, por ejemplo, temblores o sudor, dependiendo del tipo de estímulo térmico externo.

La termorregulación es un tema sobre el cual hay muchos trabajos publicados desde el punto de vista médico. Esto se debe a que una anomalía en su comportamiento puede indicar la presencia de una enfermedad subyacente, o de varias. Las enfermedades más comunes en este control son las siguientes:

Fenómeno de Raynaud: Enfermedad que hace que, ante un estímulo frío, las arterias más pequeñas que suministran sangre a la piel se contraigan de forma irregular. Como resultado, hay problemas con el transporte de oxígeno hacia la piel y esta se torna de color morado o blanco. Esta coloración anormal de la piel se denomina cianosis (Charkoudian, 2003). En la Figura 1 (a) se muestra un ejemplo de unas manos afectadas por cianosis.

Intolerancia al frío: es la sensibilidad anormal al frío o calor, y se manifiesta en la forma de dolor excesivo en la región afectada (Isogai y otros, 1995)

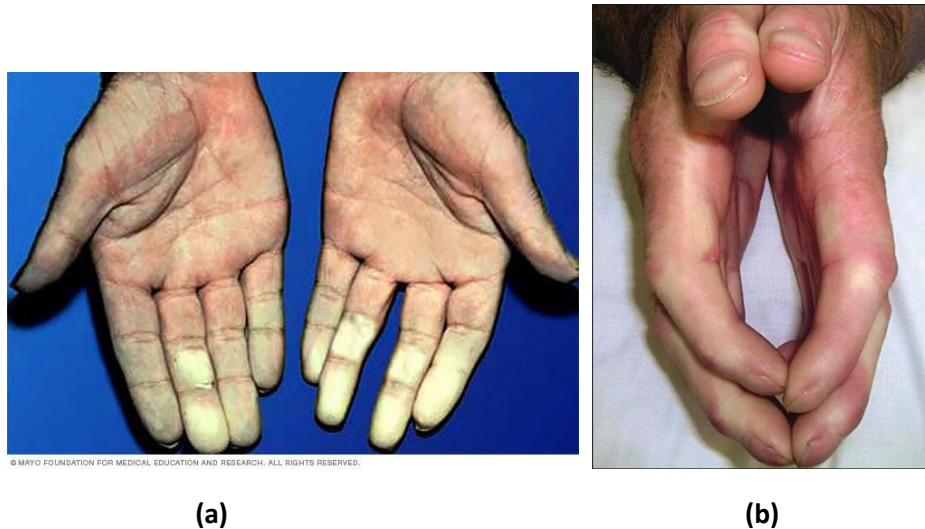
Síndrome de dolor regional complejo: Es una enfermedad que produce dolor crónico intenso. Este síndrome se presenta en la piel de manos o pies que han sufrido lesiones, o daño en sus nervios. También se presenta como resultado de algunos tipos de cirugía. (Yung, Reay, & Goodfield, 2009)

Esclerosis sistémica: Es una enfermedad de origen desconocido que produce daño vascular (venas, arterias, vasos capilares) así como un aumento excesivo de colágeno en la piel. Como resultado, la piel se torna dura y debido al daño vascular, su respuesta ante un estímulo térmico externo se altera.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

(Yung, Reay, & Goodfield, 2009). En la Figura 1(b) puede verse cómo luce la piel de una persona afectada por esclerosis sistémica.

Figura 1. Manos con fenómeno de Raynaud y Esclerosis sistémica.



(a) Detalle de cómo lucen las manos de una persona afectada por el fenómeno de Raynaud en respuesta a un estímulo frío. (b) Detalle de cómo luce la piel de una persona afectada por esclerosis sistémica. Fuente (Yung y otros, 2005).

Fuente: <https://www.mayoclinic.org/es-es/diseases-conditions/raynauds-disease/symptoms-causes/syc-20363571>

Estas tres enfermedades citadas anteriormente tienen una prevalencia comparativamente baja, es decir, afectan a porcentajes comparativamente bajos de la población general. Sin embargo, pueden llegar a ser incapacitantes, ya que afectan regiones periféricas del cuerpo como los pies y manos.

Sobre lo que no hay mucho escrito, es sobre cómo describir la termorregulación utilizando técnicas de inteligencia computacional. Los trabajos donde se analiza la termorregulación son de carácter exploratorio, y se limitan al análisis de curvas de recuperación térmica en miembros periféricos de sujetos sanos y o patológicos. Este análisis típicamente se hace utilizando *curve fitting*.

En términos de enfoques semiautomáticos o completamente automáticos, está claro que una herramienta útil es la termografía infrarroja (TIR), ya que la termorregulación en la piel se manifiesta mediante patrones de distribución de temperatura, y estos se pueden registrar de forma no invasiva utilizando TIR.

No obstante, hay un área comparativamente inexplorada, y es la caracterización de las señales que describen la termorregulación. Este proyecto explora un número reducido de descriptores conocidos por la comunidad de visión artificial, y evalúa su capacidad para describir la termorregulación de la mano de sujetos sanos, en secuencias de imágenes de TIR.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

1.1 Justificación

La termorregulación es un área conocida desde los puntos de vista médico y clínico. Se conoce la interrelación entre los sistemas nervioso y vascular en la forma como la termorregulación se manifiesta tanto en personas sanas, como en aquellas que padecen patologías que afectan la termorregulación. No obstante, las técnicas consideradas *gold-standard* para el análisis de la termorregulación son procedimientos invasivos, tal como la medición directa de la temperatura en la región bajo análisis utilizando termómetros. Otra técnica es la pletismografía (Nakano y otros, 1996), donde el miembro donde se va a evaluar la termorregulación (por ejemplo, un brazo) se somete a una compresión que modula su flujo sanguíneo. Luego, un arreglo óptico captura en la forma de imágenes, variaciones en el flujo sanguíneo que pudiesen asociarse con condiciones patológicas. Otra técnica es la flujometría de láser doppler (Humeau-Heurtier y otros, 2013) donde se usa una pareja de emisor-receptor de luz láser, para detectar variaciones en el volumen sanguíneo de una región de interés. Respecto a estas técnicas que se utilizan para analizar la termorregulación, la TIR se presenta como no invasiva y de carácter pasivo, que promete dar soporte al diagnóstico de alteraciones en la termorregulación.

Es precisamente el análisis de la termorregulación basado en TIR, donde hay oportunidades de análisis, así como problemas abiertos y sin resolver. Se puede decir que esta área de investigación aún se encuentra en una etapa exploratoria, donde la mayoría de los resultados son de tipo cualitativo. Típicamente, se presentan en la forma de gráficas que muestran valores de temperatura contra el tiempo, en diferentes partes del cuerpo de sujetos bajo análisis. Este trabajo se justifica en la necesidad de explorar nuevas metodologías automáticas para el análisis de la termorregulación, utilizando herramientas de visión artificial.

Desde el punto de vista de la ingeniería, un trabajo como el que se propone en este proyecto se justifica porque plantea una metodología que puede ser útil en el análisis automático de la termorregulación, y en el soporte al diagnóstico de algunas enfermedades que producen trastornos de esta. Estas dos potenciales aplicaciones tienen el beneficio de que se pueden hacer de forma no invasiva. Además, la TIR aporta el beneficio de que no involucra la emisión de ningún tipo de radiación hacia la superficie que se está evaluando, diferente a las técnicas como los rayos X o rayos Gamma, donde la piel es inevitablemente sometida a radiación.


1.2 Objetivos

1.2.1. General

Hacer un análisis exploratorio de secuencias de imágenes termográficas donde se muestra la termorregulación de la mano, a partir de operadores de textura espaciotemporales.

1.2.2. Específicos

1. Examinar la técnica VLBP y 3D HOG en secuencias de imágenes de termorregulación de la mano.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

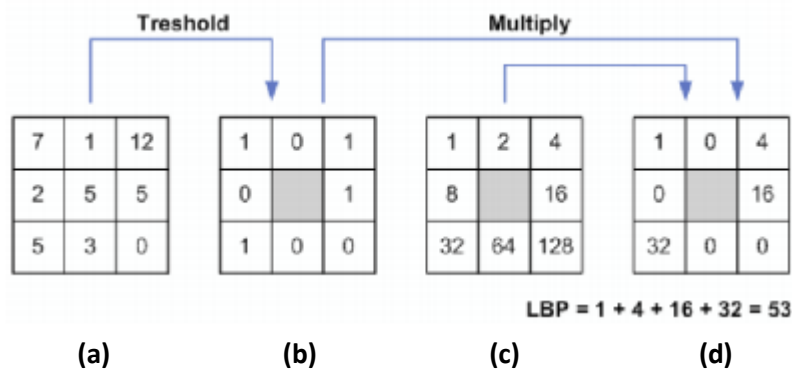
2. Aplicar los descriptores a secuencias de imágenes donde se muestra la termorregulación de la mano.
3. Analizar la viabilidad en la aplicación de los descriptores de textura espacio temporales considerados, en el problema de la termorregulación de la mano.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Patrones Binarios Locales (Local Binary Pattern -LBP)

En su formulación original, el descriptor LBP asigna un único valor al píxel central de una región de 3×3 píxeles (Zhao & Pietikainen, 2007) Para hallar el valor LBP asociado a la región, es necesario determinar previamente un valor de radio y un número de vecinos del píxel central en la región analizada. A modo de ejemplo, las imágenes en la Figura 2. muestran cómo se calcula el LBP asociado a una región de 3×3 píxeles donde el radio de la región es 1, y el número de vecinos en la región es 8.

Figura 2. Patrones Binarios Locales



Fuente: (Hadid, 2008)

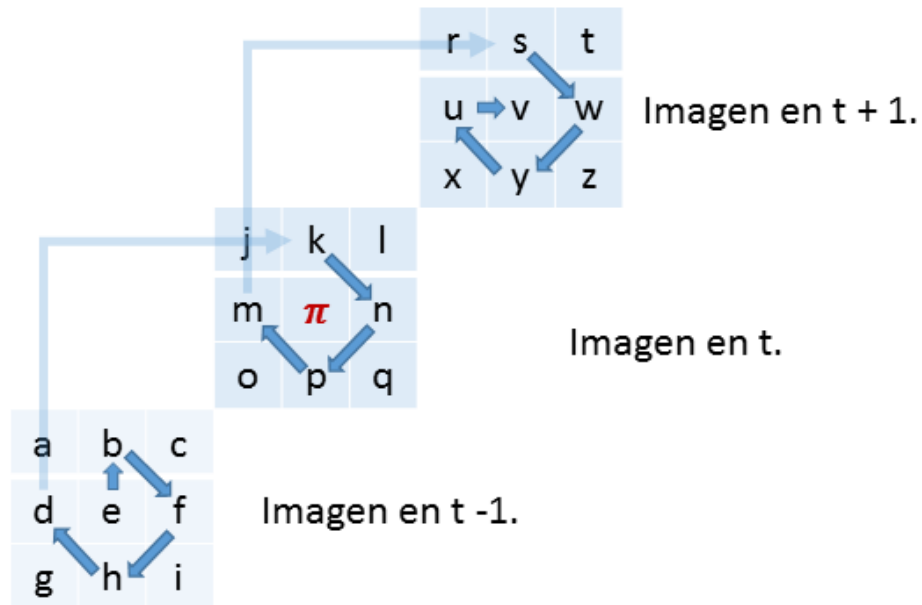
(a) Región original de 3×3 píxeles bajo análisis. (b) Umbralización: cada píxel en la región se compara con el píxel central, y se le asigna como valor 1 si es mayor o igual al píxel central. En caso contrario su valor es 0. (c) ponderación: cada número umbralizado en el paso (b) se multiplica por un peso que es una potencia de dos. (d) Resultado de la multiplicación sugerida en el paso (c). En un paso que no muestra la figura, el valor de LBP (53) se reemplaza en el píxel central de la región, es decir, en el píxel que aparece de color gris.

De forma general, el análisis basado en el descriptor LBP utiliza un histograma, que contiene el conteo de frecuencias de los LBP calculados en una imagen. La longitud de este histograma depende del número de vecinos analizados. Siguiendo con el ejemplo de la Figura 2. es claro que la longitud del histograma para esta versión de LBP es de 256, ya que para cada región de 3×3 con 8 píxeles se tiene un total de $2^8 = 256$ posibles valores de LBP. Típicamente, el histograma de frecuencias de LBP se utilizaría como vector de características de la región o imagen analizada.

2.2. Patrones Binarios Locales Volumétricos (VLBP)

Un VLBP es una extensión temporal del LBP 2D. La forma en que se obtiene un VLBP involucra un volumen que se forma con tres imágenes que se supone, hacen parte de una secuencia de imágenes. Esto se puede ver gráficamente en la Figura 3., donde se muestra que para una región de 3×3 píxeles evaluada en tres imágenes, el número de posibles VLBP es 14, si el radio es 1 y el número de píxeles en la región es 4. En dicha figura se encuentra la representación del cómo se obtiene un VLBP en una región 3D que involucra tres imágenes que constituyen un volumen. Desde el píxel **e** hasta el píxel **v**, se multiplican por una potencia de dos, creciente, y el resultado se reemplaza en el píxel marcado con el símbolo π .

Figura 3. Representación del cómo se obtiene un VLBP en una región 3D. Fuente: propia.



La caracterización que se puede hacer de un volumen de imágenes utilizando VLBP, consiste en calcular todos los posibles VLBP en el volumen bajo análisis, y luego crear un vector con la frecuencia con que apareció cada uno de los VLBP hallados.

2.3. Trabajos Relacionados

Tradicionalmente, el análisis de la termorregulación de la mano se hace a nivel de los dedos, y particularmente en las falanges distales. Esto es un resultado de la anatomía de las falanges distales, las cuales contienen un gran número de terminaciones nerviosas (denominadas anastomosis arteriovenosas). Evolutivamente, estas terminaciones se han especializado en la detección de pequeños cambios de temperatura para que la termorregulación actúe de forma temprana ante

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

cualquier estímulo externo que tienda a modificar los valores normales de temperatura del cuerpo (Krogstad, Elam, Karlsson, & Wallin, 1995), (Vanggaard, Kuklane, Holmer, & Smolander, 2012).

Conociendo esto, diferentes investigaciones han propuesto modelos para la forma en que los dedos de la mano recuperan sus valores de temperatura luego de ser sometidos a un estímulo frío. Estos modelos han trabajado principalmente el problema de la termorregulación como procesos que se pueden describir en términos de sistemas de control discreto (Ismail, y otros, 2014), o bien mediante procesos basados en variables fisiológicas (Zhang, y otros, 2010), (He, Liu, & Himeno, 2004), (Tang, y otros, 2015). De forma general, la termorregulación bien a nivel de la mano, o a nivel de los dedos, se ha analizado desde el punto de vista matemático o fisiológico, pero no como un problema de visión artificial.

Conscientes de la necesidad de explorar nuevos espacios de representación, este trabajo propone el análisis de la termorregulación de la mano utilizando tres descriptores: el valor de intensidad de píxel, el operador descriptor de gradiente (Tsiotsios & Petrou, 2013) y el descriptor de Patrones Binarios Locales (LBP) (Zhao & Pietikainen, 2007).

El uso de LBP se utiliza en problemas de reconocimiento en aplicaciones biométricas por su capacidad discriminante. Varios trabajos publicados han mostrado que este descriptor es particularmente útil para reconocer características intrínsecas a nivel del rostro de las personas. Se ha documentado que los histogramas con las frecuencias de aparición de LBP permiten discriminar y reconocer rostros (Zhao & Pietikainen, 2007). La extensión del descriptor LBP al análisis temporal (Volumetric LBP) también se utiliza en aplicaciones biométricas (reconocimiento facial), pero en secuencias de vídeo (Yang, Shao, Zheng, Wang, & Song, 2011), (Ranjan & Scott, 2016).

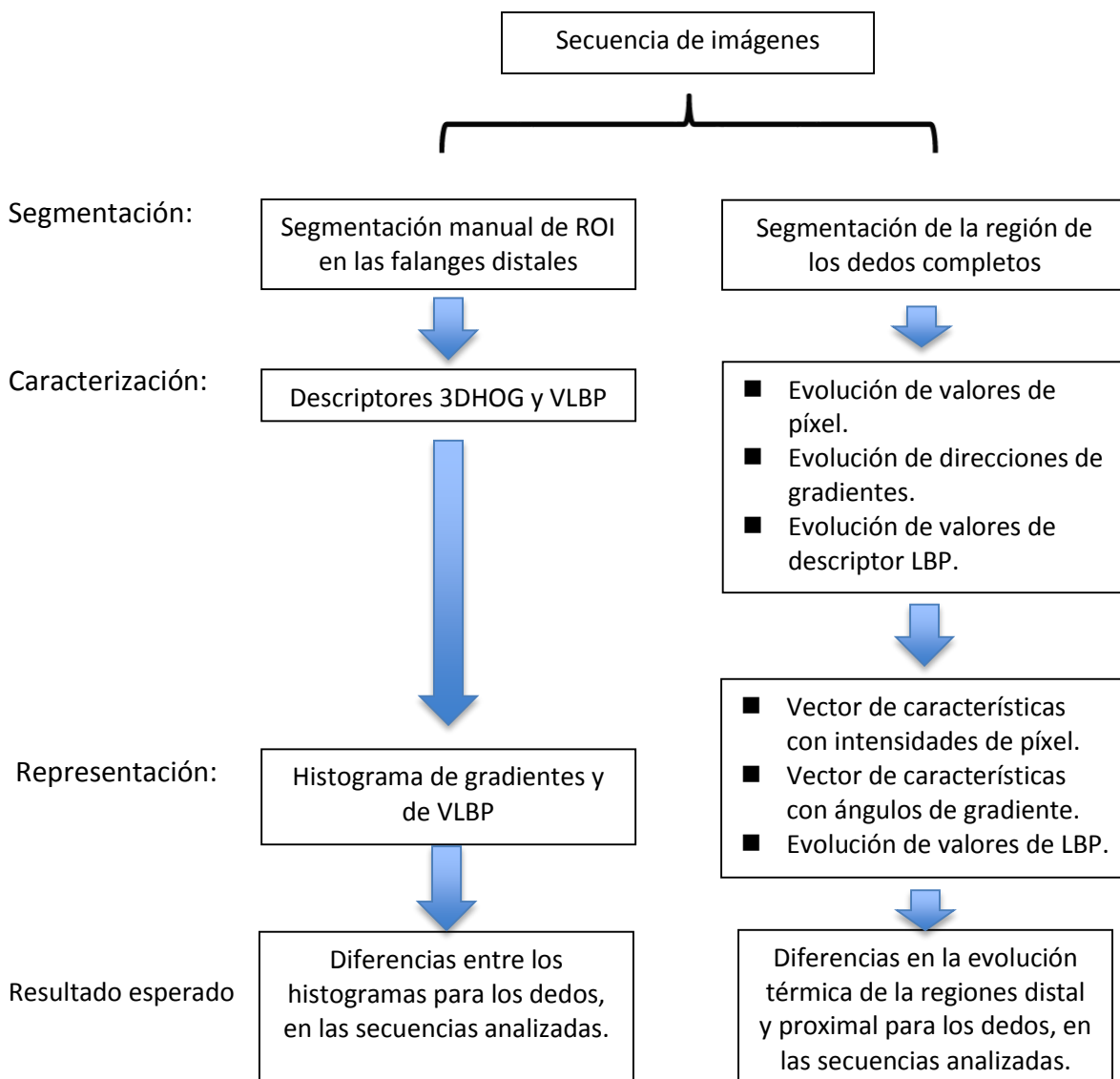
El uso de descriptores para calcular direcciones de gradiente se ha utilizado en múltiples problemas de reconocimiento de textura, y en aplicaciones de segmentación. También, su extensión al análisis temporal se ha utilizado en aplicaciones de reconocimiento de peatones en secuencias de imágenes (Dalal & Triggs, 2005).

En este trabajo se propone una exploración sobre la viabilidad de utilizar estos descriptores en un problema de visión artificial, un poco más orientado hacia el área médica.

3. METODOLOGÍA

Este proyecto analiza regiones de interés dentro de las manos a lo largo del tiempo. Las regiones de interés se toman de imágenes en dos secuencias de imágenes termográficas, donde el comportamiento de la termorregulación de la mano es diferente. La Figura 4. muestra un resumen gráfico de las actividades propuestas en esta sección.

Figura 4. . Representación gráfica de las actividades propuestas en la metodología. Fuente: propia.



 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Hay dos rutas en la metodología. La ruta izquierda resume las actividades que se hacen cuando el análisis de la secuencia de imágenes se hace con los descriptores 3DHOG y VLBP.

La ruta derecha resume las actividades que se hacen cuando los descriptores utilizados son las intensidades de píxel, las direcciones de gradiente y los valores LBP. Al final de esta segunda secuencia de operaciones, se obtienen vectores de características cuyos elementos dependen de la evolución térmica observada en la secuencia. Como resultado de aplicar la metodología descrita en la columna derecha, se espera reconocer dos regiones dentro de los dedos: una región que comprende la falange distal (la falange próxima a la punta del dedo); y otra región que incluye el resto del dedo. A continuación se describen los detalles de la metodología.

Actividades para el cumplimiento del objetivo 1: Examinar la técnica VLBP y 3D HOG en secuencias de imágenes de termorregulación de la mano

Para cumplir con el objetivo 1, fue necesario determinar qué funciones de Matlab están disponibles de forma gratuita para aplicar el método VLBP y 3DHOG. Con esta información se espera ver de qué forma los descriptores contribuyen a la caracterización de las secuencias de imágenes termográficas consideradas.

Funciones de Matlab consideradas para el método VLBP

Función rivlbp.m Esta función es para calcular el VLBP básico y dos tipos de funciones VLBP invariables de rotación para una secuencia de imágenes. Esta función está disponible de forma gratuita en una página de la Universidad de Oulu, institución desde la cual se desarrolló el método LBP y su extensión en el tiempo VLBP: <http://www.cse.oulu.fi/CMV/Downloads/LBPMatlab>

La Tabla 3.1. muestra por ejemplo los argumentos de entrada de la función rivlbp.m, la cual se utiliza en este proyecto.

VolData	Secuencia de vídeo analizada.
TInterval y FRadius	TInterval puede entenderse como el tamaño de paso: cuantas imágenes son analizadas para cada frame en el medio de la vecindad 3D que se está analizando. FRadius se refiere al radio en la ROI en cada frame que analiza el descriptor.
NeighborPoints	Número de píxeles en cada frame que analiza el descriptor.
TimeLength y BorderL	BorderLength se refiere al número de imágenes al principio y al final de la secuencia, que no se analizan.
RotateIndex	Para seleccionar diferentes versiones del VLBP, como por ejemplo aquella que calcula únicamente los LBPs invariantes a la rotación.
bBilinearInterpolation	Selección de varios modos

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Tabla 3.1. Argumentos de entrada de la función rivlbp de Matlab.

La salida de la función `irvlbp.m` es un histograma con el conteo de frecuencias de los VLBP calculados en la secuencia analizada. De esta forma, para una secuencia determinada, la función `rivlbp.m` retorna un histograma cuya longitud depende de los valores de los parámetros de entrada.

Función `lbptop.m` Esta función también calcula el histograma de VLBP de una secuencia de imágenes. Sin embargo, la principal diferencia respecto a la función `rivlbp.m` es que esta retorna un histograma de mayor longitud, pues concatena en un único vector, los conteos de frecuencias de los VLBP calculados en los planos XY, XZ y YZ. El término TOP de esta función se refiere a *three orthogonal planes*.

Esta función comparte con la función `rivlbp.m` los argumentos de entrada `VolData`, `TInterval` y `FRadius`, `NeighborPoints`, `TimeLength` y `BorderLength`, y `bBilinearInterpolation`. Por el contrario, esta función tiene como argumentos adicionales `Bincount` y `Code`:

- ***Bincount***: Si los pixeles vecinos para el análisis son mayores a 8 se utiliza esta variable en 0 para implementar el LBP básico. Si no es el caso se utiliza esta variable en 59 para aplicar un LBP uniforme en la secuencia de imágenes.
- ***Code***: Si se utiliza la variable `Bincount` en 59 se indican los vecinos cercanos a analizar con esta variable utilizando un patrón uniforme a la secuencia de imágenes.

La salida de esta función también es un histograma con el conteo de VLBP hallados en la secuencia bajo análisis.

Funciones de Matlab consideradas para el método 3DHOG

La función que se consultó respecto al método 3D HOG se denomina **`hog3d.m`**, la cual aparece en el vínculo:

<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/55978-histogram-of-orientated-gradients-3d-3d-voxel-hog>

Dicha implementación, corresponde a la que aparece en un trabajo recientemente publicado (Dupre & Argyriou, 2015). Esta función está pensada para recibir también un volumen. Una matriz de $M \times N \times Z$ donde M y N son el número de filas y columnas de las imágenes, y Z el número de imágenes con las cuales se constituye el volumen. La sintaxis de esta función se muestra a continuación:

features : `hog3d (MRI_volume, cell_size, block_size, theta_histogram_bins, phi_histogram_bins, step_size);`

Los argumentos de entrada de esta función son los siguientes:

- ***MRI_volume***: El volumen, o matriz que define los voxels, que se analiza.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

- **Cell_size** y **block_size**: Se refieren a tamaños de regiones 3D que se analizan en el volumen.
- **Theta_histogram_bins**: Se refiere al número de bins en los cuales se divide el plano XY al momento de contabilizar orientaciones de ángulo diferentes.
- **Phi_histogram_bins**: Es el número bins en los cuales se divide el plano XZ al momento de contabilizar ángulos diferentes.
- **Step_size**: Sirve para controlar el grado de traslape que habrá en las regiones 3d analizadas.

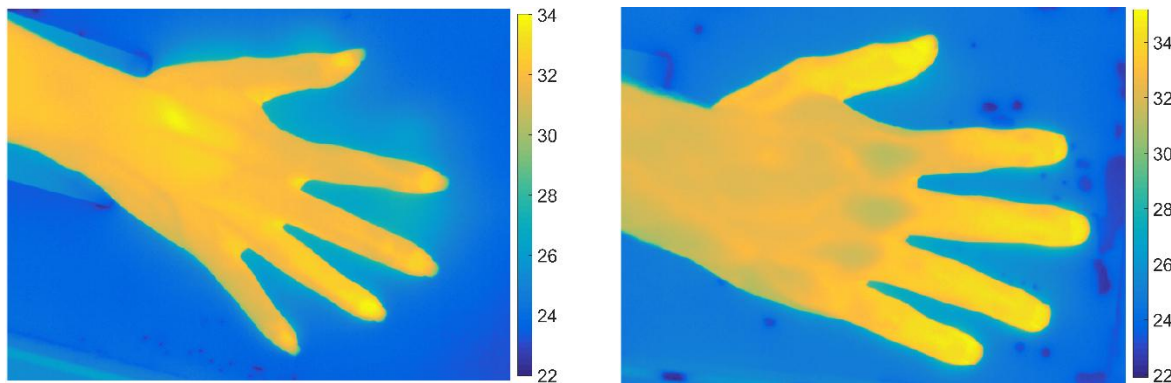
El argumento de salida de esta función es una estructura, a partir de la cual se genera una figura 3D.

Actividades para el cumplimiento del objetivo 2: aplicar los descriptores a secuencias de imágenes donde se muestra la termorregulación de la mano.

Para cumplir con el segundo objetivo, se consideraron dos secuencias de imágenes termográficas. Concretamente, se utilizaron dos de las secuencias de imágenes generadas (Correa et al., 2016). En dicho trabajo, se analizó la termorregulación de la mano dominante de 30 sujetos sanos en respuesta a un estímulo frío. El estímulo consistió en sumergir la mano en agua a 15°C durante 10 segundos. Se generaron 30 secuencias de imágenes termográficas donde se visualiza lo que ocurre antes, durante y después de que las manos son sometidas a un estímulo con agua a 15°C.

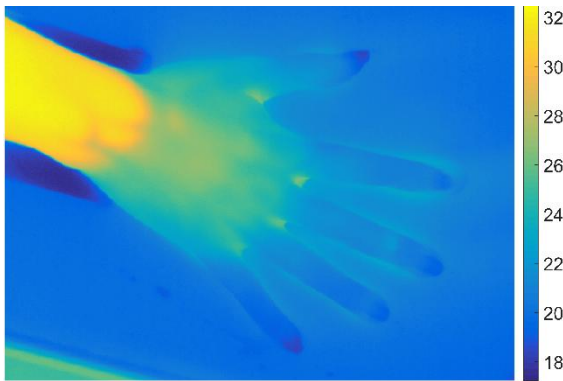
Todos los sujetos analizados en (Correa et al., 2016) declararon no padecer ningún tipo de enfermedad vascular o neurológica que pudiese afectar su termorregulación. Por tal razón, lo que se observa en las dos secuencias de imágenes es la recuperación de temperatura de sus manos, luego de que el agua fría ha sido drenada del recipiente donde se colocan estas. No obstante, en una de las secuencias analizadas en este proyecto una de las secuencias muestra una termorregulación diferente. A lo largo de este documento, se hará mención de esta secuencia como aquella donde el sujeto no recupera (N.R.)

Figura 5. Imágenes en distintos instantes de tiempo donde se recupera y no se recupera. Fuente: propia.

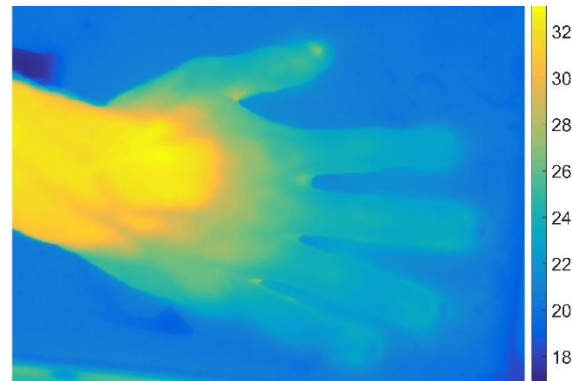


(a) Imagen antes de la estimulación.

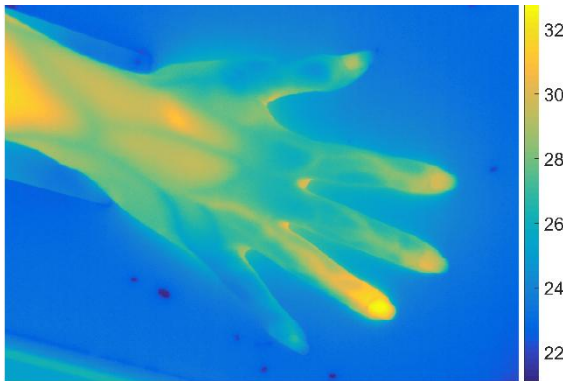
(b) Imagen antes de la estimulación.



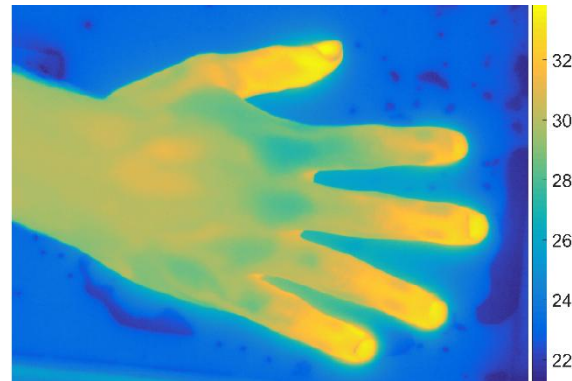
(c) t = 251 segundos.



(d) t = 251 segundos.



(e) t = 751 segundos.



(f) t = 751 segundos.

En la figura 5 se puede observar qué, en el lado izquierdo, las imágenes en distintos instantes de tiempo extraídas de una secuencia donde el sujeto de prueba no recupera (N.R.) En el lado derecho: las imágenes de una secuencia donde el sujeto si recupera (R).

Todas estas imágenes están originalmente en escala de grises, y como archivos. mat, que es el formato privativo de Matlab. Se analizan imágenes provenientes de dos secuencias de imágenes, de las cuales se muestran ejemplos en pseudo-color en la Figura 5. El pseudo-color se obtiene al exportar las imágenes con la paleta de colores **parula** de Matlab.

En un primer caso se utiliza una secuencia de imágenes donde la termorregulación de la mano no ocurre plenamente. Esto se muestra en las imágenes (a), (c) y (e). En un segundo caso, se utiliza una secuencia de imágenes donde la termorregulación ocurre de forma normal: imágenes (b), (d) y (f).

La comparación entre las imágenes de las columnas en la Figura 5., muestra diferencias en la recuperación térmica de los dos sujetos analizados. Por recuperación térmica, se entiende la capacidad de la mano de recuperar los valores de temperatura previos a la estimulación térmica, es decir, la inmersión en agua a 15°C.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

En el costado derecho de todas las imágenes hay una escala térmica que relaciona el color en la imagen, con valores de temperatura. Colores azules denotan valores bajos de temperatura, respecto a los colores amarillos. Estos últimos denotan temperaturas comparativamente más altas.

Visualmente, la comparación de las imágenes (e) y (f) muestra que los valores de temperatura en las puntas de los dedos son comparativamente mayores en la imagen (f), en el instante de tiempo 751 segundos. Los resultados de la comparación se observan con mayor claridad para el caso de los dedos pulgar, índice y meñique.

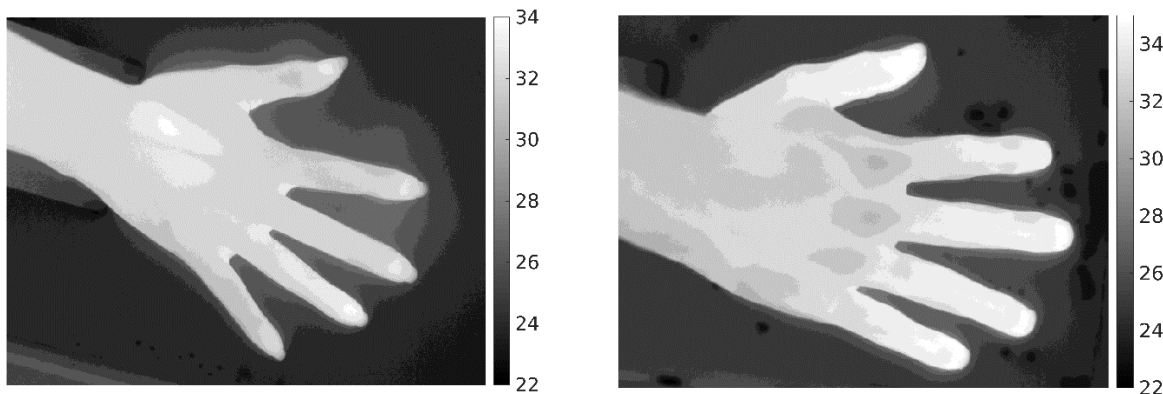
Segmentación

Este trabajo analiza la evolución de los valores de temperatura en determinadas regiones de interés dentro de las imágenes analizadas. Esto implica que no todos los píxeles de las imágenes se analizan, ya que no es pertinente procesar regiones que hacen parte del fondo de estas. Para determinar qué regiones de interés se analizan, se utilizan dos estrategias de segmentación.

Con la primera estrategia, se segmentan los píxeles correspondientes a los dedos de la mano para hacer análisis a nivel de cada dedo completo. Una primera segmentación de la región delimitada por la mano se hace utilizando el algoritmo propuesto en (Zapata y otros, 2017), el cual se basa en el método de Maximization-Expectation (Ramírez y otros, 2012). Existe una gran cantidad de métodos para segmentar imágenes termográficas sin embargo para que la segmentación funcione es necesario que la diferencia de intensidades entre los píxeles de fondo y objeto de la imagen sea muy diferente.

En algunos trabajos previos se ha determinado que el método EM es particularmente efectivo segmentando imágenes termográficas, siendo insensible al denominado “efecto halo” que puede hacer que la segmentación de imágenes termográficas produzca *artefactos visuales*. El efecto halo se refiere a qué alrededor de la región de interés en una imagen termográfica, se observan bordes o contornos falsos, que son el resultado de energía térmica reflejada en alguna superficie cercana a la región de interés. En las imágenes térmicas analizadas, se presenta el efecto halo debido a que las manos están apoyadas en una superficie de acrílico. Sobre esta se refleja energía térmica, que se observa como un contorno falso de la mano (ver imágenes en la Figura 6). El efecto lo constituyen los contornos grises que se ven más allá del contorno real de las manos.

Figura 6. Detalle del efecto halo observado en las imágenes analizadas. Fuente: propia.



Para segmentar la geometría de los dedos, se aplica el algoritmo de segmentación propuesto en (Zapata y otros, 2017). Como paso intermedio hacia la segmentación de las puntas de los dedos, este algoritmo delimita el área encerrada por los dedos, a partir de la consideración del contorno de la mano umbralizada como una serie de tiempo. Esta serie de tiempo contiene picos que corresponden a las puntas de los dedos, y valles que corresponden a las regiones interdigitales. La unión de las regiones interdigitales mediante segmentos de línea permite una segmentación de los dedos (ver Figura 7).

Figura 7. Segmentación de los dedos hace el método propuesto en (Zapata y otros, 2017). Fuente: Propia del autor.

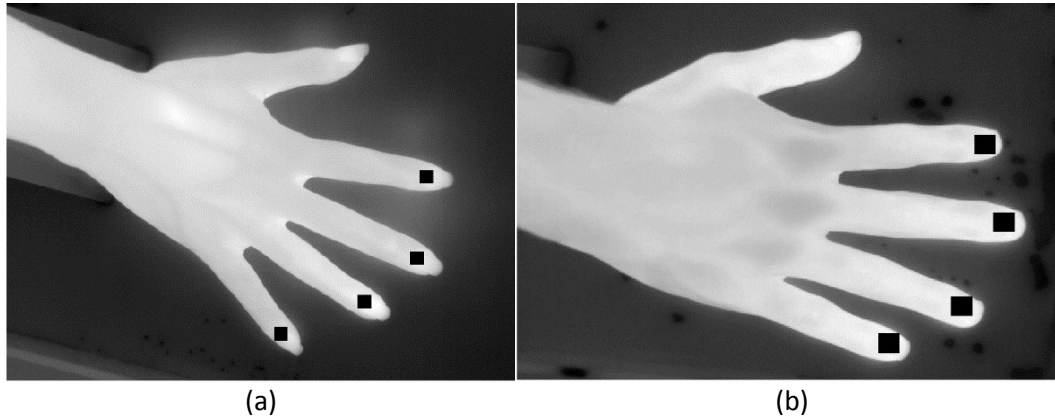


Con la segunda estrategia, se segmentan manualmente ROIs que encierran el área de las falanges distales. La Figura 8. muestra en color negro las ROI segmentadas para analizar las dos secuencias de imágenes. Se decidió hacer esta segmentación manual porque el algoritmo 3DHOG analiza un volumen: una matriz tridimensional que contiene la misma ubicación espacial dentro de la imagen, pero en diferentes instantes de tiempo.

En este caso, se obtiene un volumen al analizar a lo largo del tiempo las regiones dentro de las falanges distales de los dedos índice, medio, anular y meñique. No se analizan los dedos pulgares porque no están perpendiculares a la cámara termográfica.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Figura 8. Detalle de las ROIs analizadas mediante el algoritmo 3DHOG. Fuente: Propia del autor.



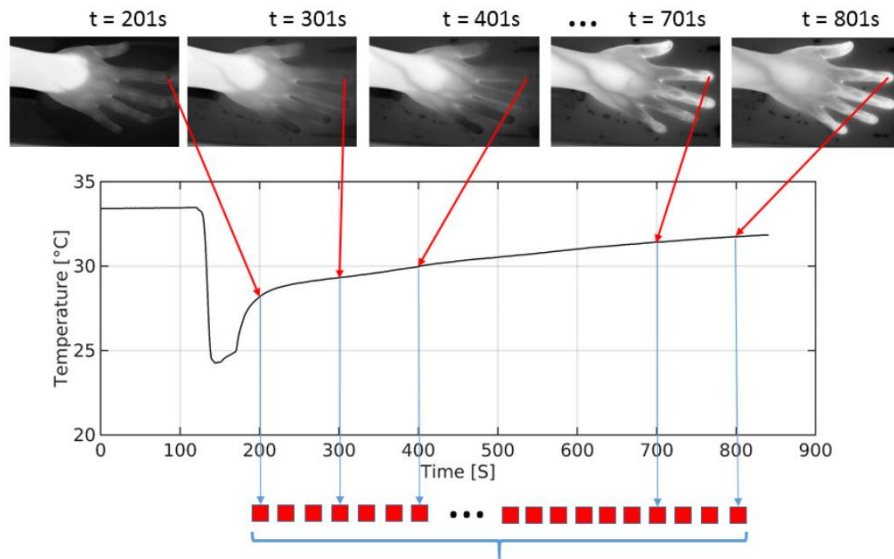
La segmentación manual inicia con la definición de un píxel “semilla”, a partir de la cual crece una ROI hasta que se toque el contorno del dedo. El resultado de esta segmentación es una ROI cuadrada, que está dentro de la falange distal. Este píxel semilla se coloca de modo que esté justo donde termina la uña del dedo analizado. Dado que esta colocación produce ROIs de tamaño diferente, se calcula el promedio de los tamaños con que quedan todas las ROIs segmentadas y luego en una nueva versión del algoritmo, todas las ROIs que están dentro de la falange distal quedan con el mismo tamaño. La ROI segmentada en cada falange distal, se utiliza como plantilla con la cual se genera un volumen, donde las dimensiones x e y son las dimensiones de la ROI, y la coordenada z es el número de la imagen analizada.

Caracterización

Fue necesario determinar si los histogramas que se obtienen tras aplicar el método VLBP, son diferentes en los casos cuando se analizan las dos secuencias consideradas. Así, antes de experimentar con cualquier descriptor, fue necesario analizar en el dominio de los píxeles qué ocurre con las secuencias de imágenes. La propuesta para analizar la termorregulación se resume en la Figura 9.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Figura 9. Propuesta para analizar la termorregulación de los dedos. Fuente: Propia del autor.



Concretamente, se propone lo siguiente:

1. Se van a considerar dos secuencias de imágenes. En la Figura 5 se muestran imágenes de ejemplo para las dos secuencias.
2. Para cada una de las secuencias, se segmentan las ROI que encierran los dedos: índice, medio, anular y meñique. No se consideran los dedos pulgares debido a que no quedan completamente perpendiculares al plano focal de la cámara en las imágenes.
3. Considerando la ROI de cada dedo, cada píxel dentro de la ROI de un dedo es analizado durante 690 segundos: desde $t = 151$ segundos hasta $t = 840$ segundos. El primer instante de tiempo se determina experimentalmente, como aquel donde la mano empieza a recuperar sus valores de temperatura, luego de que la estimulación térmica ha terminado. El segundo instante de tiempo ($t = 840$ segundos) es donde aproximadamente termina la secuencia de imágenes.
4. De cada ubicación de píxel considerada en el paso 3 se obtiene un vector de 690 elementos. Al concatenar los vectores generados para cada dedo, se obtiene una matriz de características: las filas de esta matriz indican el número de píxeles dentro del dedo, y las columnas indican el número de veces en que se analiza la temperatura en el mismo.

Representación

De los pasos 1 y 4 presentados anteriormente, y dependiendo también de la región de interés analizada, se obtiene una caracterización.

A la matriz de características que se obtiene en el paso 4 se le aplica un clustering de k-means. Cuando se etiquetan las muestras de acuerdo con el resultado del clustering, se obtiene una segmentación

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

donde un grupo de píxeles está más próximo a la falange distal (cerca de la punta del dedo). El otro grupo de píxeles es más cercano a la falange proximal.

A las matrices de características se les aplica *Análisis de Componente Principales (Principal Component Analysis - PCA)*. Los datos transformados en el espacio de las tres primeras componentes principales se grafican en un diagrama de dispersión, donde se observa cómo se comportan en este nuevo espacio los píxeles de cada grupo.

El análisis de PCA es relevante, porque cómo cada píxel es analizado en 690 instantes de tiempo, entonces cada muestra es un vector de 690 elementos. Una muestra de dimensión 690 no se puede visualizar fácilmente, pero una muestra de 3 dimensiones sí. Por esta razón, se decide aplicar PCA: para hallar un espacio de características donde sea posible visualizar cómo se comportan en el tiempo los píxeles analizados, utilizando tres dimensiones.

Esta propuesta se hace primero en el dominio de los píxeles, y luego teniendo transformadas las imágenes a sus equivalentes de direcciones de gradiente y LBP. Es decir, fue necesario determinar, por ejemplo, si dos secuencias de imágenes de termorregulación (una donde ocurre recuperación de la temperatura de la mano, y otra donde no) se pueden diferenciar en un espacio de distancias que sea aceptado para distinguir clases cuando se caracterizan señales mediante direcciones de gradiente y VLBP.

Antes de aplicar la implementación gratuita del método HoG, se consideró antes un análisis que incluye simplemente transformar las imágenes en sus versiones que contienen ya no valores de temperatura para cada píxel, si no ángulos de direcciones de gradiente. Así, el análisis dinámico de las secuencias se hace en un nuevo espacio de representación que permite ver si es útil para ver diferencias en la termorregulación en dos casos: donde hay un proceso de termorregulación normal, y uno que no lo es.

Esta transformación de píxeles al dominio de direcciones de gradiente se hizo utilizando la función `imgradient.m` de Matlab, la cual calcula las direcciones de gradiente para cada píxel en una imagen, a partir de la convolución de la imagen con los dos operadores de Prewitt. Este es un enfoque ampliamente conocido y aceptado por la comunidad de Visión Artificial (Gardiner, Coleman, & Scotney, 2016)

Actividades para el cumplimiento del objetivo 3: Analizar la viabilidad en la aplicación de los descriptores de textura espacio temporales considerados, en el problema de la termorregulación de la mano.

Junto con la representación en el espacio de PCA descrita arriba, en los diagramas de dispersión se presentan los centroides de los clústeres visualizados.

Además, se calcula la distancia euclidiana entre los centroides mostrados en los diagramas de dispersión. Esta distancia es la medida cuantitativa que se utiliza para ver si las evoluciones de píxel, las evoluciones de las direcciones de gradiente, o las evoluciones de valor de LBP, permiten diferenciar el comportamiento térmico de la punta del dedo, del resto del dedo.

Dicho de otra forma, la viabilidad en la aplicación de los descriptores de textura espacio temporales considerados, se analiza a partir de la distancia entre los centroides de los dos clústeres que se

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

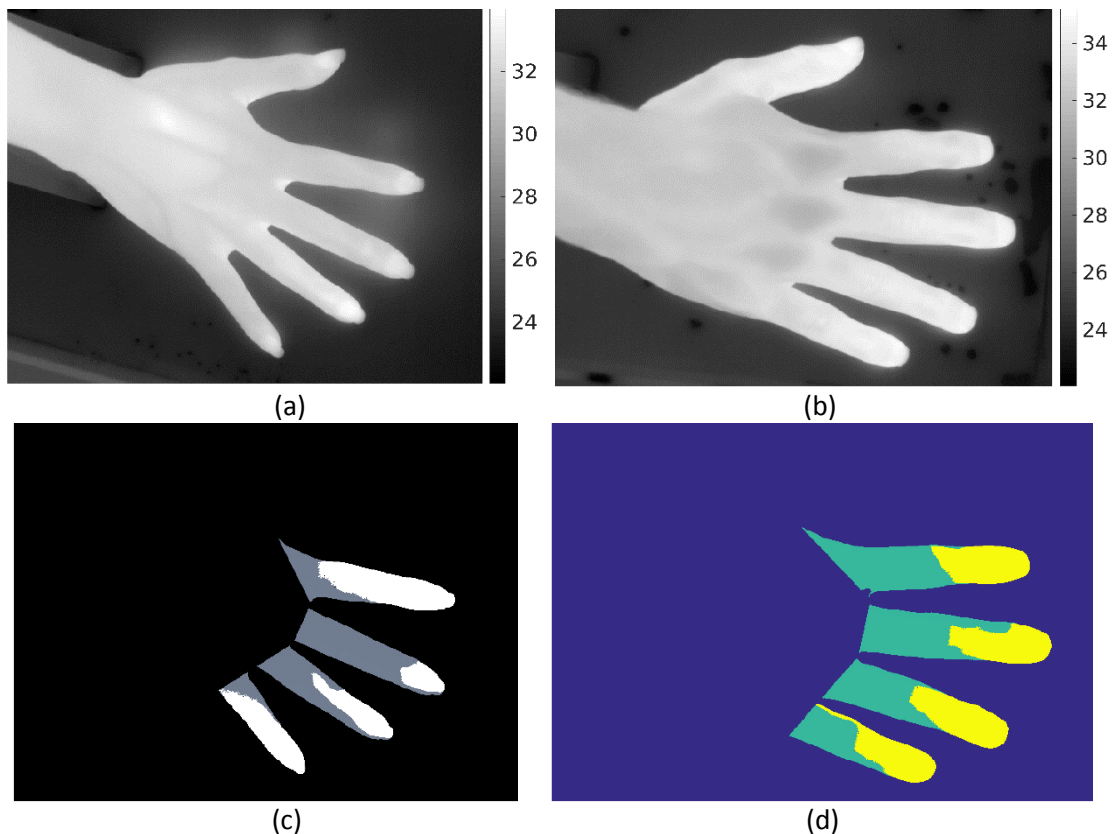
obtienen al analizar cada dedo: el clúster que encierra los píxeles cercanos a falange distal y el clúster que encierra los píxeles en el resto del dedo.

Esta medida de viabilidad tiene el siguiente significado: en un dedo, la evolución térmica de la región distal debe ser diferente de la evolución térmica del resto del dedo. La distancia entre los centroides que se va a presentar es un indicador de cuán diferente es la evolución térmica en las dos regiones analizadas.

4. RESULTADOS

En la Figura 10. se muestran imágenes de las dos secuencias de imágenes analizadas, y las ROI segmentadas en cada secuencia, de acuerdo con los métodos descritos en la sección 3.

Figura 10. Resultado de las dos estrategias de segmentación descritas en la sección 3. Fuente: Propia del autor.



Las imágenes (a) y (b) muestran cómo lucen las imágenes termográficas de las dos secuencias analizadas, siendo (a) la primera imagen de la secuencia donde el sujeto de prueba no recupera sus valores de temperatura; es decir, antes de la estimulación térmica.

Las imágenes (c) y (d) muestran cómo lucen las ROI que se obtienen al aplicar la metodología propuesta en la Sección 3.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Las ROI que se ven con color blanco en la imagen (c) y amarillo en la imagen (d), son las ROI que se denotan en adelante como regiones distales. Las otras ROIs serán denominadas ROIs proximales, debido a su cercanía con la falange proximal, o aquella más próxima a la base del dedo respectivo.

Para obtener estas ROIs se tomaron a lo largo del tiempo, los píxeles de cada dedo (ver dedos segmentados en Figura 3.3), y se aplicó un clústering de k-vecinos asumiendo dos grupos. Los píxeles con las etiquetas de clase que resultan del clústering, se ven con dos colores en las imágenes de la Figura 4.1. Se intuye que las regiones con igual color, son aquellas que tienen una termorregulación similar. El pseudo-color que se observa en estas imágenes (c) y (d) se obtuvo al cambiar el mapa de colores de Matlab a las opciones **Bone** y **Summer**, respectivamente.

La razón por la cual se restringen los análisis a los dedos es que fisiológicamente se conoce que las regiones acrales (o periféricas, particularmente los dedos de la mano) tienen un alto número de terminaciones nerviosas que hacen que sean particularmente sensibles a variaciones térmicas externas y por tal razón, exhiben respuestas termorregulatorias tempranas en presencia de un estrés térmico.

4.1. Comparación 1: evoluciones en espacio de PCA: dedo índice.

Las imágenes de la Figura 11. muestran lo que ocurre cuando se analizan a lo largo del tiempo, las regiones de interés descritas en la Sección 4, se les aplica PCA, y se grafican en este nuevo espacio de representación. Por colores, se diferencian los datos que provienen de la falange distal de aquellos que provienen del resto del dedo. **El análisis que se muestra a continuación, y que se muestra en la Figura 11., se hace sólo para los dedos índice de los dos sujetos analizados.**

Las muestras de *color rojo*, muestran la evolución de la región distal: la que está próxima a la punta de los dedos. Las muestras de *color cyan* muestran la evolución de la región proximal del dedo.

Los diagramas en la columna izquierda muestran cómo evolucionan las regiones de color gris y blanco, que se muestran en la Figura 10 (c). De arriba hacia abajo, la evolución en el espacio de PCA se hace a partir de los descriptores píxel, direcciones de gradiente y valor LBP.

Los diagramas en la columna derecha muestran cómo evolucionan las regiones de color verde y amarillo en la Figura 10 (d). Nuevamente de arriba abajo, la evolución está en el espacio de PCA a partir de los descriptores píxel, direcciones de gradiente y valor LBP.

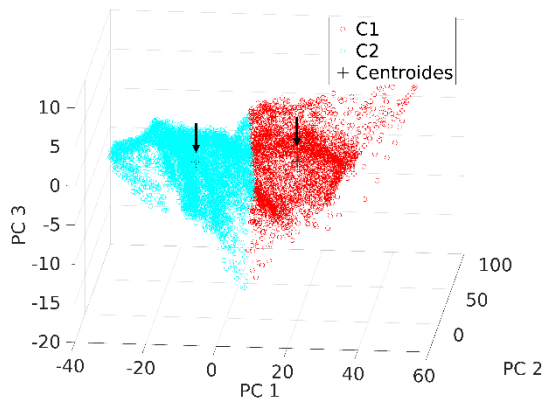
Las flechas negras se han puesto para exagerar la presencia de los centroides de los dos clústeres en cada diagrama de dispersión.

A partir de la información visible en los diagramas de dispersión de la figura 11, se observa que el descriptor menos discriminante es el descriptor LBP. En el caso de las imágenes (e) y (f), no se observan diferencias para las evoluciones de las regiones distal y proximal. La evolución térmica de estas dos regiones parece tener un comportamiento similar (se observa traslape de los clústeres), mientras que los descriptores píxel y dirección de gradiente (imágenes (a) – (d)), indican que las regiones distal y proximal tienen un comportamiento diferente para cada sujeto.

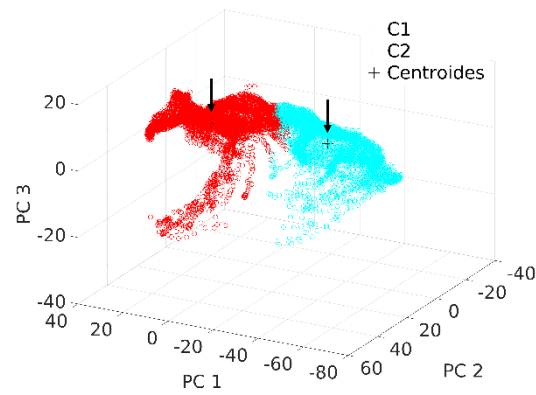
En paréntesis, las imágenes en las Figuras 11. a 14. muestran el valor de la distancia euclidiana entre los centroides de los dos clústeres en cada diagrama de dispersión. Esta distancia se calcula en el espacio de PCA, y sirve como un indicador de si hay diferencias entre el comportamiento de las ROIs distal y proximal en los dedos analizados.

4.2. Comparación entre las evoluciones del dedo índice para el sujeto que no recupera (N.R.) Vs el sujeto que si recupera (R.)

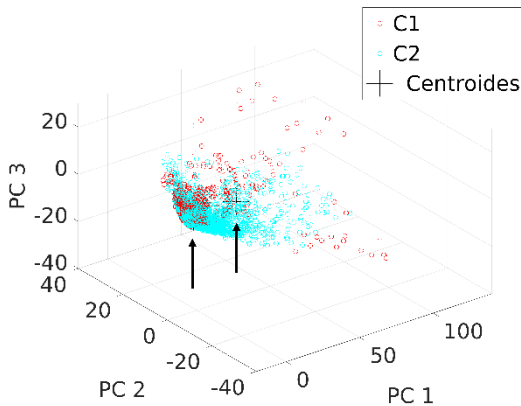
Figura 11. Comparación entre las evoluciones del dedo índice para el sujeto que no recupera (N.R.) Vs el sujeto que si recupera (R.)



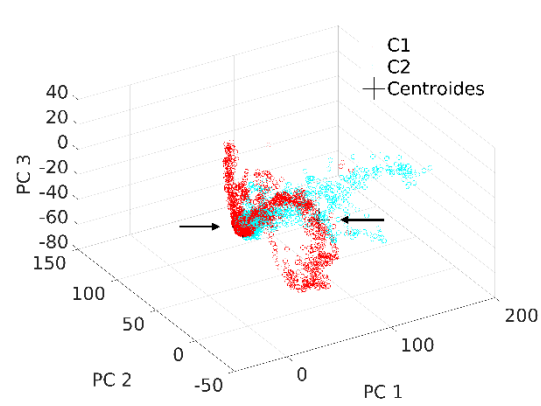
(a) Evolución píxeles secuencia – N.R. (29.778).



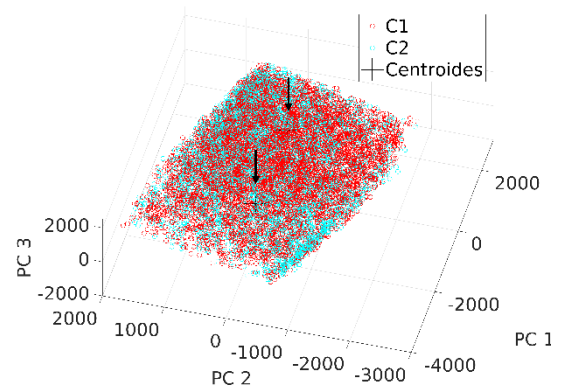
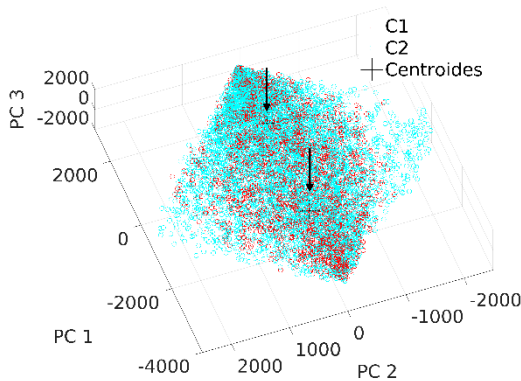
(b) Evolución de píxeles sujeto – R. (47.629).



(c) Evolución DG secuencia – N.R. (10.388).



(d) Evolución DG secuencia – R. (51.812).



(e) Evolución LBP secuencia – N.R. (2636.342). (f) Evolución LBP secuencia – R. (2335.517).

Las distancias euclidianas entre las ROIs distal y proximal son más altas en el caso del sujeto que si recupera, excepto cuando se utiliza el descriptor LBP.

Los diagramas de dispersión que aparecen debajo, muestran las comparaciones en la termorregulación de las regiones distal y proximal de los dedos medio, anular y pulgar respectivamente.

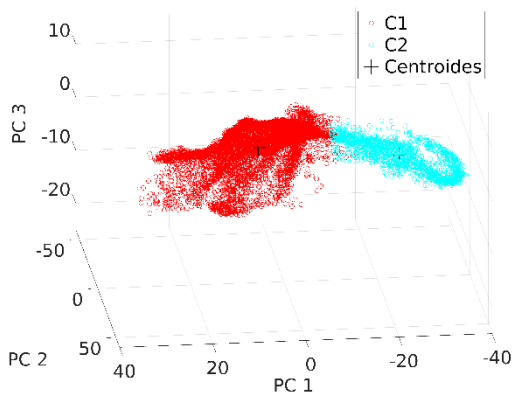
El diagrama de dispersión de la Subsección 4.3. muestra el resultado de comparar la termorregulación en los dedos medios de los dos sujetos considerados. Al comparar las distancias euclidianas en estos diagramas de dispersión, con las distancias en la Figura 10., se observa que las distancias son mayores para el dedo medio.

Los diagramas de dispersión en la Figura 14. muestran la comparación de la termorregulación en los dedos anulares. Respecto a las distancias de la Figura 12. (dedos medios). Las distancias euclidianas son menores. Esto indica que la diferencia en la termorregulación de las regiones distal y proximal, es menor que en el caso del dedo medio. Nuevamente, se observa que la evolución de los valores LBP no permite distinguir la termorregulación de las regiones distal y proximal.

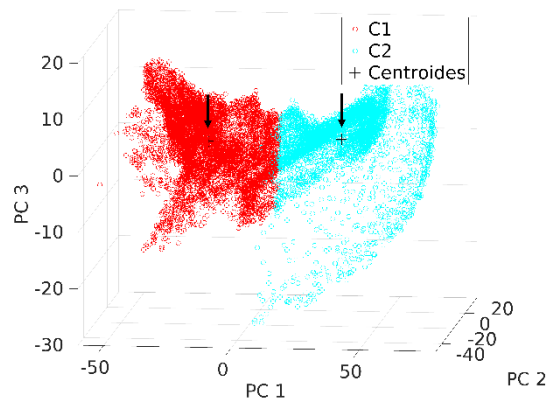
Finalmente, los diagramas de dispersión de la Figura 15. muestran cómo se comporta en el tiempo la termorregulación de las falanges distal y proximal en los dedos meñique, en las dos secuencias analizadas. Con estas comparaciones se confirma un patrón que es consistente en las comparaciones restantes:

Al analizar en el tiempo la evolución de temperatura en las regiones distal y proximal, no es posible evidenciar diferencias entre las regiones si las imágenes están transformadas en su representación mediante Local Binary Patterns. No ocurre lo mismo con los descriptores pixel y dirección de gradiente, con los cuales es posible hallar diferencias entre las regiones distal y proximal.

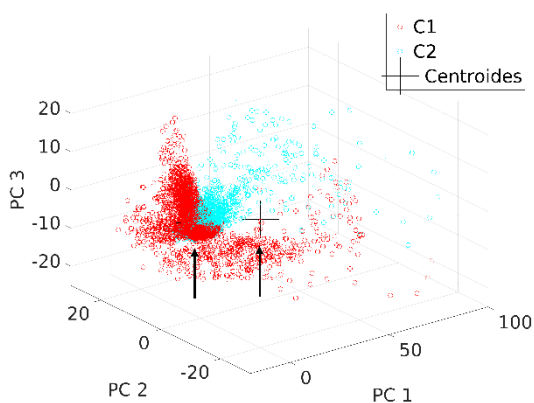
Figura 12. Comparación 2: evoluciones en espacio de PCA: dedo medio.



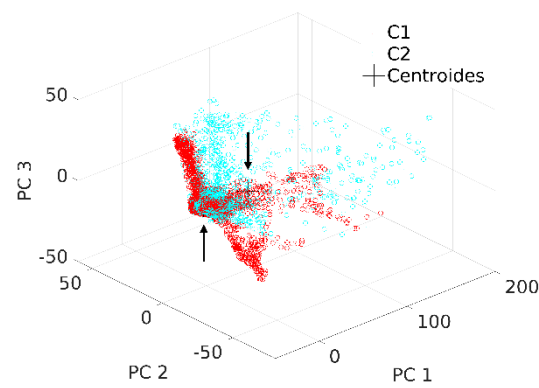
(a) Evolución píxeles secuencia – N.R. (30.508).



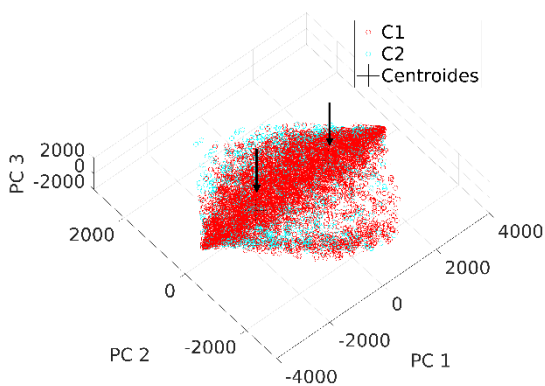
(b) Evolución de píxeles sujeto – R. (52.357).



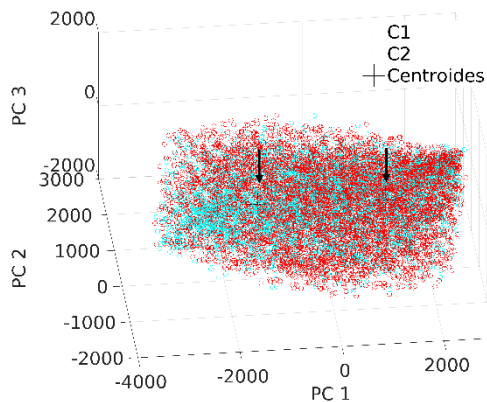
(c) Evolución DG secuencia – N.R. (11.922).



(d) Evolución DG secuencia – R. (49.139).



(e) Evolución LBP secuencia – N.R. (2582.942).



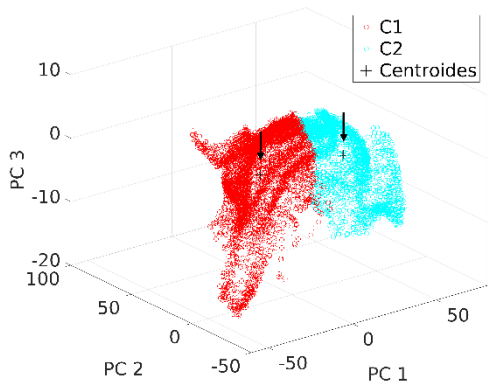
(f) Evolución LBP secuencia – R. (2370.657).

Fuente: Propia del autor.

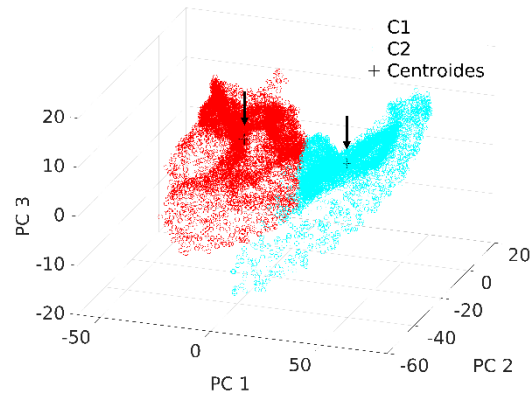
En la Figura 12. Se muestra la comparación entre las evoluciones del dedo medio para el sujeto que no recupera (izquierda) Vs el sujeto que si recupera (derecha).

4.3. Comparación entre las evoluciones del dedo medio para el sujeto que no recupera (izquierda) Vs el sujeto que si recupera (derecha).

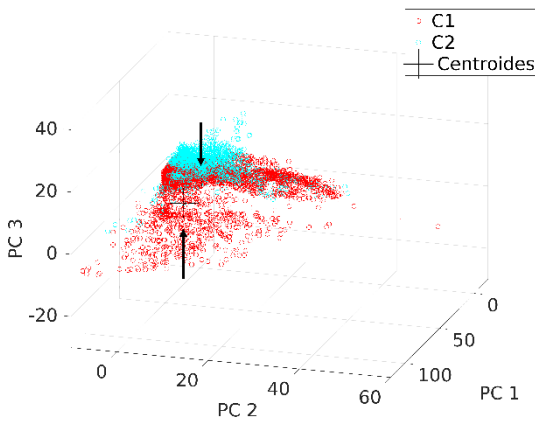
Figura 13. Comparación 3: evoluciones en espacio de PCA: dedo anular.



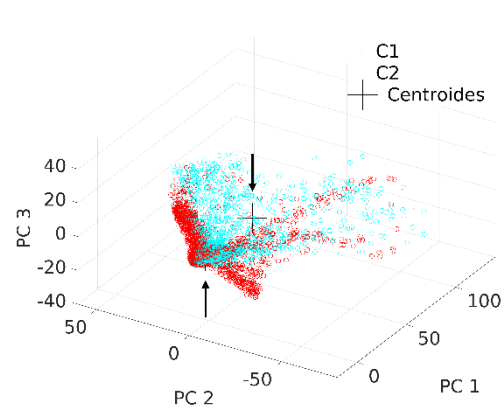
(a) Evolución píxeles secuencia – N.R. (40.001).



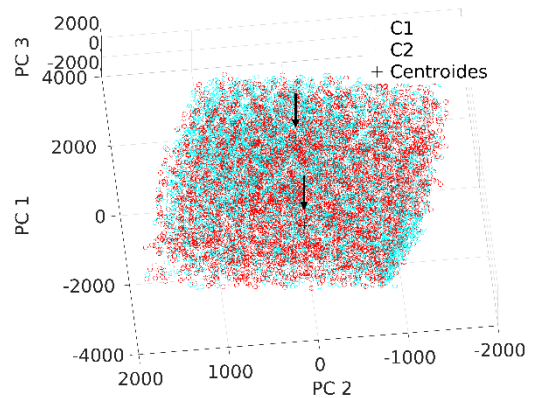
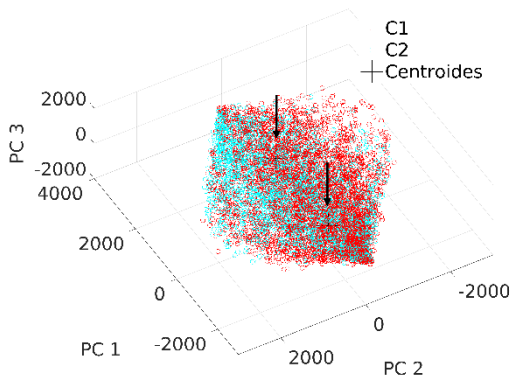
(b) Evolución de píxeles sujeto – R. (43.883).



(c) Evolución DG secuencia – N.R. (15.373).



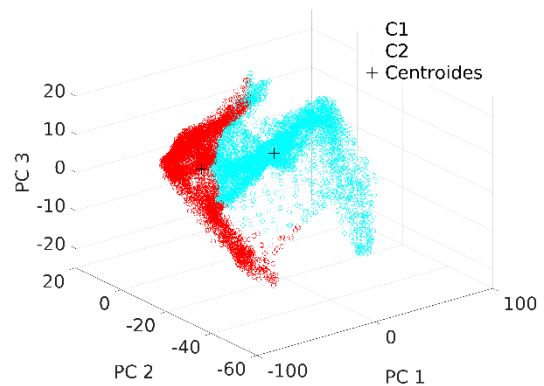
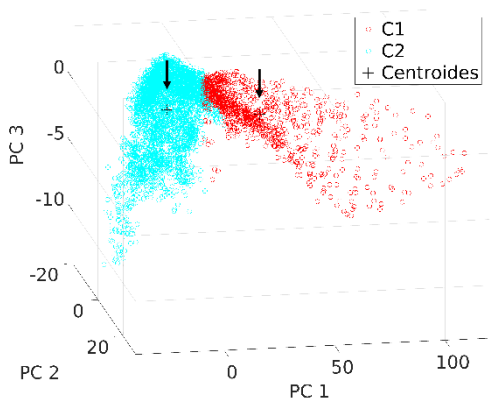
(d) Evolución DG secuencia – R. (35.011).



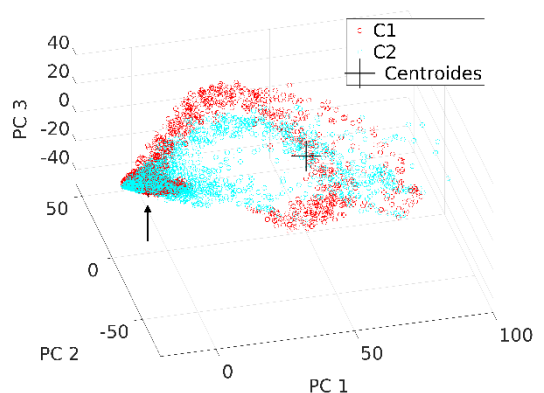
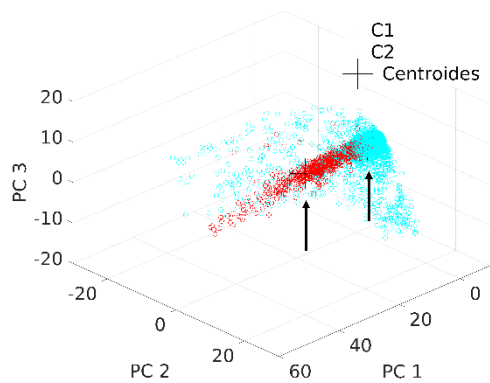
(e) Evolución LBP secuencia – N.R. (2479.904) (f) Evolución LBP secuencia – R. (2376.445).
Fuente: Propia del autor.

4.4. Comparación 4: evoluciones en espacio de PCA: dedo meñique.

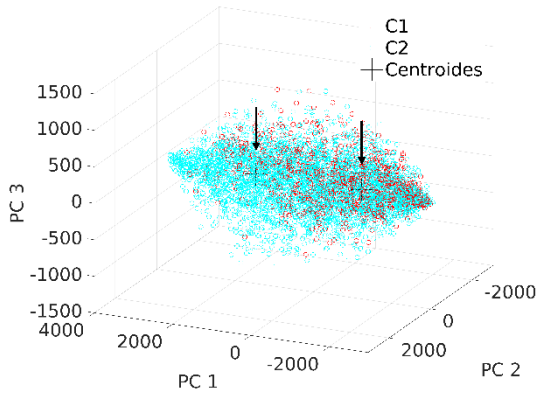
Figura 14. Comparación 4: evoluciones en espacio de PCA: dedo meñique.



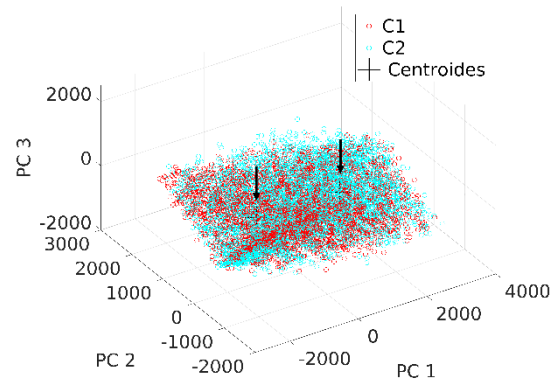
(a) Evolución píxeles secuencia – N.R. (27.067) (b) Evolución de píxeles sujeto – R. (56.499).



(c) Evolución DG secuencia – N.R. (13.560).



(d) Evolución DG secuencia – R. (58.859).



(e) Evolución LBP secuencia N.R. (2568.685).

(f) Evolución LBP secuencia R. (2296.581).

Fuente: Propia del autor.

Figura 14. Comparación entre las evoluciones del **dedo meñique** para el sujeto que no recupera (izquierda) Vs el sujeto que si recupera (derecha). Antes de hacer transformación al espacio de PCA, los descriptores utilizados son las intensidades de píxel, direcciones de gradiente y LBP.

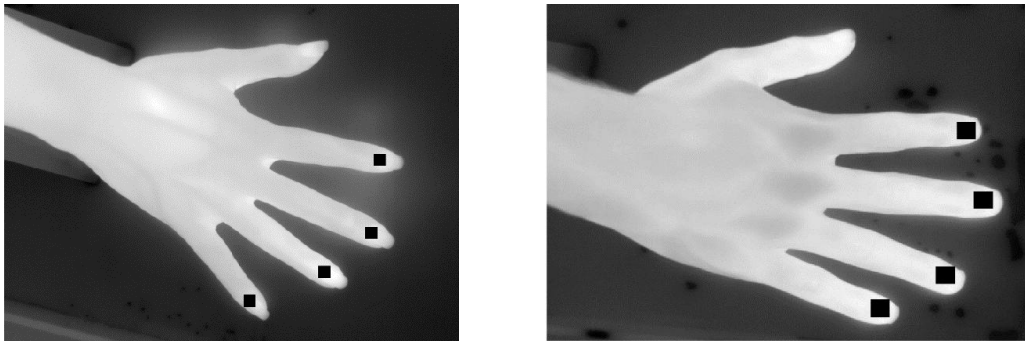
4.5. Análisis de resultados del descriptor VLBP

El resultado que se obtiene al aplicar las funciones basadas en VLBP es un histograma. La longitud de este histograma depende de los parámetros asignados a la función utilizada. En la página:

<http://www.cse.oulu.fi/CMV/Downloads/LBPMatlab> hay varias implementaciones del método de VLBP.

En este proyecto se consideró solamente la función **rivlbp.m**. La justificación de porqué se procedió de esta forma se hace a continuación. En la Figura 17. se muestran dos histogramas que se obtuvieron al calcular los histogramas de VLBP a las ROI (cuadros negros) de los dedos índices. Las ROIs a las cuales se les aplicó esta función, se muestran en color negro en las imágenes (a) y (b) de la Figura 15.

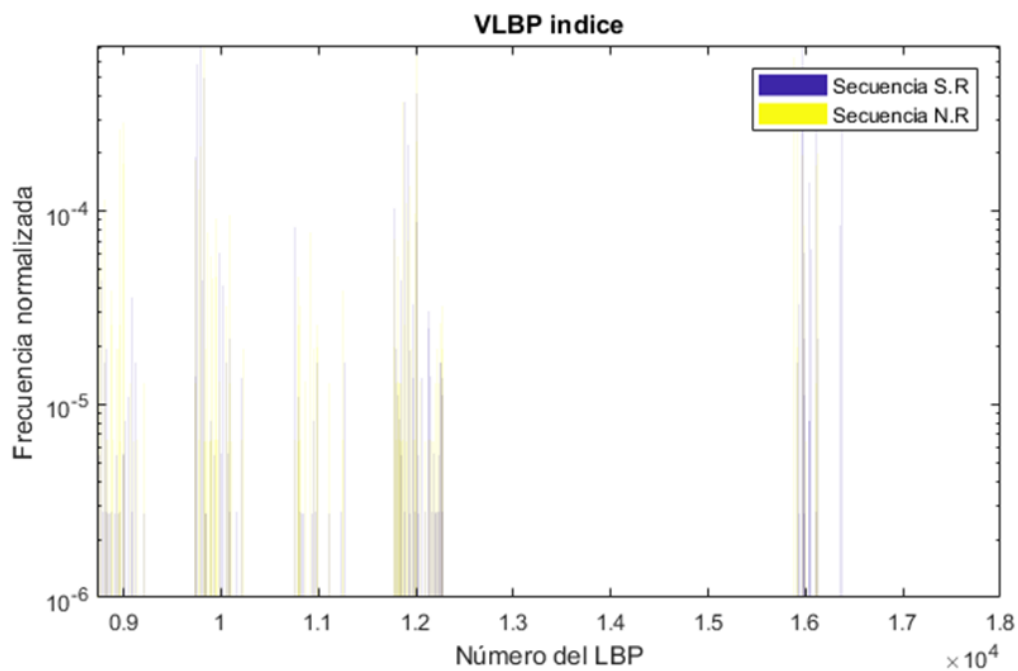
Figura 15. Imagen de secuencia donde el sujeto no recupera y si recupera. Fuente: Propia del autor.



(a) Imagen de secuencia donde el sujeto no recupera (N.R). (b) Imagen de secuencia donde el sujeto si recupera (S.R).

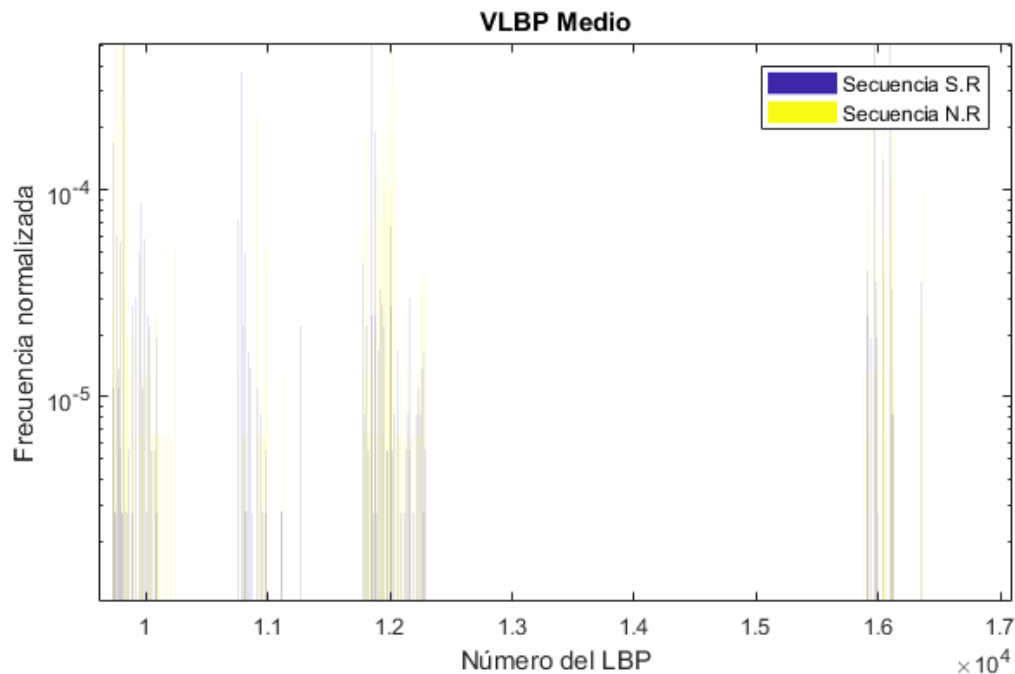
En las imágenes de la Figuras 16. y 17., los histogramas VLBP que se obtienen para las dos secuencias analizadas, aparecen nombrados como N.R. para la secuencia donde la termorregulación se aprecia retrasada (Figura 5. columna izquierda). Los histogramas de la secuencia nombrada S.R. se refieren a los que se obtienen en las ROIs de la imagen 15.(b). Estos histogramas se obtienen de la secuencia de imágenes termográficas donde la termorregulación de la mano se da de forma “normal” (Figura 5. columna derecha). Los histogramas se muestran en la forma de diagramas de barras apilados.

Figura 16. Histograma de VLBP hallados en las ROIs en las falanges distales de los dedos índices.
Fuente: Propia del autor.

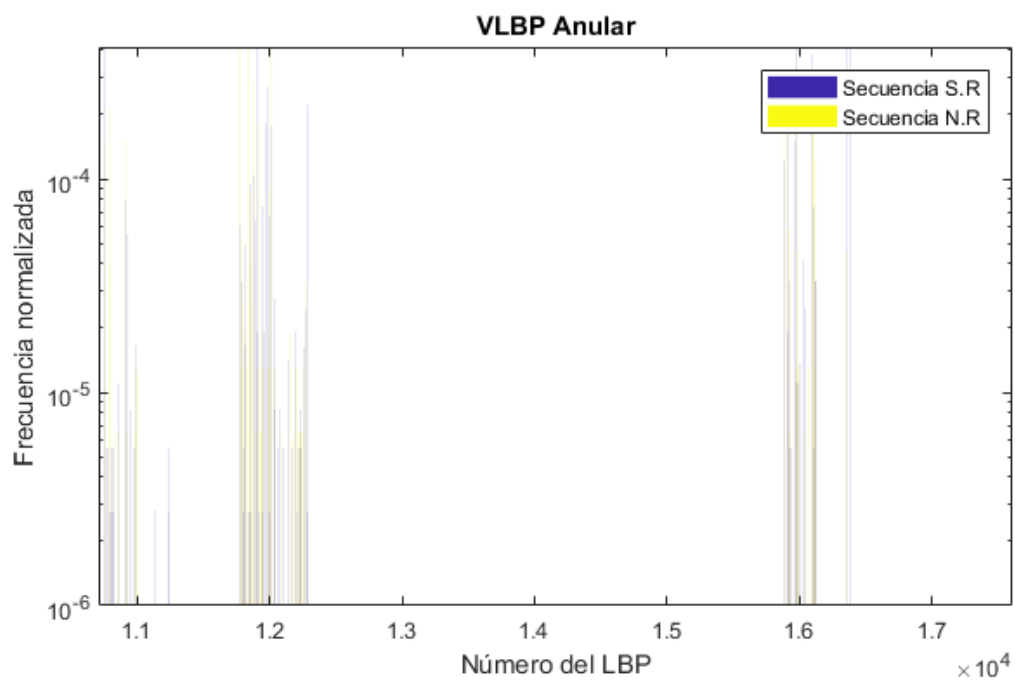


Cuando se hace el mismo trabajo para las ROIs en los dedos medio, anular y meñique, se obtienen los histogramas que se presentan en las imágenes de la Figura 17.

Figura 17. Histogramas para las ROIs en los dedos medios, anulares y meñiques.

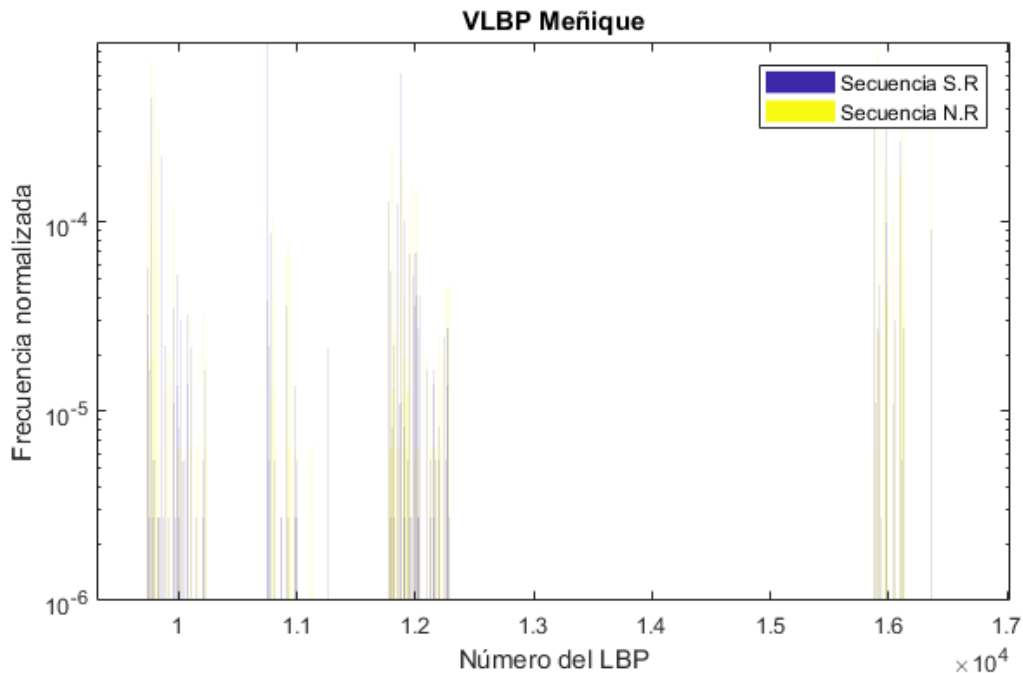


(a) Histogramas para las ROIs en los dedos medios.



(b) Histogramas para las ROIs en los dedos anulares.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22



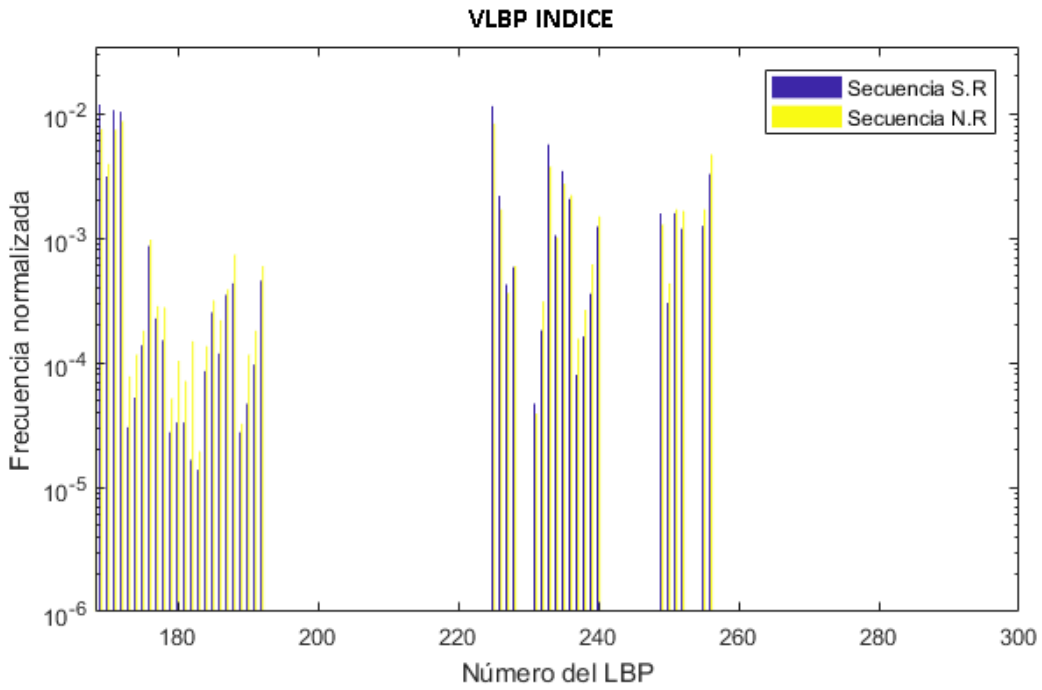
(c) Histogramas para las ROIs en los dedos meñiques.

El resultado más evidente en estos histogramas es su longitud. Sucede que el exponente que sirve para calcular la longitud de los histogramas depende del radio considerado y el número de puntos en la vecindad, asignados a la función. Cuando el radio es uno y el número de píxeles en la vecindad es cuatro, hay catorce posibles posiciones que se consideran en la región 3D de la cual se obtiene el VLBP. Así las cosas, hay 2^{14} posibles valores de VLBP, luego la longitud del histograma que resulta de analizar un volumen es de 16384.

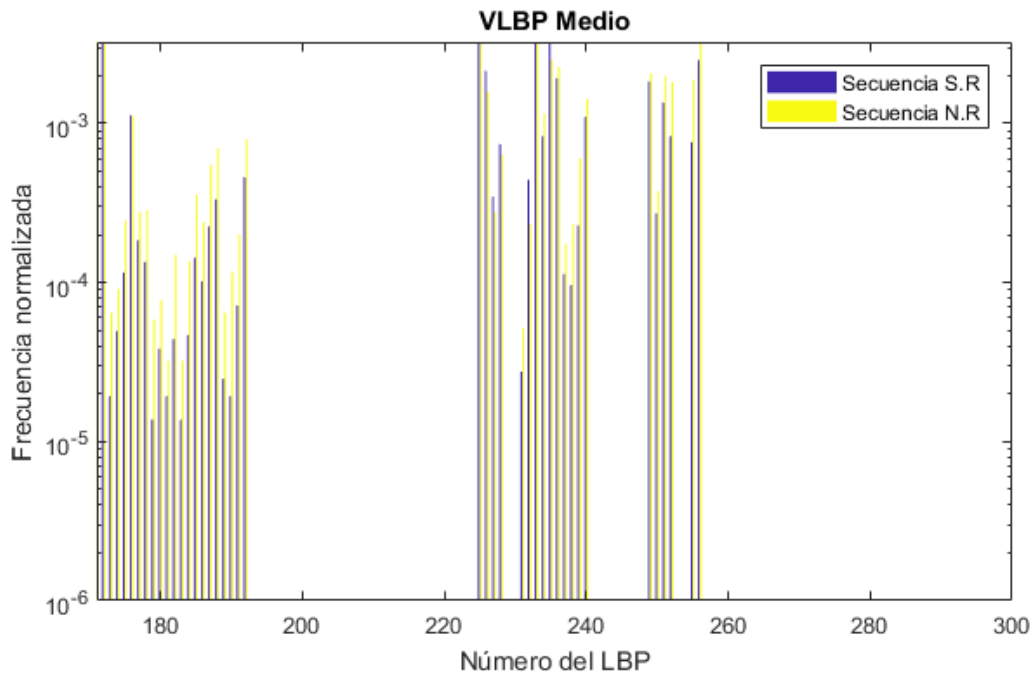
Se aclara que los histogramas de la Figura 17. se obtuvieron asignando a las variables de entrada **FRadius** el valor de 2, y a **NeighborPoints** el valor de 4.

Si se disminuye el número de píxeles evaluados por región a 2, la cantidad posible de VLBP disminuye de 16384 a 256, en cuyo caso se obtienen los histogramas de la Figura 18. En este caso, las variable **FRadius** es igual a 2, y la variable **NeighborPoints** es igual a 2.

Figura 18. Histogramas para las ROIs en los dedos índices, medios y anulares a escala logarítmica.

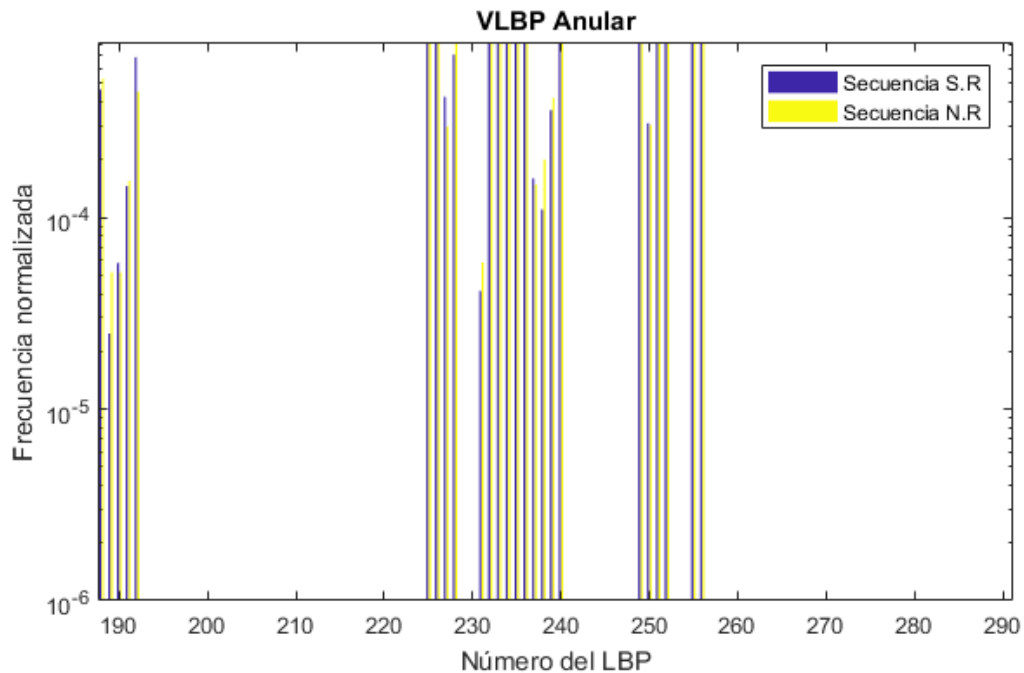


(a) Histogramas para las ROIs en los dedos índices a escala logarítmica.



(b) Histogramas para las ROIs en los dedos medios a escala logarítmica.

	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22



(c) Histogramas para las ROIs en los dedos anulares a escala logarítmica.

Si bien esto representa una disminución considerable del tamaño de los vectores de características, los nuevos histogramas suministran menos información visual que la que ofrece la representación utilizando las evoluciones de valor de píxel y direcciones de gradiente.

Considerando que la implementación gratuita que hay para el método 3D HOG entrega como resultado una representación gráfica y no un vector de características, tal y como se observa en la página <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/55978-histogram-of-oriented-gradients-3d--3d-voxel-hog>, se decide no aplicar esta función a los datos analizados en este proyecto.

Nuevamente, se aclara que **si bien no se analizó el método 3DHOG específicamente (histogramas de gradientes orientados en 3 Dimensiones), si se analizaron las evoluciones de las direcciones de gradiente en las dos secuencias analizadas**. Los resultados de este análisis de direcciones de gradiente se presentaron en las Secciones 4.1. y 4.2.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

5. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y TRABAJO FUTURO

1. Es posible utilizar técnicas de inteligencia computacional para caracterizar la termorregulación de la mano en sujetos sanos. En este proyecto se mostró que es viable utilizar analizar la evolución de los valores de píxel dentro de la geometría de los dedos, y también es viable analizar la evolución de los valores de direcciones de gradiente.
2. De las descripciones consideradas, las que utilizan LBP fueron las que peor resultado dieron, respecto a las descripciones basadas en evoluciones de valor de píxel y de direcciones de gradiente. Estos dos últimos descriptores permiten distinguir por lo menos dos regiones de interés en las áreas de los dedos, que son la falange distal y la proximal. La descripción basada en descriptores de gradientes tiene el mérito de que abre un nuevo campo de exploración donde se puede considerar la información espacial en las imágenes.
3. Si bien no se analizaron las causas de los problemas de representación basados en LBP, se sospecha que la naturaleza continua de las imágenes afecta. Específicamente, se sospecha que, como las imágenes analizadas tienen valores con punto decimal, el desempeño de un descriptor LBP se afecta.
4. Como trabajo futuro se recomienda primero analizar secuencias de imágenes donde se observe la termorregulación de la mano, no solamente en sujetos sanos, si no en sujetos patológicos. Esto, para determinar el potencial de los métodos analizados en la detección de patologías asociadas a problemas en la termorregulación.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

6. REFERENCIAS

Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (6), 679-698.

Correa, A., Giraldo, J., Pena, R., Arbelaez, L. R., & Toro, H. F. (s.f.). Base de datos de imágenes de termografía infrarroja para el análisis de la termorregulación de la mano.

Dalal, N., & Triggs, B. (2005, June). Histograms of oriented gradients for human detection. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on* (Vol. 1, pp. 886-893). IEEE.

Dupre, R., & Argyriou, V. (2015, July). 3D voxel HOG and risk estimation. In *Digital Signal Processing (DSP), 2015 IEEE International Conference on* (pp. 482-486). IEEE.

Gardiner, B., Coleman, S. A., & Scotney, B. W. (2016). Multiscale edge detection using a finite element framework for hexagonal Pixel-based images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(4), 1849-1861.

A. Hadid, "The local binary pattern approach and its applications to face analysis," in *Image Processing Theory, Tools and Applications, 2008. IPTA 2008. First Workshops on*, nov. 2008, pp. 1 –9.

He, Y., Liu, H., & Himeno, R. (2004). A one-dimensional thermo-fluid model of blood circulation in the human upper limb. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 47(12-13), 2735-2745.

Humeau-Heurtier, A., Guerreschi, E., Abraham, P., & Mahé, G. (2013). Relevance of laser Doppler and laser speckle techniques for assessing Vascular function: state of the art and future trends. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 60(3), 659-666.

Ismail, E., Orlando, G., Corradini, M. L., Amerio, P., Romani, G. L., & Merla, A. (2014). Differential diagnosis of Raynaud's phenomenon based on modeling of Finger thermoregulation. *Physiological measurement*, 35(4), 703.

Nabila, B., Bendada, A., & Maldague, X. P. (2009). *Journal of Thermal Biology*. *El Sevier*, 120 - 126.

Nakano, K., Aoki, Y., Satoh, R., Suzuki, H., & Nishidate, I. (2016). Visualization of Venous Compliance of Superficial Veins Using Non-Contact

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Plethysmography Based on Digital Red-Green-Blue Images. *Sensors*, 16(12), 1996.

Ospina-Restrepo, L. C., Herrera-Velasquez, L. M., Barrera-Causil, C. J., Fandiño-Toro, H. A., & Ramirez-Arbelaez, L. M. (2016). Thermoregulation of the hand: assessment with infrared thermography. *SpingerLink*, 725 - 728.

Ramirez-Rozo, T. J., Garcia-Alvarez, J. C., & Castellanos-Dominguez, C. G. (2012, September). Infrared thermal image segmentation using expectation-maximization-based clustering. In *Image, Signal Processing, and Artificial Vision (STSIVA), 2012 XVII Symposium of* (pp. 223-226). IEEE.

Romero Cordero, R. A. (2010). Sistema de detección y rastreo de personas en tiempo real para el robot Golem-II+. 41- 48.

Tang, Z., Su, Y., Er, M. J., Qi, F., Zhang, L., & Zhou, J. (2015). A local binary pattern-based texture descriptors for classification of tea leaves. *Neurocomputing*. 1011-1023.

Tang, Y. L., He, Y., Shao, H. W., & Mizeva, I. (2015). Skin temperature oscillation model for assessing vasomotion of microcirculation. *Acta Mechanica Sinica*, 31(1), 132-138.

Tiwari, D., & Tyagi, V. (2016). Dynamic texture recognition based on completed volume local binary pattern. *Multidimensional Systems and Signal Processing*. 563-575.

Tsiotsios, C., & Petrou, M. (2013). On the choice of the parameters for anisotropic diffusion in image processing. *Pattern recognition*, 46(5), 1369-1381.

Yang, H., Shao, L., Zheng, F., Wang, L., & Song, Z. (2011). Recent advances and trends in visual tracking: A review. *Neurocomputing*, 74(18), 3823-3831.

Zapata Osorio, N., Orrego Serna, S., Ramirez Arbelaez, L., Castro Ospina, A., & Fandiño Toro, H. (2017). Processing of thermal images oriented to the automatic analysis of hand thermoregulation. In VII Latin American Congress on Biomedical Engineering CLAIB 2016.

Zhang, H. D., He, Y., Wang, X., Shao, H. W., Mu, L. Z., & Zhang, J. (2010). Dynamic infrared imaging for analysis of fingertip temperature after cold water stimulation and neurothermal modeling study. *Computers in biology and medicine*, 40(7), 650-656.

Zhao, G., & Pietikainen, M. (2007). Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 915-928.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

Boulant, J. A. (2000). Role of the preoptic-anterior hypothalamus in thermoregulation and fever. *Clinical infectious diseases*, 31(Supplement_5), S157-S161.

Charkoudian, N. (2003, May). Skin blood flow in adult human thermoregulation: how it works, when it does not, and why. In *Mayo Clinic Proceedings* (Vol. 78, No. 5, pp. 603-612). Elsevier.

Isogai, N., Fukunishi, K., & Kamiishi, H. (1995). Patterns of thermoregulation associated with cold intolerance after digital replantation. *Microsurgery*, 16(8), 556-565

Niehof, S. P., Huygen, F. J., van der Weerd, R. W., Westra, M., & Zijlstra, F. J. (2006). Thermography imaging during static and controlled thermoregulation in complex regional pain syndrome type 1: diagnostic value and involvement of the central sympathetic system. *Biomedical engineering online*, 5(1), 30.


Yung, A., Reay, N., & Goodfield, M. D. (2005). Improvement in digital flexibility and dexterity following ingestion of sildenafil citrate (viagra) in limited systemic sclerosis. *Archives of dermatology*, 141(7), 831-833.

Krogstad, A. L., Elam, M., Karlsson, T., & Wallin, B. G. (1995). Arteriovenous anastomoses and the reflexes. *Journal of the autonomic nervous system*, 53(2-3), 215-222.

Vanggaard, L., Kuklane, K., Holmer, I., & Smolander, J. (2012). Thermal responses to whole-body cooling in air with special reference to arteriovenous anastomoses in fingers. *Clinical physiology and functional imaging*, 32(6), 463-469.

Ismail, E., Orlando, G., Corradini, M. L., Amerio, P., Romani, G. L., & Merla, A. (2014). Differential diagnosis of Raynaud's phenomenon based on modeling of Finger thermoregulation. *Physiological measurement*, 35(4), 703.

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

 Institución Universitaria	INFORME FINAL DE TRABAJO DE GRADO	Código	FDE 089
		Versión	03
		Fecha	2015-01-22

FIRMA ESTUDIANTES

PAIXA RICO

Ruben Parro Maza

FIRMA ASESOR

Hermes A. Fandiño T.

DARISTI

FECHA ENTREGA: oct 23/18

FIRMA COMITÉ TRABAJO DE GRADO DE LA FACULTAD _____

RECHAZADO ___ ACEPTADO ___ ACEPTADO CON MODIFICACIONES ___

ACTA NO. _____

FECHA ENTREGA: _____

FIRMA CONSEJO DE FACULTAD _____

ACTA NO. _____

FECHA ENTREGA: _____