

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE VALPARAÍSO – CHILE
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES APLICADAS A LA
IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS EN ESTADO DE EBRIEDAD**

Felipe Andrés Farías Urzúa

**INFORME FINAL DEL PROYECTO
PRESENTADO EN CUMPLIMIENTO DE
LOS REQUISITOS PARA OPTAR AL
TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO
CIVIL ELECTRÓNICO**

MAYO DE 2017

**TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES APLICADAS A LA
IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS EN ESTADO DE EBRIEDAD**

INFORME FINAL

PRESENTADO EN CUMPLIMIENTO DE LOS REQUISITOS
PARA OPTAR AL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO CIVIL ELECTRÓNICO
OTORGADO POR LA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
DE LA
PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE VALPARAÍSO

Felipe Andrés Farías Urzúa

Profesor Guía:

Sr. Gabriel Enrique Herмосilla Vigneau

Profesor Correferente:

Sr. Gonzalo Alberto Farías Castro

MAYO DE 2017

ACTA DE APROBACIÓN

La Comisión Calificadora designada por la Escuela de Ingeniería Eléctrica ha aprobado el texto del Informe Final de Proyecto de Titulación, desarrollado entre el Primer Semestre de 2015 y el Segundo Semestre de 2015 y denominado

TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES APLICADAS A LA IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS EN ESTADO DE EBRIEDAD

Presentado por el Señor
Felipe Andrés Farías Urzúa

SR. Gabriel Enrique Hermosilla Vigneau
Profesor Guía

SR. Gonzalo Alberto Farías Castro
Segundo Revisor

SR. Héctor Vargas Oyarzún
Secretario Académico

Valparaíso, MAYO DE 2017

A mi madre.

AGRADECIMIENTOS

Doy gracias a mi madre ya que sin su apoyo jamás hubiera alcanzado a llegar tan lejos, a mi profesor guía quien a pesar de las dificultades presentadas en la realización de este trabajo me apoyo en todo momento, a mis compañeros de clase, mis compañeros del laboratorio de robótica y a mis compañeros del centro de nuevas tecnologías de la escuela de ingeniería eléctrica quienes con sus ideas han aportado a mi formación como persona y como profesional.

Esta investigación fue realizada gracias al financiamiento otorgado por el proyecto Fondecyt n° 11130466.

TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES APLICADAS A LA IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS EN ESTADO DE EBRIEDAD

FELIPE ANDRÉS FARÍAS URZÚA

Profesor Guía Sr. Gabriel Enrique Hermosilla Vigneau

RESUMEN

En este proyecto se presenta el estudio de técnicas de reconocimiento de patrones aplicadas al problema de la identificación de personas en estado de ebriedad. A lo largo de éste se hace una investigación acerca de los motivos por los cuales es necesario resolverlo, se investigan las consecuencias del alcohol en el cuerpo y se hace una revisión bibliográfica acerca de las investigaciones que abordan este problema y problemas similares con el fin de idear una metodología para su solución.

Así, en el primer capítulo se introduce a los sistemas de reconocimiento de características faciales y las múltiples técnicas que han sido utilizadas para abordarlos. Luego se presenta el estado del arte de los sistemas de identificación de personas en estado de ebriedad, aquí, se indica el fundamento biológico y médico del problema, y se describen los efectos del alcohol en el cuerpo humano, tanto en su comportamiento como en su fisiología. Estos efectos producidos por el alcohol, serán utilizados para generar una solución a este proyecto. Para terminar este capítulo, se describen otros trabajos que servirán como referencias para analizar éstos efectos.

En el segundo capítulo, se muestra paso a paso el procedimiento utilizado para generar la base de datos que será utilizada para el desarrollo de este proyecto. Aquí, se describen los instrumentos, el experimento realizado, la realización de este y los resultados obtenidos con este experimento.

En el tercer capítulo, se describe a grandes rasgos la metodología empleada para generar el sistema clasificador a utilizar y las herramientas que han de ser ocupadas por este. A continuación, en el capítulo cuatro, se ponen en contexto estas herramientas y se indica como son ocupadas para el proceso de generar este sistema de identificación. Además, muestra el pre procesamiento de las imágenes de la base de datos que generarán los conjuntos de características a utilizar en el sistema.

En el capítulo cinco se describen los experimentos que serán realizados con los conjuntos de características y el sistema generado. En éste se hace un análisis de las imágenes adquiridas y se presenta paso a paso cada uno de estos para obtener los resultados finales de este trabajo. Finalmente se presentan las conclusiones recolectadas del análisis realizado durante esta investigación y de los resultados obtenidos por el sistema.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1	3
ESTADO DEL ARTE	3
1.1 Identificación de personas en estado de ebriedad.	4
CAPÍTULO 2	7
GENERACIÓN DE LA BASE DE DATOS	7
2.1.1 Instrumentos utilizados	7
2.1.2 Configuración del experimento	9
2.1.3 Descripción del experimento	10
2.1.4 Procedimiento de captura	11
2.1.5 Resultados obtenidos del experimento	14
CAPÍTULO 3	15
METODOLOGIA Y HERRAMIENTAS	15
3.1 Técnicas en etapa de extracción de características	15
3.1.1 Extracción de características mediante técnicas basadas en rasgos locales	15
3.1.2 Extracción de características mediante técnicas holísticas	16
3.2 Etapa de aprendizaje y clasificación	19
3.2.1 Clustering	20
3.2.2 Validación cruzada	23
3.2.3 Máquina de vectores de soporte (SVM)	23
3.2.4 Evaluación de desempeño del sistema clasificador	29
CAPÍTULO 4	32
SISTEMA CLASIFICADOR	32
4.1 Pre procesamiento de las imágenes en la base de datos	32
4.2 Extracción de características	35
4.2.1 Extracción mediante rasgos locales	35
4.2.1 Extracción mediante técnicas holísticas	37
4.3 Normalización	38
4.4 Formación de conjuntos de entrenamiento y validación	39
4.5 Clasificador	39
4.6 Evaluación del desempeño del sistema	40

CAPÍTULO 5	42
EXPERIMENTOS Y RESULTADOS	42
5.1 Análisis transición sobrio-ebrio	43
5.2 Conjuntos de personas a evaluar	45
5.3 Evaluación de conjuntos	52
5.3.1 Evaluación del sistema para conjunto mixto	52
5.3.2 Evaluación del sistema para conjunto masculino.	54
5.3.3 Evaluación del sistema para conjunto femenino seleccionado.	55
5.3.4 Evaluación del sistema para conjunto masculino seleccionado.	57
5.3.5 Evaluación del sistema para conjunto individual	58
CONCLUSIONES	63
REFERENCIAS	66

ÍNDICE DE FIGURAS

Fig. 1-1 Distribución arterias y venas en el rostro.	4
Fig. 1-2 Zonas de mayor temperatura en el rostro.	6
Fig. 2-1 Disposición física de las cámaras.	10
Fig. 2-2 Disposición física del trípode.	10
Fig. 2-3 Interfaz para adquisición de los datos.	13
Fig. 2-4 Conjunto imágenes visibles.	14
Fig. 2-5 Conjunto imágenes térmicas.	14
Fig. 3-1 Esquema básico de un sistema de reconocimiento de patrones.	15
Fig. 3-2 Transformación de datos originales en componentes principales.	17
Fig. 3-3 Esquema funcionamiento PCA+LDA	19
Fig. 3-4 Algoritmo k-means.	21
Fig. 3-5 Ejemplo de silueta para K-means de 3 clusters.	22
Fig. 3-6 Ejemplo de silueta para K-means de 4 clusters.	22
Fig. 3-7 Validación cruzada aleatoria con k iteraciones.	23
Fig. 3-8 Ejemplo SVM linealmente separable.	25
Fig. 3-9 Aparición del error ξ_i en el error de clasificación.	26
Fig. 3-10 Kernel para transformación del espacio de los datos.	27
Fig. 3-11 Efecto de C sobre el hiperplano de SVM.	28
Fig. 3-12 Efecto de sigma sobre el hiperplano de SVM.	29
Fig. 3-13 Densidad de personas sobrias y ebrias con características parecidas.	30
Fig. 3-14 Densidad de personas sobrias y ebrias con características iguales.	30
Fig. 3-15 Densidad de personas sobrias y ebrias con características distintas.	31
Fig. 4-1 Imagen a pre procesar.	33
Fig. 4-2 Imagen rotada.	34
Fig. 4-3 Imagen cortada con dimensiones de corte.	34
Fig. 4-4 Imagen térmica sobria y ebria para 3 personas distintas.	36
Fig. 4-5 Conjuntos de características a utilizar.	37
Fig. 4-6 Matriz de datos a normalizar	38
Fig. 4-7 Ejemplo de curva ROC	40
Fig. 5-1 Esquema general del sistema.	42
Fig. 5-2 Disminución y aumento de temperatura.	44
Fig. 5-3 Silueta para conjunto mixto con valor de k = 12.	46
Fig. 5-4 Representación de conjuntos de personas.	47
Fig. 5-5 Dispersión de IMC y alcoholtest para conjunto mixto.	50
Fig. 5-6 Distribución de IMC y alcoholtest para conjunto masculino.	51
Fig. 5-7 Distribución de IMC y alcoholtest para conjunto femenino seleccionado.	51
Fig. 5-8 Distribución de IMC y alcoholtest para conjunto masculino seleccionado.	51
Fig. 5-9 Combinación de adquisiciones para experimento individual 1 y 2.	59
Fig. 5-10 Combinación de adquisiciones para experimento individual 3 y 4.	60

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1-1 Técnicas de extracción de características	4
Tabla 1-2 Efectos progresivos del alcohol en el cuerpo.	5
Tabla 2-1 Tiempos para el procedimiento de Captura de Imágenes.	13
Tabla 2-2 Conjunto de datos recopilados por persona	14
Tabla 3-1 Posibles resultados de una prueba diagnóstica.	29
Tabla 3-2 Probabilidades en un estudio diagnóstico.	30
Tabla 5-1 Clasificación del estado nutricional de acuerdo con el IMC.	45
Tabla 5-2 Características físicas para personas en conjunto mixto.	48
Tabla 5-3 Características físicas para personas en conjunto masculino.	49
Tabla 5-4 Características físicas de personas en conjunto femenino seleccionado.	50
Tabla 5-5 Características físicas de personas en conjunto masculino seleccionado.	50
Tabla 5-6 Desempeño del sistema para conjunto mixto.	53
Tabla 5-7 Desempeño del sistema para conjunto masculino.	55
Tabla 5-8 Desempeño del sistema para conjunto femenino seleccionado.	56
Tabla 5-9 Desempeño del sistema para conjunto “hombres similares”	58
Tabla 5-10 Desempeño del sistema para experimento individual 1.	61
Tabla 5-11 Desempeño del sistema para experimento individual 2.	61
Tabla 5-12 Desempeño del sistema para experimento individual 3.	61
Tabla 5-13 Desempeño del sistema para experimento individual 4.	61

GLOSARIO DE TÉRMINOS

IR:	Infrarrojo(a)
ANN:	Artificial Neural Network (Red neuronal artificial)
PCA:	Principal component analysis (Análisis de componentes principales)
LDA:	Linear Discriminant Analysis (Análisis de discriminante lineal)
GUI:	Graphical User Interface (Interfaz gráfica de usuario)
IDE:	Integrated Development Environment (Ambiente de desarrollo integrado)
SVM:	Support vector machine (Maquina de vectores de soporte)
QP:	Quadratic programming (Programación cuadrática)
RBF:	Radial basis function (Función de base radial)
ICA:	Independent component analysis (Análisis de Componentes Independientes)
TPR:	True positive rate (Tasa de verdaderos positivos)
FPR:	False positive rate (Tasa de falsos positivos)
ROC:	Receiver operating characteristic (Característica Operativa del Receptor)
IMC:	Índice de masa corporal

INTRODUCCIÓN

Los seres humanos por instinto sienten la necesidad inminente de reconocer su entorno con el fin de clasificar, ordenar, estructurar. En concreto, reconocer y clasificar todas las cosas que nos rodean resulta importante porque nos permite agrupar y reaccionar ante un determinado ente con un comportamiento específico. Estas acciones hasta nuestros días son realizadas por personas, sin embargo, los avances y la reducción de costos en los sistemas computacionales han permitido suplantar estas personas por sistemas que lo hacen de forma automática. Así, los primeros sistemas de reconocimiento de patrones y clasificación se basaban en las semejanzas y diferencias que podían observarse simplemente en los objetos, no obstante, dependiendo del objeto que se desea reconocer y clasificar, esta tarea puede resultar ser muy complicada.

En la actualidad los sistemas de reconocimiento de patrones están presente en un sin fin de áreas del conocimiento y aplicaciones como por ejemplo en el reconocimiento de letras y palabras a través del habla y a través de escritura manuscrita, la clasificación de texto en varias categorías (como spam o no spam en emails), el conteo de personas a través de imágenes, la traducción del lenguaje hablado con las manos de las personas sordo mudas, la identificación a través de huellas digitales, entre muchas otras aplicaciones.

En general dentro de la amplia gama de aplicaciones que tienen estos sistemas, aquellas que tienen relación con la identificación de personas, estados físicos y psicológicos, a través de procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones, han aumentado significativamente debido al aumento en la capacidad y velocidad de cálculo en las computadoras, y al progreso en las tecnologías de adquisición de imágenes. En consecuencia de esto, el estudio sobre el reconocimiento rostros [1] y de expresiones faciales [2] son temas que se han comenzado a investigar ampliamente durante los últimos años, principalmente en el espectro electromagnético visible a través de imágenes.

Sin embargo, distintos problemas se presentan al trabajar con imágenes, pero, la principal desventaja que se observa al trabajar en la banda visible del espectro electromagnético es que los cambios provocados por la iluminación son normalmente más grandes que las diferencias entre los rasgos de las personas [3], causando que los sistemas basados en comparación se equivoquen al clasificar, no obstante, este problema no se presenta al trabajar en la banda infrarroja del espectro electromagnético lo cual ha impulsado fuertemente el estudio del reconocimiento de rostros [4] y expresiones faciales [5] en esta banda del espectro electromagnético.

Junto a lo anterior, otro beneficio que se presenta al trabajar con imágenes que han sido capturadas en el espectro infrarrojo electromagnético (es decir, imágenes térmicas) es que permiten ver, analizar, extraer y generar nuevas características que son imposibles de detectar utilizando imágenes en el espectro visible, esto ya que en una imagen térmica, se observa la radiación térmica emitida por los objetos mientras que en una imagen capturada en la banda visible del espectro electromagnético se observa la luz reflejada por éstos. Considerando estos aspectos, podemos hacer uso del conocimiento de otras disciplinas para analizar esta nueva información y así buscar nuevas soluciones a problemas que nos afectan día a día.

Uno de los grandes problemas presentes en nuestra sociedad son los altos índices de consumo de alcohol. El alcohol afecta nuestra atención, percepción y función psicomotora, sin importar la cantidad ingerida siempre disminuirá nuestra capacidad motora y

psicológica [6], y como consecuencia de ello es una de las principales causas de accidentes y muertes a nivel mundial. De acuerdo con el informe acerca de la situación mundial sobre el alcohol y la salud presentado por la Organización Mundial de la Salud (OMS) el año 2011, el consumo de alcohol produjo aproximadamente 2.5 millones de muertes aquel año, además está relacionado con más de 60 tipos de enfermedades, así, 4% de las muertes a nivel mundial son atribuidas al consumo de alcohol [7]. Junto con esto, estudios de la Asociación Chilena de Seguridad (ACHS) indica que 30% de los trabajadores son bebedores problemáticos, y que el más del 15% de los accidentes graves se atribuye al alcohol [8], aunque se estima que esta cifra es aún mayor [9].

En la actualidad existen equipos y procedimientos para la detección de alcohol en el cuerpo humano como son el alcotest y la alcoholemia. La alcoholemia es un examen médico que mide de la concentración real de alcohol en la sangre, mientras que el alcotest mide la cantidad de alcohol exhalado por una persona y con ello se establece una proyección del valor de alcoholemia. Ambos son de carácter invasivo, es decir, primero es necesario reconocer a la persona que se sospecha está en estado de ebriedad y luego es necesario intervenir sobre esta para realizar estas mediciones lo cual puede ser peligroso para quienes intentan realizarlas. Debido a esto, es que se vuelve necesario generar un sistema capaz de identificar personas en estado de ebriedad de manera no invasiva, sirviendo este sistema como una etapa de detección de personas en estado de ebriedad para luego monitorear éstas con alguna de las herramientas antes mencionadas y así prevenir posibles accidentes.

Una manera de abordar este problema es a través de imágenes, sin embargo, actualmente existen pocos estudios y aplicaciones que empleen imágenes para prevenir este problema [10] [11]. No obstante es sabido que el alcohol produce vaso dilatación periférica y un aumento en la presión arterial [12] lo que genera enrojecimiento y un aumento de la temperatura superficial en la piel. Junto a ello, este efecto se produce en el rostro [13] y en los ojos [14] debido a que la temperatura en estos depende tanto de la fisiología como de las condiciones psicológicas de cada persona y que a su vez están estrictamente relacionadas con la distribución de los vasos sanguíneos en el rostro [15]. Esto datos resultan adecuados para generar un sistema de reconocimiento de personas en estado de ebriedad utilizando imágenes térmicas de los rostros de estas personas.

Así, haciendo uso de imágenes térmicas de rostros de personas sobrias y en estado de ebriedad, en [10] se observa que sí es posible separar el estado sobrio del ebrio para una persona en particular, mientras que en [16] se muestran las mejores zonas posibles del rostro para ser utilizadas como características en un proceso de clasificación. De esta manera, haciendo uso de estos antecedentes, la meta de este trabajo es evaluar el desempeño de un sistema capaz de reconocer cualquier persona en estado de ebriedad haciendo uso de distintas técnicas de reconocimiento de patrones.

CAPÍTULO 1

ESTADO DEL ARTE

Todos los seres humanos tenemos características que nos diferencian, en el rostro la forma de la cara, los ojos, la nariz, la boca, son algunos rasgos que nos diferencian del resto de seres humanos. Así, la medición biométrica (entendiendo este concepto como la medición e identificación de características propias de cada persona), se ha convertido en una importante área de estudio y es considerada en la actualidad como el método ideal para diferenciar una persona de otra ya que estas características son únicas de cada individuo y al mismo tiempo están presentes en todas las personas. Gracias a ello es posible utilizar ésta información para generar sistemas de reconocimiento de patrones que sean capaces de reconocer estas características e indicarnos, por ejemplo, si lo que está observando el sistema es una persona, que persona es y/o como se siente esta persona.

En el espectro infrarrojo aparecen nuevas características, ya no solo de aspecto como lo son los ojos o la nariz, sino que también aparece información térmica del rostro. Dicha información permite hacer uso del conocimiento en áreas como la biología para abordar los problemas típicos que se encuentran estudiados en el espectro visible como el reconocimiento de rostros [17] [4] [15] [18] [19] [20], la localización de los ojos [21] [22], y además, da pie a nuevos enfoques en detección de mentiras [23] [24] [25] [26], la detección de la ansiedad [27], la detección de estrés [28], y a nuevos estudios como la localización automática de puntos para acupuntura [29], entre otras aplicaciones.

En el contexto del reconocimiento utilizando información del rostro, distintas técnicas de extracción de características son utilizadas para representar éste. De manera general, las técnicas existentes según el tipo de características deseadas se pueden clasificar en 3 grupos los cuales se describen a continuación y que se observan en la Tabla 1-1 donde además se indican algunas de estas técnicas [1].

- Técnicas basadas en rasgos locales: Son las que utilizan características que describen la cara parcialmente. Como ejemplo, un sistema de este tipo, podría consistir en extraer rasgos locales como ojos, boca, nariz, etc. O bien líneas o puntos, a partir de los cuáles se calculan los valores de las características, las cuales pueden consistir en distancias, áreas, ángulos, etc., y sirven para representar la cara con vistas a la etapa de reconocimiento.
- Técnicas holísticas: Estos enfoques utilizan características de una imagen tales que la describen globalmente utilizando la imagen facial completa como patrón, incluido el fondo (aunque es deseable que éste ocupe la menor superficie posible). Son métodos holísticos por ejemplo aquellos que se basan en el análisis de componentes principales. En ellos se genera una representación de la imagen global de tamaño mucho menor que el de la imagen original.
- Técnicas mixtas: Estas combinan tanto las técnicas locales y holísticas.

Tabla 1-1 Técnicas de extracción de características

Métodos	Técnicas
Locales	Métodos geométricos Weber Local Descriptor (WLD) Local Binary Pattern (LBP)
Holísticos	Principal component analysis (PCA) Linear discriminant analysis (LDA) Independent component analysis (ICA)
Híbridos	Local Feature Analysis (LFA)

1.1 Identificación de personas en estado de ebriedad.

La identificación de personas en estado de ebriedad tiene su fundamento en la biología, medicina y más particularmente en la toxicología. El alcohol provoca alteraciones en el sistema motor y psíquico lo que produce alteraciones del comportamiento como las que se indican en la Tabla 1-2 y alteraciones a nivel biológico como es la dilatación de los vasos sanguíneos en el rostro, el aumento de la presión arterial [12] entre otras alteraciones biológicas. Los efectos psíquicos y motores producidos sobre el individuo están siempre determinados por la cantidad de etanol en la sangre, pero no depende necesariamente de la cantidad ingerida [6]. Considerando estos efectos y la distribución de las arterias y venas en el rostro como se muestra a la izquierda y derecha en la Fig. 1-1 [30] [31] respectivamente, ha de esperarse que las zonas de la cara que tienen mayor número de ellas presenten un mayor aumento de temperatura. Estas zonas son la nariz, debido a que allí se juntan las arterias, la frente, ya que concentra un gran número de venas, los ojos, ya que allí se encuentran los lagrimales quienes también se ven afectados por el alcohol, entre otras zonas como muestra en la Fig. 1-2 [32].

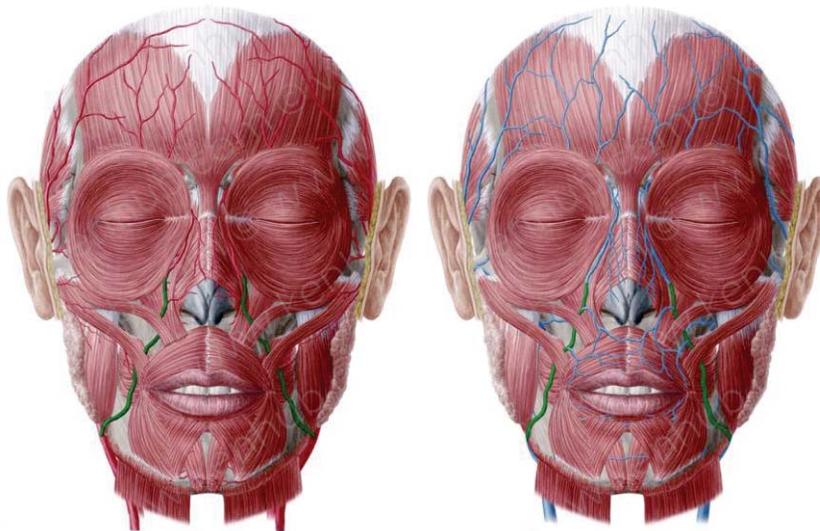


Fig. 1-1 Distribución arterias y venas en el rostro. Tomadas desde [30] [31].

Tabla 1-2 Efectos progresivos del alcohol en el cuerpo [6].

g/L	Comportamiento	Discapacidad
0,10 a 0,29	El individuo promedio se ve normal	Con exámenes especiales se pueden detectar algunos efectos sutiles
0,30 a 0,593	Euforia suave Relajación Alegría Locuacidad Disminución de la inhibición	Concentración
0,60 a 0,99	Sentimientos mitigados Desinhibición Extroversión	Razonamiento Percepción profunda Visión periférica Recuperación de la vista después del Deslumbramiento
1,00 a 1,99	Exceso de expresión Vaivenes emocionales Enojo o tristeza Bullicio Disminución de la libido	Reflejos Aumento del tiempo de reacción Motricidad fina Tambaleo, titubeo Dificultad para hablar Disfunción eréctil temporal Posibilidad de intoxicación temporal
2,00 a 2,99	Estupor Pérdida de la comprensión Deterioro de sensaciones Posibilidad de caer inconsciente	Deficiencia motora grave Pérdida de la conciencia Amnesia
3,00 a 3,99	Depresión grave del sistema nervioso central Pérdida del conocimiento Posibilidad de muerte	Funcionamiento de la vejiga Hipoventilación Desequilibrio Bradicardia (disminución de la frecuencia cardíaca).
4,00 a 4,99	Falta general de comportamiento Pérdida del conocimiento Posibilidad de muerte	Respiración Frecuencia cardíaca Nistagmo (movimiento involuntario e incontrolable de los ojos) posicional debido al alcohol
5,00 o más	Alto riesgo de intoxicación	Posibilidad de muerte

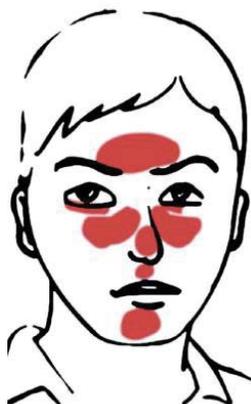


Fig. 1-2 Zonas de mayor temperatura en el rostro. Tomada desde [32].

A pesar de la gran cantidad de investigaciones en la identificación de personas, el reconocimiento de rostros, reconocimiento de expresiones faciales, etc., tanto en el espectro visible como infrarrojo, el problema del reconocimiento de personas en estado de ebriedad es un tema muy poco estudiado en ambos espectros. En éstos, se observa que se comprueba, mediante el uso de imágenes térmicas de rostros de personas sobrias y en estado de ebriedad, los fundamentos teóricos obtenidos desde los estudios médicos explicados anteriormente [13] [14] [16]. Junto a ellos, un primer acercamiento al problema se observa en [10] donde se concluye, tras analizar ambas imágenes (sobrio y ebrio) para una misma persona mediante un análisis discriminante lineal (LDA), que es posible separar el espacio generado por éste análisis en dos espacios cada uno correspondiente a cada estado. Además, en [16] haciendo uso de redes neuronales artificiales (ANN) se concluye que las mejores regiones para discriminar una persona sobria de una ebria es analizando la nariz y la frente, mientras que en [11] se observa que se logra una tasa de aciertos de hasta un 96% para una sola persona utilizando imágenes visibles y la técnica de Fisher faces, es decir, PCA+LDA.

Debido a los buenos resultados mostrados por las técnicas holísticas en [11] y en el reconocimiento de rostros utilizando PCA y LDA para bases de datos pequeñas [33] [34] y para bases de datos grandes [35] en este trabajo serán utilizadas estas 2 técnicas, junto con la combinación de ambas, para desarrollar un sistema clasificador global de personas en estado de ebriedad, es decir, desarrollar un sistema el cual con pocas muestras de personas en estado de ebriedad sea capaz de reconocer a cualquier persona nueva que se encuentre en este estado.

CAPÍTULO 2

GENERACIÓN DE LA BASE DE DATOS

Primero, lo necesario para desarrollar un sistema de reconocimiento de patrones es una base de datos, ya que la información de ella es la base para generar este sistema. Una base de datos es una recopilación de información relativa a un problema en particular. Para diseñar una base de datos debemos establecer un proceso de manera que sea posible plasmar la información relativa al problema mediante una serie de datos y para esto debemos tener un conocimiento previo de la información relativa al problema.

Debido a la naturaleza biológica del problema donde la respuesta al alcohol depende del organismo de cada persona, múltiples factores fisiológicos influyen para que cada una de estas se encuentre en estado de ebriedad, como la cinética de absorción, cantidad de alcohol ingerido, el hábito alcohólico, el metabolismo del etanol, el contenido estomacal, el peso, la edad, el sexo, entre otros factores [6].

Por lo tanto, con el fin de recopilar la mayor cantidad de datos posibles para generación de una base de datos, serán medidos la edad, altura, peso y sexo de cada uno de los participantes junto con mediciones de alcohol a través de un alcotest, la temperatura en la frente y nariz, y la adquisición de imágenes térmicas y visibles del rostro de cada persona.

Para llevar a cabo esta recolección de datos se diseñó un experimento donde son necesarios distintos instrumentos. Aquellos necesarios para la realización del experimento se detallan en la sección 2.1.1, la instalación del experimento es explicada en la sección 2.1.2, la descripción paso a paso de este experimento se explica en la sección 2.1.3, el procedimiento utilizado para llevar a cabo el experimento se detalla en la sección 2.1.4 y finalmente los resultados obtenidos de este se muestran en la sección 2.1.5.

2.1.1 Instrumentos utilizados

- **Cámara Térmica:** La captura de las imágenes térmicas, se realiza a través de una cámara sensible a la radiación infrarroja capaz de captar toda la información térmica irradiada del cuerpo de cada persona. La cámara utilizada para capturar las imágenes térmicas que conformaran la base de datos es una FLIR Tau 2 640. Esta cámara cuenta con una resolución de 640 por 512 píxeles a 30 fps, es capaz de adquirir imágenes en el espectro infrarrojo con una resolución de hasta 14bits esto permite tener por cada pixel 16384 distintos valores pudiendo así capturar imágenes térmicas con mayor calidad (información). Su rango de sensibilidad se encuentra entre los -40 °C y los +160 °C (para modo de alta ganancia) y -40 °C a +550 °C (para modo de baja ganancia), y el rango de operación ambiental se encuentra entre los -40 °C a +80 °C lo que la hace apta para la captura de la radiación térmica emitida por cada persona [36].
- **Cámara Visible:** Junto con la adquisición de las imágenes en el espectro infrarrojo, al mismo tiempo también se captura imágenes en el espectro visible. Esto permite generar un set de imágenes visible y térmico. De esta manera, la base de datos es más amplia y puede ser utilizada para estudiar el problema desde distintos puntos de vista, u otros problemas relacionados con el reconocimiento de rostros. La captura de imágenes en el espectro

visible se realiza a través de una cámara PS3 Eye, esta permite capturar imágenes con una resolución de 640 por 480 píxeles a 30 fps (o bien 320 por 240 píxeles de resolución a una tasa máxima de 120 fps [37]). Esta cámara es utilizada principalmente por que posee un lente gran angular que permite un FOV de 75°, sumado a la posibilidad de realizar zoom directamente desde la cámara, dando la posibilidad de adquirir imágenes casi perfectamente alineadas a las imágenes adquiridas con la cámara térmica. Esto facilita en gran medida el procesamiento posterior de las imágenes.

- **Alcoholtest:** Para medir el alcohol en el cuerpo de cada persona se hace uso de un alcoholtest profesional marca “MARS” el cual cuenta con un sensor electroquímico como sensor para obtener medir la cantidad de alcohol exhalado. Con éste busca llevar un control y monitoreo sobre la cantidad de alcohol de cada participante para cuidar su integridad además de servir esta como información adicional para analizar.
- **Termómetro Infrarrojo:** A través de un termómetro IR marca UNI-T modelo UT302B se mide la temperatura en la nariz y en la frente para observar sus variaciones, esto debido a que como se advirtió en los estudios anteriores [13] [14] [16], estas zonas presentan mayores variaciones de temperatura. Este puede determinar la temperatura de la superficie mediante la medición de la cantidad de energía infrarroja radiada por la superficie del objeto donde se está midiendo.
- **Báscula digital:** A través del peso se busca tener información respecto a la masa corporal de cada persona y como afecta el consumo de alcohol a distintas texturas corporales. Una báscula capaz de medir hasta 150 kilogramos es suficiente para abarcar a todos los posibles participantes.
- **Cinta métrica:** Al igual que con la báscula, con la cinta métrica se busca medir la estatura de cada individuo a fin de obtener más información de estos que pueda servir para obtener conclusiones respecto al consumo de alcohol. Una cinta métrica de 2 metros o más es necesaria para lograr medir la altura de todos los sujetos.
- **Cronómetro:** Para llevar el control sobre el tiempo en que cada persona debe beber o descansar se necesita de un cronómetro para regularlos. Cualquier tipo de cronómetro ha de servir.
- **Cervezas:** Para que cada persona logre llegar a un estado de ebriedad, serán proporcionadas a cada participante 4 cervezas de 5.5 grados de alcohol y 355 ml (o cc), lo que quiere decir que cada una contiene 19,525 ml de alcohol.
- **Mini refrigerador:** Utilizado para conservar las cervezas a una temperatura constante y mantener uniformidad en la ingesta de cada persona.

2.1.2 Configuración del experimento

La adquisición de las imágenes tanto visibles como térmicas, es una tarea con la que se debe tener especial cuidado, dado que de esto depende la calidad de las imágenes adquiridas lo que influye directamente en el desempeño de los algoritmos de reconocimiento.

Dentro de las consideraciones tomadas, algunas se aplican solamente a la adquisición de imágenes térmicas, como obtener las imágenes en un área donde las variaciones de la temperatura ambiental sean mínimas, para reducir al mínimo las variaciones de las características térmicas del rostro provocado por el factor atmosférico. El lugar escogido para realizar la adquisición de imágenes fue el laboratorio de robótica e inteligencia artificial ubicado en la Escuela de Ingeniería Eléctrica de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, ya que al ser un lugar cerrado y con pocas corrientes de aire la temperatura ambiental dentro de este laboratorio se mantiene aproximadamente constante. De acuerdo a estudios anteriores realizados en el laboratorio, la temperatura en este se mantiene entre los 23 y 24 grados Celsius.

Otro factor importante que genera variaciones en las características térmicas de cada individuo es su fisiología, algunos ejemplos de variaciones producidas por la fisiología son que el cuerpo ajusta su temperatura en función de la temperatura ambiente o también, la temperatura del cuerpo varía cuando una persona está sana o enferma. Lamentablemente este factor no puede ser controlado, por lo que no se puede hacer nada al respecto, sin embargo, esto aporta dinamismo al estudio.

En cuanto a la adquisición de imágenes visibles, la principal consideración que se debe tener en cuenta es mantener la iluminación constante. A pesar de no existir un set up de iluminación dedicado a la adquisición (no se trabajó con focos dedicados exclusivamente a la iluminación de los rostros, solo se trabajó con la iluminación estructural del laboratorio), se mantuvieron encendidos siempre todos los tubos fluorescentes del laboratorio mientras eran adquiridas las imágenes.

Teniendo en cuenta estos escenarios, primero se montan las cámaras térmica y visible sobre un soporte (el cual fue construido especialmente para montar estas dos cámaras) y luego se coloca este sobre un trípode como se observa a la izquierda en la Fig. 2-1 para mantener la estabilidad entre las cámaras junto con mantener las posiciones entre estas ya que deben ser las mismas durante todo el periodo adquisición de la base de datos y no generar diferencias entre imágenes adquiridas, además la distancia entre los lentes de cada cámara mantiene constante a 6 cm de distancia entre ellas como se aprecia al centro en la Fig. 2-1.

Una vez fijadas las cámaras sobre el soporte y colocadas sobre el trípode se fija la altura para la ubicación de las cámaras, esta es de 115 cm desde el suelo hasta la parte inferior del soporte donde están ubicadas las cámaras como se observa a la derecha en la Fig. 2-1 (esta altura es seleccionada ya que permite adquirir imágenes de personas que se encuentren sentadas), la altura es mantenida fija como parte de la configuración durante toda la adquisición de la base de datos.

Finalmente, se procede a buscar una ubicación óptima para colocar el trípode. El principal criterio utilizado para esto fue el mantener un fondo sin variaciones y reducir el efecto del auto ajuste de ambas cámaras. Para lograr este objetivo se decidió ubicar el trípode en una de las esquinas del laboratorio a 91,5 [cm] de una de las paredes. De esta manera las variaciones en la escena de las imágenes visibles y térmicas son producidas

únicamente por el sujeto que será fotografiado quien está frente al trípode sentado y apoyado contra la pared. En la Fig. 2-2 se puede apreciar el resultado de esta configuración.



Fig. 2-1 Disposición física de las cámaras.

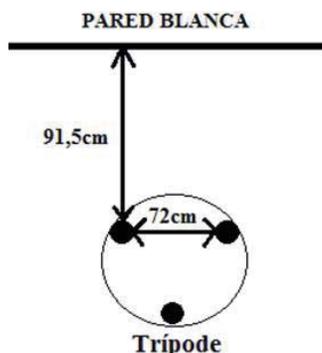


Fig. 2-2 Disposición física del trípode.

2.1.3 Descripción del experimento

Antes de comenzar el experimento a cada uno de los voluntarios se les explican las condiciones para participar en él y deben hacer un test rápido sobre consumo de alcohol el cual discrimina entre aquellos que pueden participar y quienes no pueden hacerlo. A aquellos que aprueban el test se les hace entrega de un documento denominado “consentimiento informado de participación en proyecto de investigación” donde se explica el experimento y el cual debe firmar indicando así que participan de forma voluntaria en él. A continuación, se les solicita sus datos personales (nombre, edad y sexo) y además se miden el peso y estatura de cada uno ellos. Cada uno de estos documentos se encuentra en la sección de apéndice A.

Considerando que en Chile la actual ley de tránsito que reglamenta lo que se refiere al delito de manejo en estado de ebriedad establecen que desde 0.2 g/L (gramos de alcohol por litro de sangre) una persona se encuentra “bajo la influencia del alcohol” y por sobre

los 0.8 g/L se considera en “estado de ebriedad”, por ello, en busca de que los voluntarios queden en estado de ebriedad, a cada persona se le da a beber una lata de cerveza de 350cc de 5.5 grados de alcohol (equivalentes a 19.25mL de alcohol) en 4 oportunidades teniendo aproximadamente 10 minutos para beber cada una y espaciadas en intervalos de tiempo de 30 minutos entre cada una de estas, de esta manera, cada uno de los individuos tuvo un tiempo de aproximadamente 20 minutos de descanso entre cada cerveza con el fin de regularizar el contenido de alcohol en su sangre y que la medición del alcotest se asemeje con la de una alcoholemia.

Antes de beber cada cerveza, se mide el nivel de alcohol en la sangre de cada participante mediante un alcotest, luego a través de un termómetro láser se mide la temperatura en la frente y nariz, y se captura una secuencia de 50 fotos térmicas y 1 foto visible (esto debido a que el tiempo que se emplea en capturar estas imágenes es un poco menor al que un participante soporta en forma erguida y sin pestañear). Finalmente, luego de 20 minutos de haber consumido la última cerveza se realiza una última medición. De esta manera se adquieren un total de 250 fotos térmicas, 5 fotos visibles, 5 mediciones del alcohol en la sangre y 5 mediciones de la temperatura en la frente y nariz de cada participante.

El experimento contó con la presencia de un paramédico en caso de emergencias y tuvo una duración aproximada de 2.5 horas por persona. Una vez finalizado el experimento cada participante debió esperar otros 30 minutos para que disminuya el contenido de alcohol en su sangre. Finalmente, antes de retirarse cada participante, se le mide nuevamente la graduación alcohólica en su cuerpo, si ésta no supera los 0.8g/L (gramos de alcohol por litro de sangre) y no tiene claros síntomas de la ingesta de alcohol, el participante puede retirarse junto a un acompañante.

2.1.4 Procedimiento de captura

Dado que cada uno de los sujetos debe consumir cuatro latas de cerveza y ser fotografiado en cinco ocasiones, es necesario establecer un procedimiento con la finalidad de otorgar el tiempo necesario para que un sujeto pueda beber la lata y ser fotografiado antes de que sea necesario fotografiar al siguiente sujeto.

Para capturar las imágenes se ha desarrollado una interfaz gráfica de usuario (GUI) haciendo uso del entorno de desarrollo integrado (IDE) proporcionado por el software Matlab R2014a. Este software proporciona un lenguaje de programación (lenguaje M) el cual fue empleado para escribir el código con el que se desarrolló la GUI (y todos los códigos utilizados en esta investigación).

En la Fig. 2-3 se muestra la GUI desarrollada. En esta figura se observan 2 imágenes, a la izquierda se muestran las imágenes que captura la cámara térmica mientras que a la derecha se muestran las imágenes que captura de la cámara visible. Además, en la sección inferior de esta se encuentran distintos casilleros para llenar con los datos pedidos en ellos, junto con un botón de comenzar el cual da inicio a la captura de las imágenes y el almacenamiento de estas con todos los datos llenados. Mientras la GUI se encuentre abierta mostrará lo que están observando las cámaras. Cabe mencionar que aunque la cámara térmica (imagen mostrada a la izquierda en la Fig. 2-3) esté mostrando una imagen en 8 bits (para poder visualizarla), la captura de las imágenes es realizada en 14 bits.

Así, luego que se haya verificado la conexión física de las cámaras se debe abrir la GUI desarrollada para la adquisición y a continuación la rutina que se debe cumplir para cada sujeto es la siguiente:

- 1) El sujeto debe encontrarse en el laboratorio unos 10 a 15 minutos antes del comienzo de la adquisición de las imágenes para que su metabolismo se “regularice” a un estado de reposo y se aclimate a la temperatura ambiental del laboratorio. En este periodo de tiempo se recopilan sus datos personales (nombre, edad, sexo) y corporales (altura, peso).
- 2) Antes de realizar cada adquisición es necesario llenar estos datos recopilados en los espacios definidos para estos en la GUI para guardar las imágenes con la información correspondiente a cada persona y a cada adquisición.
- 3) La primera adquisición se realiza cuando el sujeto esta sobrio, luego de esto, el sujeto debe consumir la primera lata de cerveza (350 ml) en un tiempo no mayor a 10 minutos.
- 4) Media hora después del consumo de la primera lata de cerveza el sujeto debe ser fotografiado por segunda vez. Posterior a la fotografía se mide la cantidad de alcohol en la sangre utilizando el alcotest y se mide su temperatura en frente y nariz. Posteriormente, el sujeto debe consumir la segunda lata de cerveza.
- 5) El procedimiento del punto anterior debe repetirse dos veces más media hora después de finalizada la segunda lata (se consume la tercera) y media hora después de finalizada la tercera lata (se consume la cuarta).
- 6) Finalmente, media hora después de que el sujeto consuma la cuarta lata, el sujeto debe ser fotografiado y debe ser medida su concentración del alcohol en la sangre utilizando el alcotest.

Se estima que cada sujeto puede consumir una lata de cerveza con calma en unos 7 a 8 minutos. El tiempo destinado a la fotografía es de 1 minuto (sentarse y adquisición) y el tiempo de medición con alcotest y la temperatura en la frente y nariz es de 1 minuto. Además, el tiempo de recuperación del alcotest (tiempo entre una medida y otra) es de tres minutos. Teniendo en consideración los tiempos para cada una de las fases (por sujeto), se establece que el número adecuado de sujetos que serán citados por sesión será de 4 o 5, y el procedimiento de adquisición para cada sesión está programado según la Tabla 2-1, donde el tiempo 00:00:00, corresponde a la hora de inicio de la captura. Una hora apropiada para el inicio del experimento es a las 15:30 horas. Es importante mencionar que las celdas marcadas de color rojo, indican las partes del procedimiento donde no deben existir “choques”, dado que se utiliza algún instrumento (cámara o alcotest) y solo es posible utilizarlos con un sujeto a la vez. Observando la Tabla 2-1 se puede comprobar que no existen problemas “choques” en el procedimiento.

GUI_FELIPE_2

Nombre y apellidos
Ej: FelipeFariasUrzua

Edad
26 [años]

Altura
180 [cm]

Peso
77 [Kg]

Sexo
M

Captura
1

COMENZAR

Fig. 2-3 Interfaz para adquisición de los datos.

Tabla 2-1 Tiempos para el procedimiento de Captura de Imágenes.

	Sujeto 1	Sujeto 2	Sujeto 3	Sujeto 4	Sujeto 5
Captura 1	0:00:00	0:07:00	0:14:00	0:21:00	0:28:00
Cerveza 1	0:01:00	0:08:00	0:15:00	0:22:00	0:29:00
Reposo 1	0:06:00	0:13:00	0:20:00	0:27:00	0:34:00
Alcotest y temperatura 1	0:36:00	0:43:00	0:50:00	0:57:00	1:04:00
Captura 2	0:37:00	0:44:00	0:51:00	0:58:00	1:05:00
Cerveza 2	0:38:00	0:45:00	0:52:00	0:59:00	1:06:00
Reposo 2	0:43:00	0:50:00	0:57:00	1:04:00	1:11:00
Alcotest y temperatura 2	1:13:00	1:20:00	1:27:00	1:34:00	1:41:00
Captura 3	1:14:00	1:21:00	1:28:00	1:35:00	1:42:00
Cerveza 3	1:15:00	1:22:00	1:29:00	1:36:00	1:43:00
Reposo 3	1:20:00	1:27:00	1:34:00	1:41:00	1:48:00
Alcotest y temperatura 3	1:50:00	1:57:00	2:04:00	2:11:00	2:18:00
Captura 4	1:51:00	1:58:00	2:05:00	2:12:00	2:19:00
Cerveza 4	1:52:00	1:59:00	2:06:00	2:13:00	2:20:00
Reposo 4	1:57:00	2:04:00	2:11:00	2:18:00	2:25:00
Alcotest y temperatura 4	2:27:00	2:34:00	2:41:00	2:48:00	2:55:00
Captura 5	2:28:00	2:35:00	2:42:00	2:49:00	2:56:00

2.1.5 Resultados obtenidos del experimento

Tras 10 sesiones de adquisición se logró generar una base de datos con un total de 46 personas. Donde, para cada persona se ha obtenido un set de imágenes visibles, un set de imágenes térmicas y una tabla con un conjunto de datos asociados a cada adquisición que podemos observar en las Fig. 2-4, Fig. 2-5 y en la Tabla 2-2.



Fig. 2-4 Conjunto imágenes visibles.



Fig. 2-5 Conjunto imágenes térmicas.

Tabla 2-2 Conjunto de datos recopilados por persona

Nombre	Felipe Farías	Alcotest 1 [g/L]	0	Temperatura frente y nariz 1 [°C]	33.8 32.9
Edad [años]	26	Alcotest 2 [g/L]	0,187	Temperatura frente y nariz 2 [°C]	33.2 32.6
Altura [cm.]	180	Alcotest 3 [g/L]	0,388	Temperatura frente y nariz 3 [°C]	33.7 33.2
Peso [kg.]	80	Alcotest 4 [g/L]	0,529	Temperatura frente y nariz 4 [°C]	33.4 33.5
Sexo [M o F]	M	Alcotest 5 [g/L]	0,767	Temperatura frente y nariz 5 [°C]	34.2 34.1

CAPÍTULO 3

METODOLOGIA Y HERRAMIENTAS

Un sistema de reconocimiento de patrones está compuesto básicamente de tres etapas, la primera incluye un sensor que recoja fielmente los elementos del universo a ser clasificado, la segunda, un mecanismo de extracción de características cuyo propósito es extraer la información útil y eliminar la información redundante e irrelevante, y finalmente una tercera etapa de aprendizaje y clasificación donde se le enseña al sistema qué elementos debe diferenciar para que luego se asignen a la categoría apropiada nuevos elementos desconocidos. La Fig. 3-1 muestra un esquema de este proceso en donde se observan claramente sus etapas.

A grandes rasgos el proceso descrito conforma un esquema básico de un sistema de reconocimiento de patrones, sin embargo, diversas herramientas en cada una de las etapas son necesarias para lograr un sistema eficiente, debido a ello, con el fin de dejar en claro este proceso, en las secciones siguientes se describen las técnicas (herramientas) utilizadas en cada una de las etapas del procedimiento desde la etapa de extracción de características en adelante.

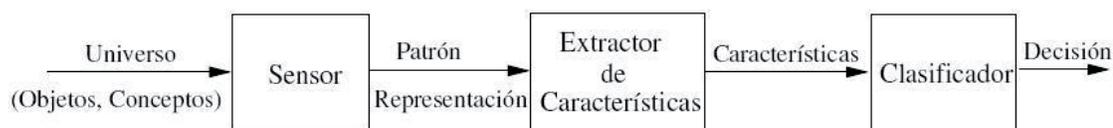


Fig. 3-1 Esquema básico de un sistema de reconocimiento de patrones.

3.1 Técnicas en etapa de extracción de características

El objetivo de la etapa de extracción de características es generar conjuntos de características lo más representativo y útil como sea posible para el proceso de clasificación y aprendizaje. Como se mencionó anteriormente, de manera general estas técnicas se pueden agrupar en tres grupos, las técnicas basadas en rasgos locales, las técnicas holísticas y las técnicas mixtas. En las siguientes subsecciones se describirán las técnicas utilizadas por cada uno de estos grupos.

3.1.1 Extracción de características mediante técnicas basadas en rasgos locales

Estas técnicas utilizan características que dividen una imagen y la describen parcialmente. De esta manera, haciendo uso de métodos geométricos, por ejemplo, para una imagen de un rostro, distintas secciones de la cara pueden ser extraídas para ser utilizadas como características como por ejemplo la nariz, la boca, la frente, los ojos, etc.

3.1.2 Extracción de características mediante técnicas holísticas

Estas técnicas permiten analizar de manera completa una imagen, es decir, consideran la información de todos los píxeles de la imagen, así se obtiene una descripción global de ésta de tamaño mucho menor que el de la imagen original. A continuación, se describen los algoritmos del análisis de componentes principales (PCA), el análisis de discriminante lineal (LDA), y la fusión de ambas técnicas las cuales son utilizadas en el para la extracción de características en el desarrollo de este trabajo.

- Análisis de componentes principales (PCA) [38]

El objetivo principal del PCA es el analizar un conjunto de datos para identificar patrones y reducir la dimensión de este conjunto de datos con una mínima pérdida de información. Éste revela estructuras escondidas en el conjunto de datos de modo que se puede identificar como las diferentes variables trabajan juntas para crear la dinámica del sistema para luego reducir la redundancia, filtrar ruido en los datos, comprimir los datos y/o preparar los datos para su posterior análisis con otras técnicas. Como ya se mencionó, el objetivo es construir un pequeño número de nuevas variables llamadas componentes principales en las cuales se concentre la mayor cantidad posible de información, como se ilustra en la Fig. 3-2. Estas nuevas componentes principales o factores son calculados como una combinación lineal de las variables originales, y además serán linealmente independientes. PCA es una técnica que tiene sentido aplicarse en el caso de existir altas correlaciones entre las variables (indicio de que existe información redundante) como consecuencia, pocos factores explicarán gran parte de la variabilidad total.

Ordenados los datos como se muestra en la Fig. 3-2, donde las columnas corresponden a características (dimensiones) y las filas a muestras, y considerando $X_{n,p}$ como la muestra n de la característica p . El cálculo las componentes principales puede resumirse en 6 pasos.

Algoritmo PCA:

- 1) Tomar el conjunto de datos ignorando las clases de estos, esto debido a que no se necesita esa información para realizar el análisis.
- 2) Calcular el vector de la media aritmética para cada característica (columna) a través de la ecuación (3-1).

$$\bar{X}_p = \frac{1}{n} * \sum_{k=1}^n X_{k,p} ; \quad \forall p \quad (3-1)$$

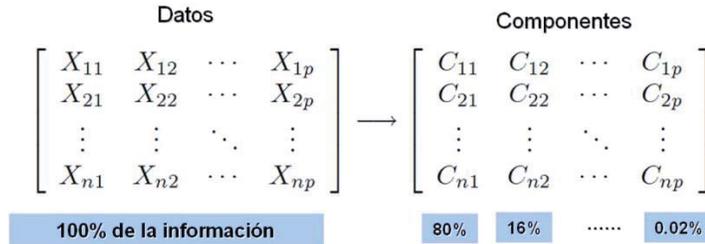


Fig. 3-2 Transformación de datos originales en componentes principales.

- 3) Calcular la matriz de covarianza (S) como se observa en la ecuación (3-2), donde la covarianza entre un par de características (X, Y) está dada de acuerdo a la ecuación (3-3). Esta mide cuánto cada una de las dimensiones (características) varía de la media con respecto a otra.

$$S = \begin{bmatrix} cov(x_1, x_1) & \cdots & cov(x_1, x_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ cov(x_p, x_1) & \cdots & cov(x_p, x_p) \end{bmatrix} \quad (3-2)$$

$$cov(X, Y) = \frac{1}{(n-1)} * \sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X})(Y_k - \bar{Y}) \quad (3-3)$$

- 4) Calcular vectores propios y sus correspondientes valores propios. Los vectores propios e_i y los correspondientes valores propios λ_i son solución de la ecuación (3-3). Estos valores pueden ser encontrados buscando la solución de la ecuación característica $|S - \lambda I| = 0$ donde I es la matriz identidad del mismo orden que S y el operador $| \cdot |$ denota el determinante de la matriz. Este cálculo es realizado mediante el algoritmo para la descomposición en valores singulares implementado en Matlab R2014a.

$$S e_i = \lambda_i e_i, i = 1 \dots p \quad (3-3)$$

- 5) Ordenar los vectores propios por orden decreciente de valores propios de esta manera se puede encontrar las direcciones en las que el conjunto de datos tiene la mayor representación de la varianza.
- 6) Transformar las muestras al nuevo sub espacio. Denotando por A a la matriz que contiene los autovectores de la matriz de covarianza como vector de filas se puede transformar un vector de datos x al nuevo sub espacio mediante la ecuación (3-4).

$$y = A(x - \bar{X}) \quad (3-4)$$

- Análisis de discriminante lineal (LDA) [34]

Es una técnica estadística clásica que proporciona la proyección que maximiza la tasa de dispersión entre los datos de las diferentes clases respecto a los de la misma clase. Las características obtenidas mediante este método son útiles para la clasificación de patrones pues hace que patrones pertenecientes a la misma clase estén más próximos los unos de los otros y que los de diferentes clases se alejen entre ellos.

De esta manera, se busca proyectar estas características a un espacio de 2 dimensiones donde se minimice la separación de los datos en cada clúster y a su vez se maximice la separabilidad entre estos mediante una transformación lineal. Esta transformación es:

$$y_i = W^T x_i \quad (3-5)$$

Donde los vectores w_i que forman W son las nuevas direcciones donde serán proyectadas las características contenidas en x_i . La solución a este problema está dado por el Discriminante Lineal de Fisher (FLD) el cual seleccionará el vector W que maximiza la ecuación (3-6).

$$J(W) = \frac{|m_1 - m_2|^2}{s_1^2 + s_2^2} = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (3-6)$$

Donde m_1 y m_2 son los vectores de las medias de cada clase, S_B es la variabilidad entre clases y S_W es la variabilidad dentro de las clases.

$$S_B = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T \quad (3-7)$$

$$S_W = S_1 + S_2 \quad \text{donde } S_i = \sum (x - m_i)(x - m_i)^T \quad (3-8)$$

Así, el vector W que maximiza la función $J(W)$ es obtenido por la solución del problema de valor propio generalizada representado en la ecuación 3-8 el cual es calculado mediante el algoritmo para la descomposición en valores singulares implementado en Matlab R2014a.

$$S_B W = \lambda S_W W \quad (3-8)$$

De la solución de este problema se obtiene la matriz W de vectores propios w_i , que conformarán las direcciones en el nuevo espacio en el que se proyectará el vector de características originales x_i . Al mismo tiempo, entrega los valores propios λ que corresponden a cada uno de los vectores propios. Estos valores propios indican la importancia de cada vector propio, en donde, cuanto mayor sea el valor propio mejor será la separabilidad de los clusters hacia ese vector propio.

De igual manera que en PCA, denotando por A la matriz que contiene los vectores propios como vector de filas se puede transformar un vector de datos x al nuevo sub espacio mediante:

$$y = A(x - \bar{X}) \quad (3-9)$$

- PCA+LDA [39]

La idea básica de combinar PCA y LDA es para mejorar la capacidad de generalización de LDA cuando solo se cuenta de pocas muestras por clase. El método consiste de dos etapas: primero se proyectan las imágenes de las caras desde el espacio de características original al sub espacio generado por PCA, y luego se usa LDA para separar las clases de estas caras.

Para lograr ello, en primer lugar, se utiliza el algoritmo de PCA sobre las muestras para obtener sus componentes principales, una vez obtenidas estas, se selecciona una cantidad de componentes principales igual a la cantidad de varianza que se desee. A continuación, estas componentes principales seleccionadas son utilizadas como características de entrada al algoritmo de LDA el cual proyectara estas componentes principales sobre una cantidad deseada de dimensiones donde la separación entre las clases que la compongan sea máxima. De esta manera con PCA se extraerán las componentes principales del rostro de cada individuo, reducir la influencia del ruido y de los datos redundantes, mientras que con LDA se busca una proyección de estas componentes principales en un sub espacio que no tenga en cuenta la información que se ha descartado. De esta forma se produce una representación en las que las clases están bien separadas en dicho sub espacio de menor dimensión [35]. Este proceso se ejemplifica mediante el esquema mostrado en la Fig. 3-3.



Fig. 3-3 Esquema funcionamiento PCA+LDA

3.2 Etapa de aprendizaje y clasificación

Dentro del proceso de clasificación intervienen varios aspectos, por ejemplo, la técnica de validación cruzada a utilizar, el conjunto de datos con el que se entrena el clasificador, la técnica que se utiliza para clasificar y finalmente el método con el cual se evaluarán los resultados obtenidos. Cada uno de dichos aspectos es explicado en las sub secciones siguientes.

3.2.1 Clustering

Un algoritmo de agrupamiento (clustering) es un procedimiento de agrupación de una serie de datos en forma de vectores de acuerdo con un criterio. Esos criterios son por lo general distancia, similitud, entre otros. La cercanía se define en términos de una determinada función de distancia, como por ejemplo la distancia euclidiana. Generalmente, los vectores de un mismo grupo (o clúster) comparten propiedades comunes.

- K-Means [40]

Es uno de los algoritmos de agrupamiento no supervisado más conocidos, el cuál es utilizado en el desarrollo de esta investigación. El concepto principal de este algoritmo es el de centroide que corresponde al punto central de un grupo, ese punto central puede ser una muestra del conjunto de datos, o un punto calculado como el centro geométrico de las muestras.

El algoritmo como entrada espera una tabla con las muestras que se desean agrupar y el número de grupos deseados k , y como salida entrega etiquetas que indican a qué clúster pertenece cada una de estas muestras. Para lograrlo, primero se escogen k muestras y se asignan como centroides. A continuación, se calcula la distancia de las muestras restantes a cada centroide y se asigna cada una de ellas al centroide más cercano formando así K clusters. Una vez generados estos K clusters se calcula el centroide de cada uno de ellos, se calcula la distancia de cada muestra a cada uno de los nuevos centroides generados y se asignada cada muestra al centroide más cercano. Este proceso se repite hasta que no haya cambios en la asignación de clusters para las muestras. Dicho procedimiento se observa en el diagrama de bloques mostrado en la Fig. 3-4.

El algoritmo para cada paso de k -means puede ser descrito en 6 pasos. Así, definiendo $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ como el conjunto de puntos de datos, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ el conjunto de centroides, k el número de centroides (clusters) y k_i el número de puntos de datos en el i_{esimo} clúster.

- 1) Seleccionar aleatoriamente K centroides para los clusters.
- 2) Calcular la distancia entre cada punto de datos y los centroides mediante distancia euclidiana como se indica en la ecuación (3-10).

$$d(i, j) = \sqrt{|x_{i1} - x_{j1}|^2 + \dots + |x_{ip} - x_{jp}|^2} \quad (3-10)$$

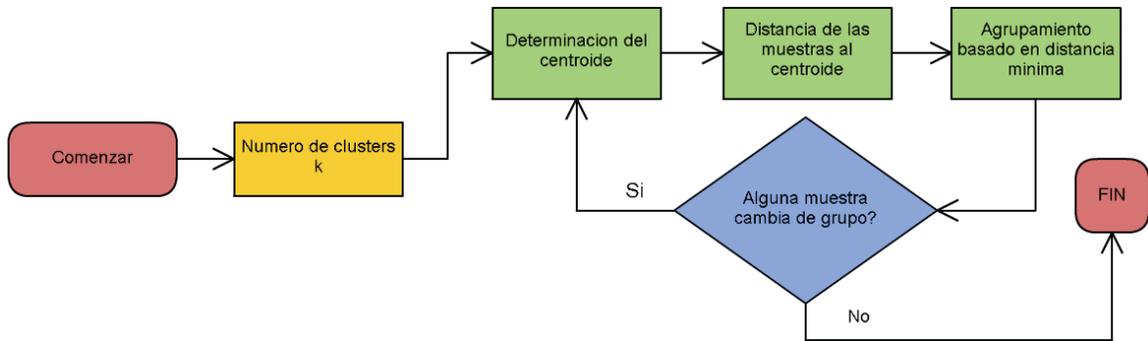


Fig. 3-4 Algoritmo k-means.

- 3) Se asigna cada punto de datos al centroide más cercano.
- 4) Se calcula el nuevo centroide de los clusters generados a través de la ecuación (3-11).

$$v_i = \left(\frac{1}{k_i}\right) \sum_{j=1}^{K_i} x_i \quad (3-11)$$

- 5) Se recalcula la distancia entre cada punto de datos y los nuevos centroides obtenidos.
- 6) Si no existen re asignaciones de puntos de datos a clusters se detiene el procedimiento, de lo contrario se repite desde el paso 3.

- Evaluación de los clusters generados con K-Means

Como en cualquier otra tarea de aprendizaje automático es necesario evaluar si los agrupamientos realizados son buenos o no. Para tener una idea de cuan bien separados están los clusters obtenidos con k-means se hace una silueta de las etiquetas obtenidas. Esta silueta muestra una medida de que tan cerca está un punto en un clúster a los puntos en otros clusters. Esta medición puede ir desde -1 hasta 1, donde 1 indica que están muy distantes de los clusters vecinos, 0 indica que no se puede distinguir a que clúster pertenece, y -1 indica que probablemente el punto está asignado al clúster equivocado [41].

Un ejemplo de esto puede observarse en la Fig. 3-5. De esta silueta, para un conjunto de datos separado en 3 clusters, se observa que la mayoría de los puntos en el segundo clúster tienen un alto valor, lo que indica que en cierta medida el clúster está separado de los otros. Sin embargo, el tercer clúster hay muchos puntos con bajo valor, y el primer clúster contiene algunos puntos con valores negativos lo que indica que estos clusters no están bien separados.

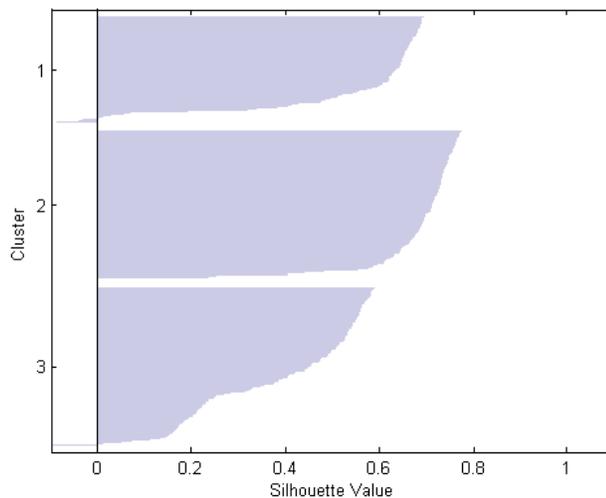


Fig. 3-5 Ejemplo de silueta para K-means de 3 clusters.

- Determinación del número correcto de clusters

Una forma adecuada para determinar el número correcto de clusters es analizando la separación media que existe entre ellos. De esta forma para la silueta de la Fig. 3-5 se tiene que el valor medio de su silueta es de 0.5352, sin embargo para el mismo conjunto de datos generando 4 clusters con k means como se observa en la Fig. 3-6, se tiene que su valor medio es de 0.6400 lo que indica que los datos están mejor separados y por lo tanto se puede decir que esta información es más separable en 4 clusters.

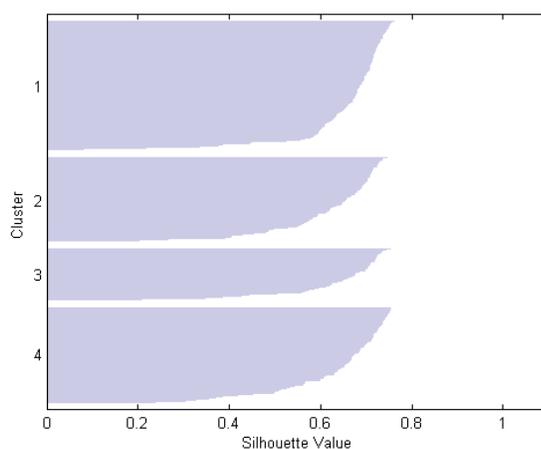


Fig. 3-6 Ejemplo de silueta para K-means de 4 clusters.

3.2.2 Validación cruzada

La validación cruzada es un método estadístico para evaluar y comparar algoritmos de aprendizaje dividiendo los datos en dos segmentos: uno usado para aprender o entrenar un modelo de aprendizaje y el otro es usado para validar el modelo. Consiste en repetir y calcular la media aritmética obtenida de las medidas de evaluación sobre diferentes particiones de entrenamiento y validación de un conjunto de datos, de esta forma se puede garantizar que los resultados son independientes. Se utiliza en entornos donde el objetivo principal es la predicción y se quiere estimar qué tan preciso es un modelo que se llevará a cabo en la práctica [38].

Existen dos tipos de validación cruzada, la exhaustiva y la no exhaustiva. En la exhaustiva existen 2 técnicas: validación cruzada dejando una característica fuera para validar, y la validación cruzada dejando P características fuera para validar. Mientras que en la no exhaustiva existen también 2 técnicas: validación cruzada de K iteraciones y validación cruzada aleatoria.

Para evaluar el aprendizaje se hace uso de la validación cruzada aleatoria, la cual consiste en dividir aleatoriamente el conjunto de datos de entrenamiento y el conjunto de datos de prueba como se muestra en la Fig. 3-7. Para cada división la función de aproximación se ajusta a partir de los datos de entrenamiento y calcula los valores de salida para el conjunto de datos de prueba. El resultado final se corresponde a la media aritmética de los valores obtenidos para las diferentes divisiones. La ventaja de este método es que la división de datos entrenamiento-prueba no depende del número de iteraciones.

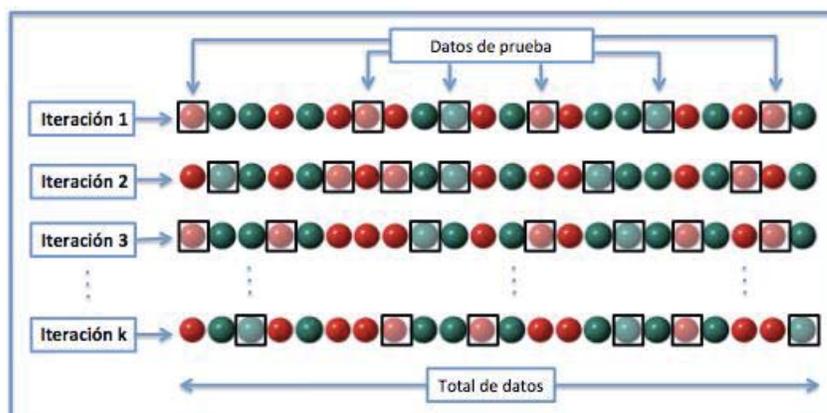


Fig. 3-7 Validación cruzada aleatoria con k iteraciones.

3.2.3 Máquina de vectores de soporte (SVM)

Una Máquina de Soporte Vectorial (SVM) es un conjunto de algoritmos de aprendizaje supervisado, ésta aprende el umbral de decisión entre dos clases distintas de los puntos de entrada. Como un clasificador de una sola clase, la descripción dada por los datos de los vectores de soporte es capaz de formar una frontera de decisión alrededor del dominio de los datos de aprendizaje con muy poco o ningún conocimiento de los datos fuera de esta

frontera. Los datos son mapeados por medio de un kernel Gaussiano u otro tipo de kernel a un espacio de características en un espacio dimensional más alto, donde se busca la máxima separación entre clases. Esta función de frontera, cuando es traída de regreso al espacio de entrada, puede separar los datos en todas las clases distintas, cada una formando un agrupamiento [42].

Una SVM primero mapea los puntos de entrada a un espacio de características de una dimensión mayor (i.e.: si los puntos de entrada están en R^2 entonces son mapeados por la SVM a R^3) y encuentra un hiperplano que los separe y luego maximice el margen m entre las clases del espacio como se aprecia en la Fig. 3-8(b).

Maximizar el margen m es un problema de programación cuadrática (QP) y puede ser resuelto por su problema dual introduciendo multiplicadores de LaGrange. Sin ningún conocimiento del mapeo, la SVM encuentra el hiperplano óptimo utilizando el producto punto con funciones en el espacio de características que son llamadas kernels. La solución del hiperplano óptimo puede ser escrita como la combinación de unos pocos puntos de entrada que son llamados vectores de soporte [43]. Existen dos casos típicos:

- Caso linealmente separable

Supongamos que nos han dado un conjunto S de puntos etiquetados para entrenamiento como se aprecia en la Fig. 3-8(a). Cada punto de entrenamiento $x_i \in R^n$ pertenece a una de dos clases y se le ha dado una etiqueta $y_i \in \{-1, 1\}$ para $i = 1, \dots, l$. En la mayoría de los casos, la búsqueda de un hiperplano adecuado en un espacio de entrada es demasiado restrictivo para ser de uso práctico. Una solución a esta situación es mapear el espacio de entrada en un espacio de características de una dimensión mayor y buscar el hiperplano óptimo allí. Sea $z = \phi(x)$ la notación del correspondiente vector en el espacio de características con un mapeo ϕ de R^n a un espacio de características Z .

Deseamos encontrar el hiperplano $w \cdot z + b = 0$ definido por el par (w, b) , tal que podamos separar el punto x_i de acuerdo a la función:

$$f(x_i) = \text{sign}(w \cdot z_i + b) = \begin{cases} 1 & y_i = 1 \\ -1 & y_i = -1 \end{cases} \quad (3-12)$$

Donde $w \in Z$ y $b \in R$. Más precisamente, el conjunto S se dice que es linealmente separable si existe (w, b) tal que las inecuaciones:

$$\begin{cases} (w \cdot z_i + b) \geq 1, & y_i = 1 \\ (w \cdot z_i + b) \leq -1, & y_i = -1 \end{cases} \quad i = 1, \dots, l \quad (3-13)$$

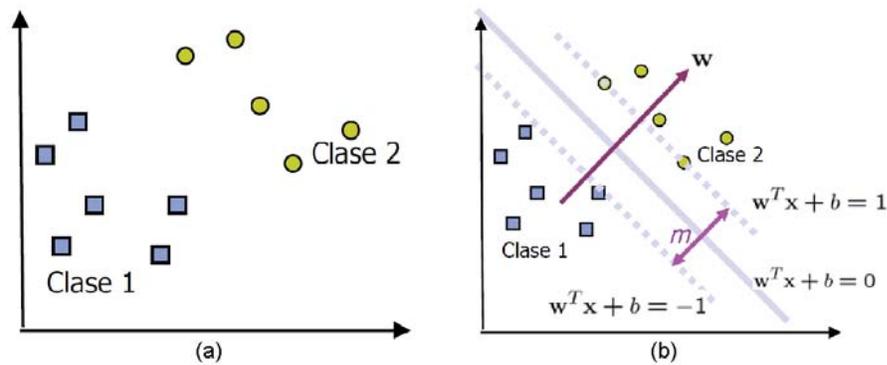


Fig. 3-8 Ejemplo SVM linealmente separable.

Sean válidas para todos los elementos del conjunto S . Para el caso linealmente separable de S , podemos encontrar un único hiperplano óptimo, para el cual, el margen entre las proyecciones de los puntos de entrenamiento de dos diferentes clases es maximizado.

- Caso no linealmente separable

Si el conjunto S es no linealmente separable, violaciones a la clasificación deben ser permitidas en la formulación de la SVM. Para tratar con datos que no son linealmente separables, el análisis previo puede ser generalizado introduciendo algunas variables no-negativas $\xi_i \geq 0$ de tal modo que $y_i(w \cdot z_i + b) \geq 1 - \xi_i$, $i = 1, \dots, l$. Los $\xi_i \neq 0$ son aquellos para los cuales el punto x_i no satisface. Entonces el término $\sum_{i=1}^l \xi_i$ puede ser tomado como algún tipo de medida del error en la clasificación. El problema del hiperplano óptimo es entonces redefinido como la solución al problema:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} w \cdot w + C \sum_{i=1}^l \xi_i \right\} \quad (3-14)$$

s. a

$$y_i(w \cdot z_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, l$$

$$\xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, l$$

El parámetro C puede ser definido como un parámetro de regularización. Este es el único parámetro libre de ser ajustado en la formulación de la SVM. El ajuste del parámetro puede hacer un balance entre la maximización del margen y la violación a la clasificación. Buscar el hiperplano óptimo es un problema QP, que puede ser resuelto construyendo un Lagrangiano y transformándolo en el dual:

$$\text{Max } W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j z_i z_j \quad (3-15)$$

$$\text{s. a } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, l \quad (3-16)$$

Donde $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_l)$ es un vector de multiplicadores de LaGrange positivos. Por otra parte, el teorema de Kuhn-Tucker [44] juega un papel importante en la teoría de las SVM. De acuerdo a este teorema, la solución $\bar{\alpha}_i$ del problema satisface:

$$\bar{\alpha}_i (y_i (\bar{w} \cdot z_i + \bar{b}) - 1 + \bar{\xi}_i) = 0, \quad i = 1, \dots, l \quad (3-17)$$

$$(C - \bar{\alpha}_i) \bar{\xi}_i = 0, \quad i = 1, \dots, l \quad (3-18)$$

De esta igualdad se deduce que los únicos valores $\bar{\alpha}_i \neq 0$ son aquellos que para las constantes en las restricciones que definen el hiperplano óptimo son satisfechas con el signo de igualdad. El punto x_i correspondiente con $\bar{\alpha}_i > 0$ es llamado vector de soporte. Sin embargo, hay dos tipos de vectores de soporte en un caso no separable. En el caso $0 \leq \bar{\alpha}_i \leq C$, el correspondiente vector de soporte x_i satisface las igualdades $y_i (\bar{w} \cdot z_i + \bar{b}) = 1$ y $\bar{\xi}_i = 0$. En el caso $\bar{\alpha}_i = C$, el correspondiente $\bar{\xi}_i$ es diferente de cero y el vector de soporte x_i no satisface las inecuaciones que definen las clases. Se denota a estos vectores de soporte como errores. El punto x_i correspondiente con $\bar{\alpha}_i = 0$ es clasificado correctamente y está claramente alejado del margen de decisión como se ilustra en la Fig. 3-9.

Para construir el hiperplano óptimo $\bar{w} \cdot z + \bar{b}$, se utiliza $w = \sum_{i=1}^l \bar{\alpha}_i y_i z_i$ donde el escalar b puede ser determinado de las condiciones de Kuhn-Tucker. Así, la función de decisión generalizada es tal que:

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot z + b) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i z_i \cdot z + b \right) \quad (3-19)$$

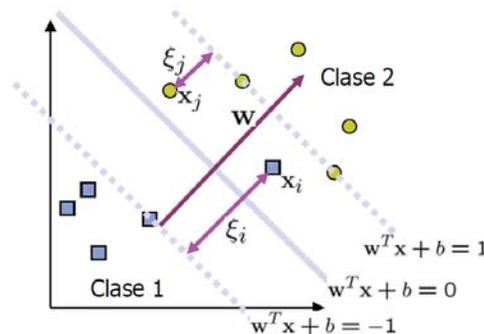


Fig. 3-9 Aparición del error ξ_i en el error de clasificación.

- Kernel para el caso no linealmente separable

La manera más simple de realizar la separación es mediante una línea recta, un plano recto o un hiperplano N-dimensional. Desafortunadamente los universos a estudiar no se suelen presentar en casos idílicos de dos dimensiones como en el caso anterior, sino que un algoritmo SVM debe tratar con más de dos variables predictoras, curvas no lineales de separación, casos donde los conjuntos de datos no pueden ser completamente separados, clasificaciones en más de dos categorías.

Debido a las limitaciones computacionales de las máquinas de aprendizaje lineal, éstas no pueden ser utilizadas en la mayoría de las aplicaciones del mundo real. La representación por medio de funciones Kernel ofrece una solución a este problema, proyectando la información a un espacio de características de mayor dimensión el cual aumenta la capacidad computacional de la máquina de aprendizaje lineal. Es decir, mapearemos el espacio de entrada X a un nuevo espacio de características de mayor dimensionalidad como se ilustra en la Fig. 3-10.

Como no tenemos ningún conocimiento de ϕ , el cálculo del problema (3-15) y (3-19) es imposible. Hay una buena propiedad de la SVM que dice que no es necesario tener ningún conocimiento acerca de ϕ . Nosotros solo necesitamos una función $K(\cdot, \cdot)$ llamada kernel que calcule el producto punto de los puntos de entrada en el espacio de características Z, esto es $z_i \cdot z_j = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) = K(x_i, x_j)$. Entonces el hiperplano no lineal de separación puede ser encontrado como la solución de la ecuación (3-20).

$$\begin{aligned} \text{Max } W(\alpha) &= \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) & (3-20) \\ \text{s. a } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i &= 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, l \end{aligned}$$

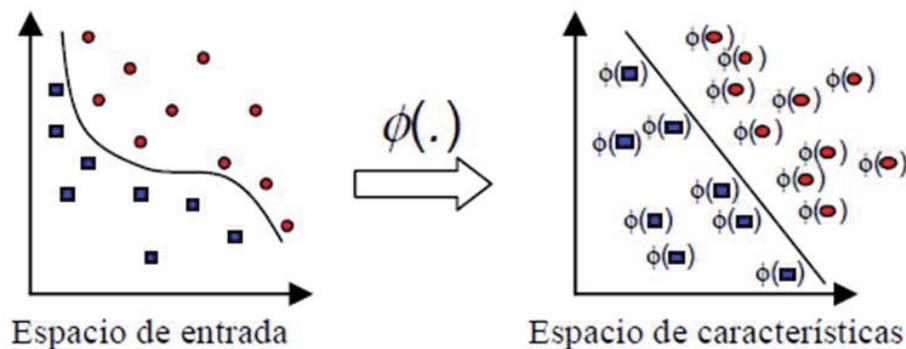


Fig. 3-10 Kernel para transformación del espacio de los datos.

- Margen suave “C”:

Como se observó, existe un parámetro que controla la penalización que otorgaremos a una clasificación errónea. Este parámetro C le dice al proceso de optimización de SVM cuánto queremos evitar una clasificación errónea. De esta manera, para grandes valores de C la optimización escogerá un hiperplano con un margen muy estrecho, por el contrario, un valor muy pequeño de C causará que el optimizador genere un hiperplano de separación con margen muy grande lo cual puede llevar a un mayor número de clasificaciones erróneas, ver Fig. 3-11. Por lo tanto, la regulación de este parámetro es esencial. A pesar de existir métodos para encontrar de manera automática el mejor valor de C, solo se trabajará con valores de C=1, C=10 y C=100.

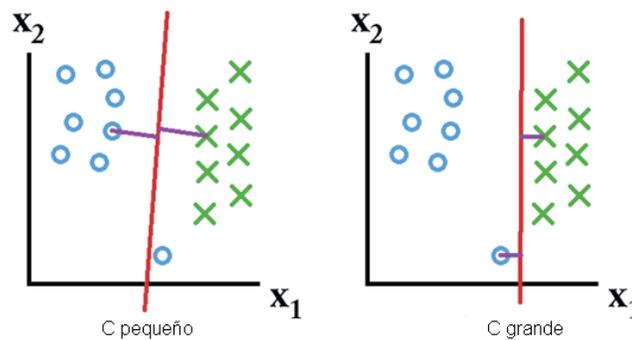


Fig. 3-11 Efecto de C sobre el hiperplano de SVM.

- RBF kernel:

Dentro de la variedad de kernels (o núcleos) existentes para ser utilizados junto con un segundo parámetro encontramos que interfiere en la función del clasificador, éste afecta en la construcción del hiperplano y está contenido en la función kernel RBF que viene dado por:

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3-21)$$

Como se observa en la Fig. 3-12, este parámetro juega un rol por ser un amplificador de la distancia entre vectores de soporte. Si la distancia entre los vectores es más grande que sigma, la función kernel tenderá a cero. Así, si sigma es muy pequeño, tenderá a hacer clasificadores locales mientras que si tenemos valores de sigma muy grandes tenderá a generalizar.

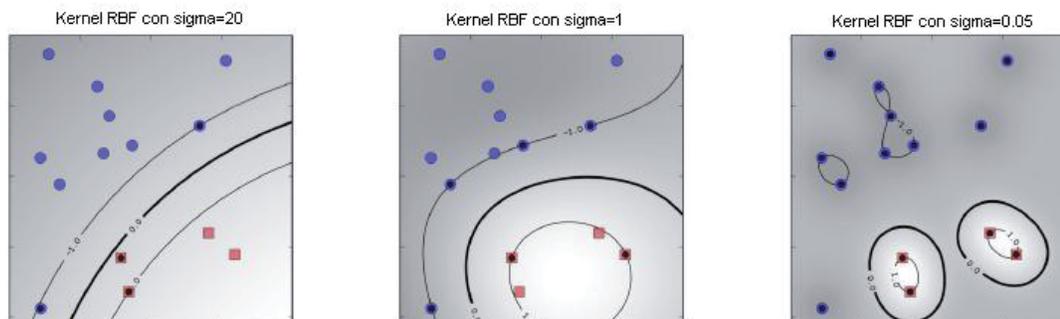


Fig. 3-12 Efecto de sigma sobre el hiperplano de SVM.

3.2.4 Evaluación de desempeño del sistema clasificador

Para validar los resultados obtenidos se utilizan las medidas definidas por los test diagnósticos y el análisis de curvas ROC (Característica Operativa del Receptor) [45]. La curva ROC se desarrolló por ingenieros eléctricos para medir la eficacia en la detección de objetos enemigos en campos de batalla mediante pantallas de radar. Este análisis se aplicó posteriormente en medicina, radiología, psicología y otras áreas durante varias décadas. Sólo recientemente se le ha encontrado aplicación en áreas como el aprendizaje automático.

Una curva ROC está definida por los resultados de un test diagnóstico. Ésta se define como un procedimiento aplicado con la finalidad de detectar una pertenencia a una clase determinada por un ente. Para valorar la validez de una prueba se establece una comparación entre el resultado y el estado real. Para un test con resultado binario, esta comparación se logra con una tabla en la que se cruzan los posibles resultados de la clasificación, frente al estado a priori de la clase, como se observa en la Tabla 3-1. Así, por ejemplo, si la clasificación de un ente indica que pertenece a una clase, y, a priori se sabe que la instancia real de éste es aquella clase, entonces, el test indicará que se encuentra frente a un real positivo (TP).

De esta manera, una curva ROC se define como una representación gráfica de la razón de verdaderos positivos (TPR) frente a la razón de falsos positivos (FPR) según se varía un umbral de discriminación, valor a partir del cual se decide que un caso sea positivo. Se define la TPR como la cantidad de aciertos, mientras que la FPR se define como la cantidad de falsas alarmas. Ambos valores se muestra en la Tabla 3-2.

Tabla 3-1 Posibles resultados de una prueba diagnóstica.

Instancia real (estado a priori)	Resultado de la clasificación	
	Pertenece	No pertenece
Pertenece	Reales positivos (TP)	Falsos negativos (NP)
No pertenece	Falsos positivos (FP)	Reales negativos (TN)

Tabla 3-2 Probabilidades en un estudio diagnóstico.

Tasas	Calculo
Razón de falsos positivos (FPR)	$\frac{FP}{TN + FP}$
Razón de verdaderos positivos (TPR)	$\frac{TP}{FN + TP}$

Además de lo anterior, la curva ROC permite describir qué tan separadas están las distribuciones de FP con respecto de TP, por ejemplo, si las funciones de densidad se cruzan, la curva ROC resultante será similar a la mostrada en la Fig. 3-13, si las distribuciones se solapan casi por completo, entonces la curva ROC está representada por la línea diagonal como se muestra en la Fig. 3-14 indicando que el test no es informativo, si las funciones de densidad están simétricamente distantes como se muestra en la Fig. 3-15 entonces la curva ROC estará conformada por las líneas que forman la esquina superior izquierda, indicando un test perfecto.

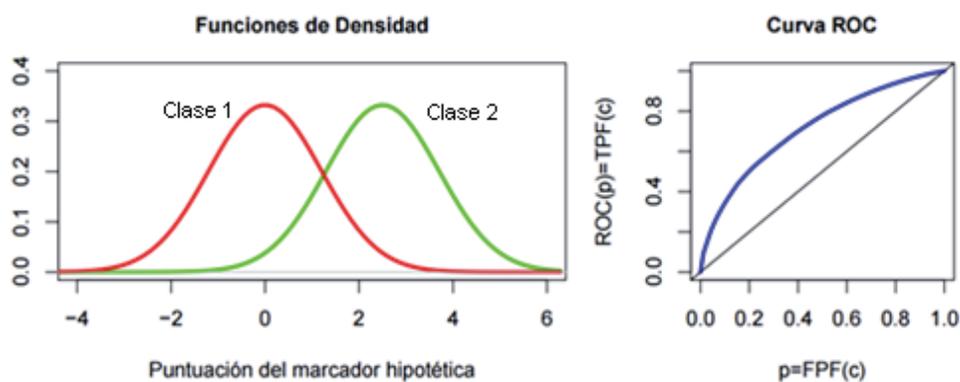


Fig. 3-13 Densidad de personas sobrias y ebrias con características parecidas.

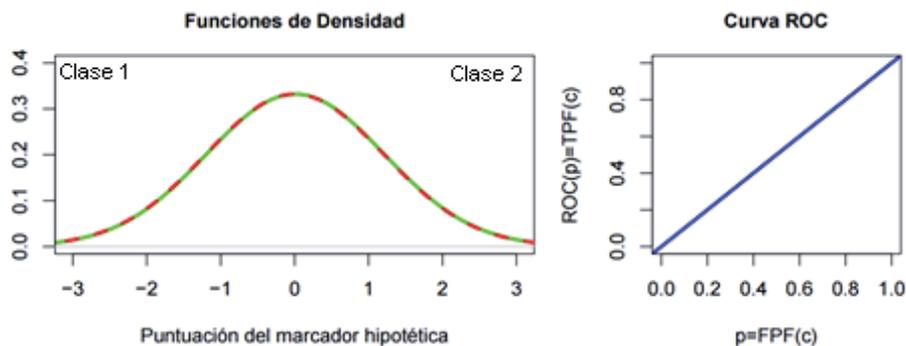


Fig. 3-14 Densidad de personas sobrias y ebrias con características iguales.

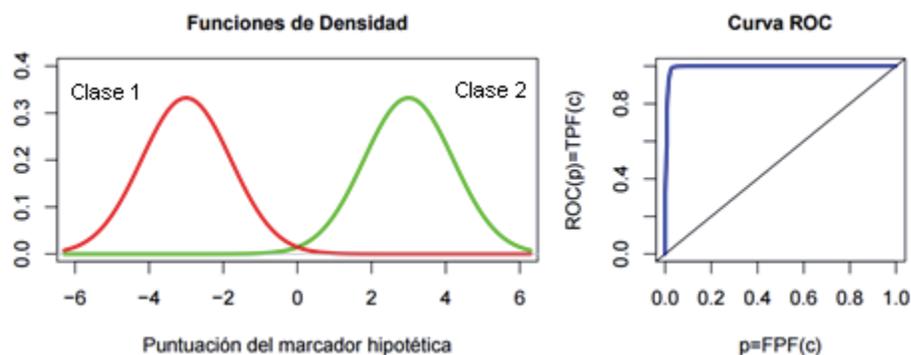


Fig. 3-15 Densidad de personas sobrias y ebrias con características distintas.

Junto con lo anterior, el área bajo la curva ROC estima la capacidad de distinguir o de “discriminar” entre las clases que tiene una prueba diagnóstica. En este caso, si el área bajo la curva valiese 1 (la curva ROC se dirige hacia la esquina superior izquierda como en la Fig. 3-15) la prueba sería perfecta, ya que se distinguen perfectamente ambas clases. En cambio, si el área bajo la curva valiese 0,5 (área debajo de la línea diagonal representada en la Fig. 3-14) existiría la misma probabilidad de clasificar a un ente en una clase u otra, es decir, un área de 0,5 bajo la curva equivale a no discriminar y se interpreta como una prueba “no informativa” [45].

Un área menor de 0,5 requiere invertir los criterios de diagnósticos, es decir, considerar los negativos como positivos y viceversa. Al invertirlos se comprueba que la prueba discrimina más del 50%. De esta forma podemos decir que el área bajo la curva ROC se define como la probabilidad de clasificar correctamente un par de individuos sobrio y ebrio, seleccionados al azar de la población, mediante los resultados obtenidos al aplicar la prueba diagnóstica.

Así, una curva ROC permite:

- Evaluación visual de la exactitud.
- Comparación visual entre pruebas.
- Evaluación cuantitativa de la exactitud mediante al área bajo la curva ROC.
- Comparación cuantitativa entre pruebas.
- Selección de niveles de decisión o umbrales considerando la prevalencia y la relación costo beneficio de los resultados falsos.
- Análisis de regresión logística y análisis de discriminantes.

CAPÍTULO 4

SISTEMA CLASIFICADOR

Generada la base de datos, explicada la metodología y herramientas a utilizar, en este capítulo se retoma el esquema básico de un sistema de reconocimiento de patrones mostrado en la Fig. 3-1, y se explica cómo han sido utilizadas estas herramientas para dar forma al sistema. Para contextualizar el problema, a continuación se describirá el esquema de la Fig. 3-1 relacionándolo con el problema de la identificación de personas en estado de ebriedad.

Siguiendo éste esquema, primero, definimos que el objetivo es reconocer a una persona en estado de ebriedad, por lo tanto, el universo a estudiar corresponde a todas aquellas personas que consumen alcohol. Un porcentaje de estas personas son registradas mediante un sensor correspondiente a una cámara fotográfica capaz de capturar imágenes en el espectro infrarrojo, de esta forma, son capturadas a lo menos 2 fotografías del rostro de cada persona, una cuando la persona está sobria y otra cuando se encuentra ebria, formando así a lo menos un par de imágenes térmicas del rostro de cada persona. El conjunto de pares de imágenes corresponde a la representación de este universo. Sobre estas imágenes es aplicado un proceso de extracción de características con el fin de generar conjuntos de características que representen cada uno de los estados de cada persona. Finalmente, las características son ingresadas al clasificador con el fin de que este aprenda la diferencia entre cada estado (sobrio y ebrio) y pueda decidir sobre una nueva muestra desconocida a cuál de estos estados pertenece el individuo.

Para lograr generar este sistema, en el capítulo 2 se ha descrito el procedimiento utilizado al generar la base de datos, en el capítulo 3 se han descrito las herramientas a utilizar, y en las siguientes secciones de este capítulo se describirá el tratamiento de las imágenes recopiladas para la obtención de los conjuntos de características, y como han sido utilizadas las herramientas descritas en el capítulo anterior para dar forma al sistema de clasificación. Cabe destacar y tener presente que estos procesos se realizaran únicamente para la primera y última adquisición de la base de datos, es decir, cuando la persona está sobria y cuando está ebria.

4.1 Pre procesamiento de las imágenes en la base de datos

Con el fin de obtener una representación fiel y uniforme de las imágenes de la base de datos, estas son manipuladas en una etapa de procesamiento de manera tal que sea posible extraer características a partir de éstas con la mayor coincidencia posible entre cada imagen. Para esto es necesario primero realizar un alineamiento de los ojos, y segundo, un proceso de corte y redimensionado de cada imagen.

Para realizar estos procesos en una imagen se utilizará la posición del centro de los ojos (x_1, y_1) y (x_2, y_2) para el ojo derecho e izquierdo respectivamente, y, el ancho y alto de la imagen (m, n) . La selección de estos puntos debe realizarse de manera manual ya que no se cuenta con un detector de ojos que funcione para imágenes térmicas, mientras que el ancho y alto para todas las imágenes es de 640x512 pixeles. Una vez obtenidos los puntos del centro de los ojos en el rostro de una persona se procede de la siguiente manera:

Se calcula la distancia entre los ojos D y el ángulo α comprendido entre estos mediante las ecuaciones (2-1) y (2-2). Si el ángulo es positivo el rostro es rotado en sentido anti horario y si es negativo la rotación en sentido horario para dejar los ojos alineados. En la Fig. 4-1 se muestra una imagen intencionalmente rotada para luego ser alineada donde se muestra además los puntos de los ojos y el ángulo formado por estos.

$$D = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (4-1)$$

$$\alpha = \tan^{-1} \left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \right) \quad (4-2)$$

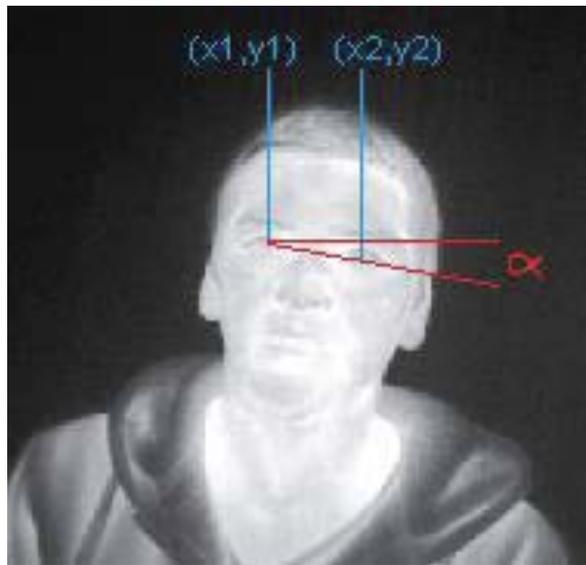


Fig. 4-1 Imagen a pre procesar.

Luego de ser rotada la imagen se calcula la posición (T_1, T_2) de los bordes de la imagen original en la imagen rotada mediante las ecuaciones (4-3). A continuación se obtienen las nuevas coordenadas del centro del ojo derecho (x_p, y_p) ya que estos han sido desplazados en función del ángulo de rotación. Si el ángulo α es positivo se hace uso de la ecuación (4-4) y si es negativo se usa la ecuación (4-5). La Fig. 4-2 muestra la imagen anterior rotada y los puntos mencionados.

$$T_1 = m * \sin \alpha \quad (4-3)$$

$$T_2 = n * \sin \alpha$$

$$x_p = x_1 * \cos \alpha + y_1 * \sin \alpha \quad (4-4)$$

$$y_p = y_1 * \cos \alpha - x_1 * \sin \alpha + T_2$$

$$x_p = x_1 * \cos \alpha + y_1 * \sin \alpha - T_1 \quad (4-5)$$

$$y_p = y_1 * \cos \alpha - x_1 * \sin \alpha$$

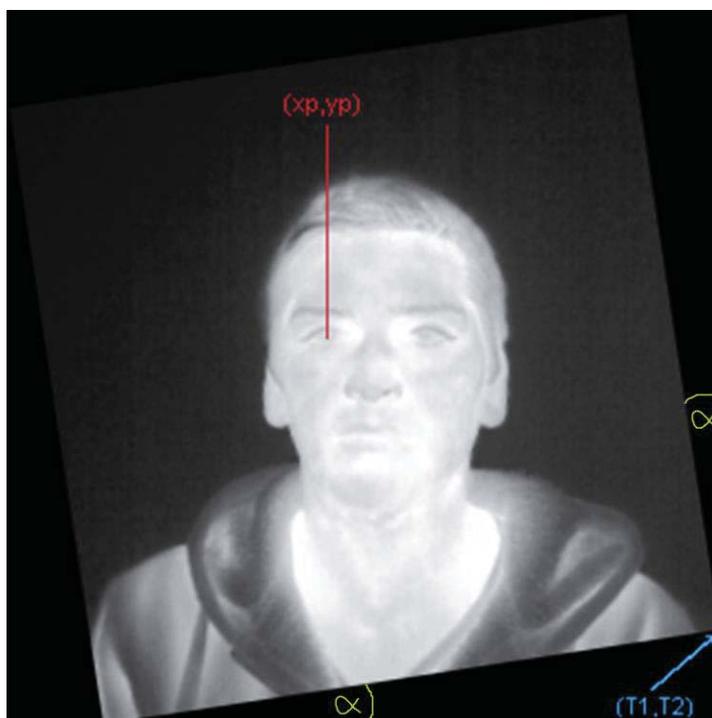


Fig. 4-2 Imagen rotada.

A continuación, se procede a cortar la imagen y se genera una relación de aspecto constante para el rostro de todas las personas. El corte se realiza para cada persona considerando proporciones de la distancia entre los ojos D y las nuevas coordenadas del ojo derecho, así, las imágenes tendrán una misma proporción con un alto de (h) de 2.3 veces la distancia entre los ojos D , y un ancho (w) de 1.46 veces la distancia entre los ojos D como se aprecia en la Fig. 4-3. Cabe notar que esta distancia entre ojos es diferente para cada persona y se define de este tamaño para que contenga únicamente el rostro de la persona.

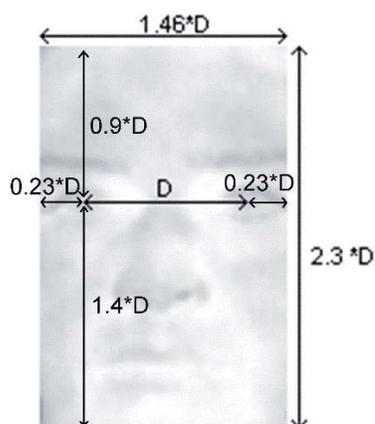


Fig. 4-3 Imagen cortada con dimensiones de corte.

Luego, se establece una distancia entre ojos fija ($D_{deseada}$) para redimensionar la imagen y así obtener todos los rostros con un mismo tamaño y aspecto. De esta manera, se establece una relación de aspecto entre la imagen recortada y la imagen redimensionada dada por las ecuaciones (4-6) y (4-7).

$$w_{deseado} = 1.46 * D_{deseada} \quad (4-6)$$

$$h_{deseado} = 2.3 * D_{deseada} \quad (4-7)$$

Definida la relación de aspecto y cortada la imagen, finalmente se redimensiona ésta para que tenga el mismo tamaño que el resto de las imágenes procurando mantener la relación de aspecto definida anteriormente, es decir, que al expandir o contraer la imagen esta no pierda las relaciones que existen en el rostro. Por lo tanto, se debe mantener esta relación de aspecto y al mismo tiempo hacer las imágenes lo más semejantes posible.

Para ello, se define un valor a la distancia entre ojos deseada ($D_{deseada}$) de 45 pixeles, así, haciendo uso de las ecuaciones (4-6) y (4-7) se obtiene que el tamaño para la nueva imagen redimensionada es de 66 pixeles de ancho ($w_{deseado}$) y 104 pixeles de alto ($h_{deseado}$). En estas dimensiones se asegura no expandir o contraer demasiado los rostros de cada persona y así evitar que se generen o pierdan demasiados pixeles manteniendo todas las imágenes del mismo tamaño con una distancia entre ojos fija para cada persona.

4.2 Extracción de características

Una vez pre procesadas las imágenes, es decir, alineadas, recortadas y redimensionadas, es posible utilizarlas para obtener características mediante las técnicas de extracción de características descritas en el capítulo anterior. La utilización de éstas es explicada en las siguientes sub-secciones.

4.2.1 Extracción mediante rasgos locales

Como se indicó en el capítulo 1, la temperatura en el rostro aumenta con el consumo de alcohol y ha de esperarse que lo haga en las zonas indicadas por la Fig. 1-2. Observando y analizando las diferencias térmicas entre la imagen sobria y ebria de cada persona, se encuentra que para la mayor parte de las personas en la base de datos, las regiones donde se produjeron las mayores diferencias térmicas corresponden a la nariz y la frente tal como se observó en [16] y como se aprecia en la Fig. 4-4 donde el azul representa baja temperatura y el rojo representa alta temperatura. De esta observación identificamos y extraemos 4 tipos de características, las cuales se observan en la Fig. 4-5 y definiremos como: (1) rostro, (2) pixeles, (3) nariz, y (4) frente. Cada uno de estos tipos de características se detalla a continuación.

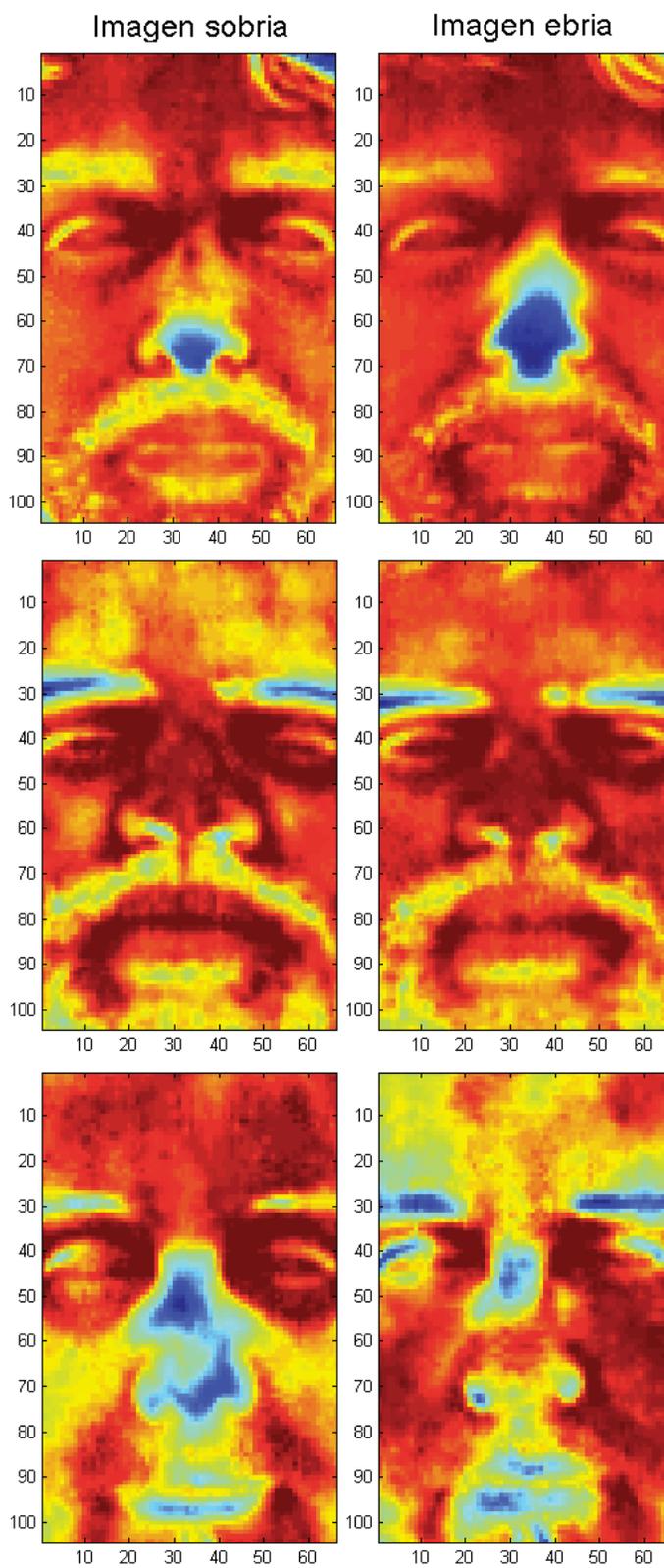


Fig. 4-4 Imagen térmica sobria y ebria para 3 personas distintas.

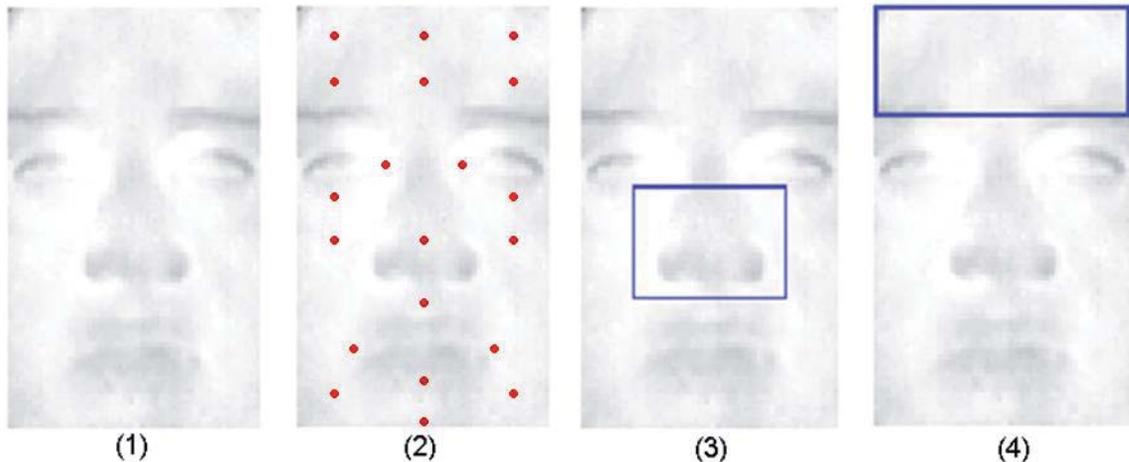


Fig. 4-5 Conjuntos de características a utilizar.

(1) Rostro: Esta característica corresponde a la imagen completa del rostro luego de la etapa de pre procesado. Como se indicó anteriormente, esta tiene dimensiones de 66 pixeles de ancho y 104 pixeles de alto, por lo tanto, tiene 6864 pixeles, características o dimensiones por imagen.

(2) Pixeles: Esta característica corresponde al valor de intensidad de 20 distintos pixeles tomados desde la imagen pre procesada del rostro (considerando la distribución de los vasos sanguíneos que se muestran en la Fig. 1-1 [30] [31]). De esta forma se tienen 20 pixeles, características o dimensiones por imagen.

(3) Nariz: Esta característica corresponde a la región de la nariz de la imagen pre procesada del rostro. Se forma tomando la punta de la nariz 24 pixeles hacia la derecha e izquierda, y desde este mismo punto 8 pixeles hacia abajo y 19 hacia arriba, formando así una región de 45 pixeles de ancho y 28 pixeles de alto, por lo tanto, tiene 1260 pixeles, características o dimensiones por imagen.

(4) Frente: Esta característica corresponde a la región de la frente de la imagen pre procesada del rostro. Se forma tomando desde el extremo superior izquierdo al extremo superior derecho de ésta, es decir, 66 pixeles de ancho, y un alto de 25 pixeles. Así, 1650 pixeles, características o dimensiones son extraídas por imagen.

4.2.1 Extracción mediante técnicas holísticas

La extracción de características mediante las técnicas holísticas (descritas en el capítulo anterior), esto es, mediante el análisis de componentes principales (PCA), el análisis de discriminante lineal (LDA), y la mezcla de ambas (PCA+LDA), es aplicada sobre cada uno de los cuatro tipos de características. Así, se crean 12 nuevos tipos de características por imagen, es decir, 3 por cada método (PCA, LDA, PCA+LDA) aplicado sobre cada uno de los cuatro tipos de características explicados en la sub sección anterior. Todos ellos serán evaluados por el sistema de clasificación.

Se tiene el método de PCA en el que es necesario indicar la cantidad de componentes principales y el método de LDA en el que se debe indicar la cantidad de dimensiones a la cual es reducida la información. Para LDA, la cantidad de dimensiones a la que se reducirá la información es de dos, mientras que para PCA la cantidad de componentes principales probadas es 2, 4, 6, ... ,40, es decir, se probará una cantidad de 2 componentes principales, luego de 4, luego de 6, así, en pasos de 2 hasta 40 (ya que con 40 componentes principales se explica sobre el 95% de la varianza aproximadamente para cada conjunto de características).

4.3 Normalización

La normalización es una forma de asegurar que la información de un conjunto de características a utilizar es adecuada para ser utilizada de manera general y libre de ciertas características indeseables (como anomalías, redundancia) que podrían conducir a una pérdida de la integridad en ella. Se realiza a través de la ecuación (4-9), donde v representa el valor normalizado, a el valor a ser normalizado, y r el conjunto de datos al que pertenece a .

$$v = \frac{a - \min(r)}{\max(r) - \min(r)} \quad (4-9)$$

Esta normalización se realiza para cada conjunto de características, el proceso a utilizar se describe a continuación. Para un conjunto de personas, se extraen características a las imágenes de cada estado de estas personas (sobrio y ebrio), formando así un conjunto de características. Estas características se ordenan en una matriz como se observa en la Fig. 4-6, donde las filas representan las muestras (imágenes) y las columnas las dimensiones (características). Una vez ordenadas, la normalización dada por la ecuación (4-9), se aplica sobre cada vector columna (dimensión).

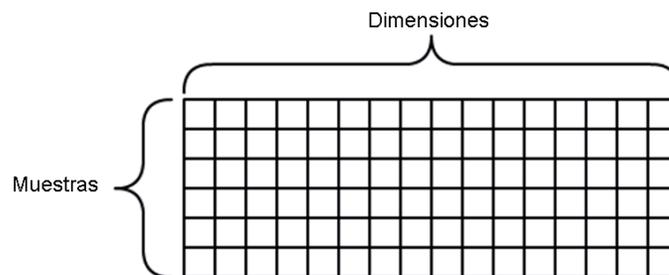


Fig. 4-6 Matriz de datos a normalizar

4.4 Formación de conjuntos de entrenamiento y validación

De acuerdo al criterio de validación cruzada visto en el capítulo anterior, la formación de los conjuntos de entrenamiento y validación será de forma aleatoria, es decir, se considerará un porcentaje del total de personas existente en la base de datos para formar cada uno de estos conjuntos y estas personas serán escogidas de forma aleatoria en cada iteración. Además, se ha escogido un valor de 100 iteraciones para obtener la media aritmética de los valores obtenidos para los distintos grupos formados en cada una de estas iteraciones. En el capítulo siguiente se detalla este aspecto ya que dependerá de cada experimento realizado.

4.5 Clasificador

La técnica de clasificación utilizada en el desarrollo del sistema es una máquina de vectores de soporte (SVM) trabajando con un kernel tipo RBF debido a que ambos han demostrado proporcionar buenos resultados con imágenes gracias a que SVM, a diferencia de otros algoritmos de clasificación, puede ser entrenado incluso si el número de muestras es mucho menor que el número de dimensiones [46] además por otra parte el kernel tipo RBF nos permite generar espacios más suaves o curvos con SVM lo cual es beneficioso ya que gran parte de los conjuntos de datos tienden a tener esta forma.

Como se mencionó en el capítulo anterior, el clasificador basado en SVM posee dos parámetros que deben ser fijados por el diseñador para que este pueda aprender el umbral que dividirá el espacio de características donde será representado cada estado, estos parámetros son el margen suave C y σ . Así, para la realización de una clasificación ha de formarse un conjunto de características para el entrenamiento (o aprendizaje) y un conjunto de características para validación (o evaluación del aprendizaje), y luego, se ha de fijar un valor de C y un valor de σ . Tan solo con estos cuatro elementos la SVM es capaz de aprender a diferenciar el estado sobrio del ebrio en el conjunto de entrenamiento proporcionado, e identificar las muestras en el conjunto de validación. Sin embargo, distintos valores de C y σ hacen variar los resultados obtenidos para un mismo conjunto de entrenamiento y validación, debido a ello, se diferenciarán estos valores con el fin de encontrar una configuración de estos que presente los mejores resultados.

Para C se han fijado 3 valores, estos son, 1, 10 y 100, ya que con ellos podemos ver ampliamente como afecta la penalización entregada por éste parámetro en el problema. Por otra parte, para σ se realizará un barrido de 200 valores que van desde 0.1 con un paso de 0.1 hasta 20. Así, para cada una de las 100 iteraciones de la validación cruzada aleatoria se generará un conjunto de entrenamiento y uno de validación, el cual será evaluado para cada valor de C y de σ mencionado.

Lo anterior nos indica que, para un conjunto de características cualesquiera y un valor de C constante, una SVM puede generar 200 espacios que separen el estado sobrio del ebrio (uno por cada valor de σ), y por lo tanto 200 evaluaciones distintas. Así, con 100 iteraciones, se busca una media aritmética del desempeño de cada valor de σ para un valor de C constante. Esta evaluación es explicada en siguiente sección.

4.6 Evaluación del desempeño del sistema

Como se indicó en el capítulo anterior, el desempeño del sistema será evaluado a través del análisis de curvas ROC. Estas se definen de acuerdo a dos parámetros obtenidos del análisis de test diagnóstico, los cuales son, la tasa de verdaderos positivos (TPR) y la tasa de falsos positivos (FPR). La TPR representa la cantidad de aciertos, o la cantidad de personas ebrias identificadas efectivamente como ebrias, mientras que la FPR se define como la cantidad de falsas alarmas, es decir, la cantidad de personas sobrias que fueron vistas como ebrias por el clasificador.

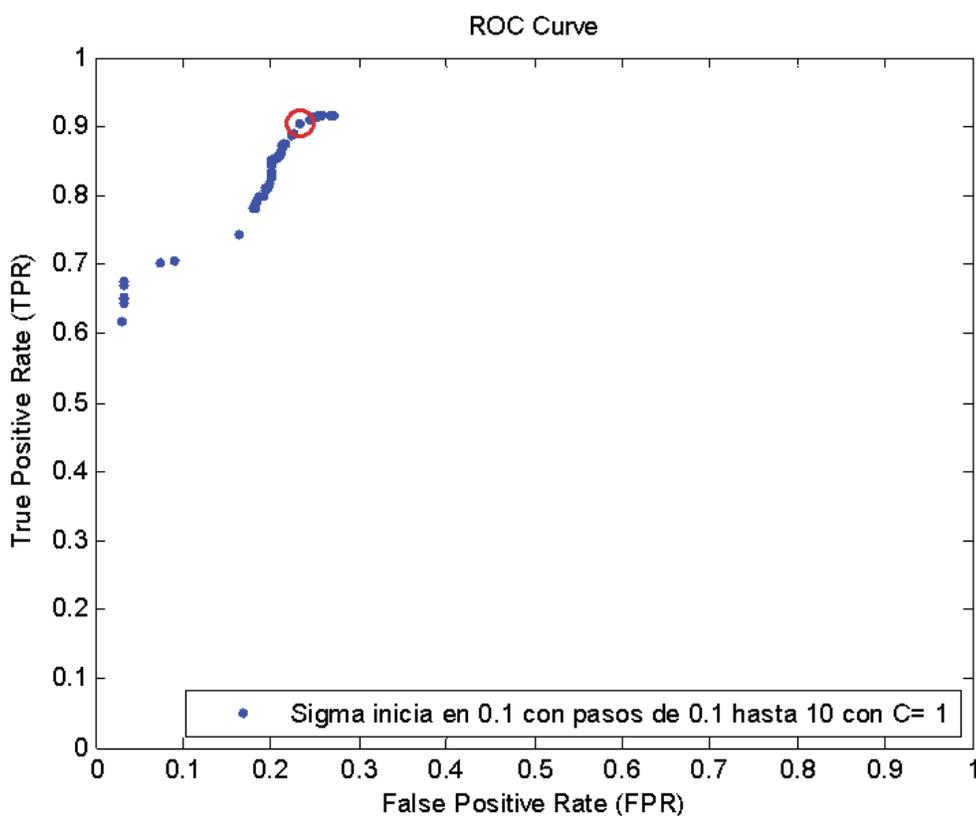


Fig. 4-7 Ejemplo de curva ROC

Retomando lo indicado en la sección anterior, para un conjunto de características cualesquiera y un valor de C constante, existirán 200 espacios que separen ambos y por lo tanto 200 distintas evaluaciones ante nuevas muestras. Cada una de estas evaluaciones arrojará un valor de TPR y una FPR el cual se ve reflejado en una curva ROC como se observa a través de los puntos en azul en la Fig. 4-7, por lo tanto, tras el proceso de validación cruzada aleatoria son obtenidas 100 curvas distintas, así, promediándolas, se obtiene una nueva curva ROC similar a la mostrada en la Fig. 4-7 que representa la media aritmética de la TPR y FPR para cada valor de sigma ante un valor constante de C .

Cada uno de los 200 valores medios obtenidos representa una tasa de desempeño para el sistema y queda a criterio del diseñador cuál punto se tomará. En particular, para los resultados mostrados de los experimentos realizados y que serán descritos en el siguiente capítulo, se considerará aquel punto que presente la mayor TPR y menor FPR, para el caso de la Fig. 4-7 se puede apreciar el punto escogido encerrado por el círculo rojo, este punto entrega una TPR de 90% y una FPR de 23% aproximadamente.

Con esta última etapa de evaluación del desempeño del sistema se ha explicado cómo está compuesto. En el siguiente capítulo se explicará su funcionamiento y los experimentos realizados con este sistema para la obtención de los resultados.

CAPÍTULO 5

EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

Los experimentos realizados consisten en seleccionar distintos conjuntos de personas cuando se encuentren sobrias y en estado de ebriedad, a fin de que el sistema generado a través de las imágenes que representan los estados de cada persona pueda aprender las diferencias entre éstos para cada conjunto de personas y posteriormente lograr distinguir ante una nueva imagen de una persona en cualquiera de los estados en cuál de éstos se encuentra. De esta manera, a través de la selección de distintos conjuntos de personas, se observará el comportamiento del sistema en múltiples escenarios.

Para realizar estos experimentos, se ha diseñado un sistema clasificador con las herramientas descritas en el capítulo 3 y capítulo 4. Este sistema funciona de acuerdo al esquema mostrado en la Fig. 5-1 y se explica a continuación.

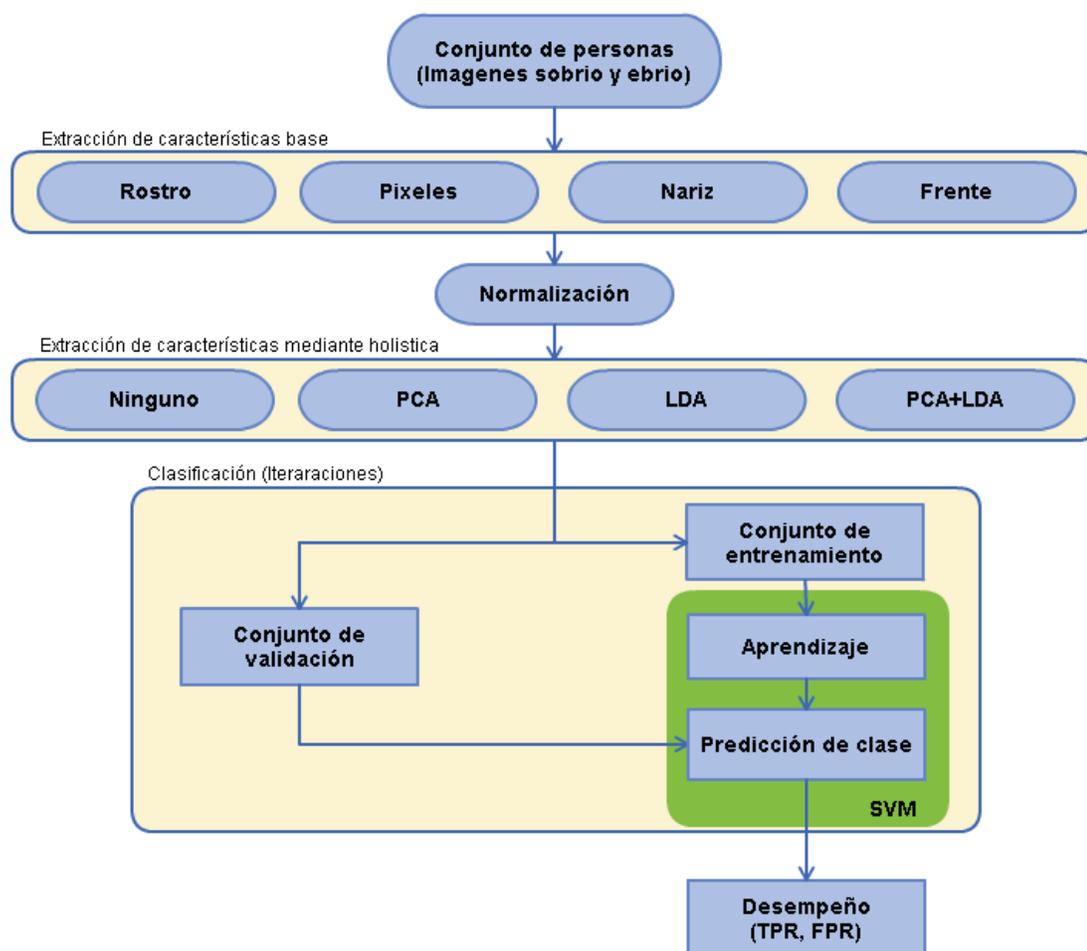


Fig. 5-1 Esquema general del sistema.

En primera instancia se selecciona un conjunto de personas, lo cual corresponde a un conjunto de pares de imágenes por persona correspondiente a cada estado (sobrio y ebrio) donde para cada estado se tiene un total de 50 imágenes. Se extraen los 4 tipos de características (no holísticas) a cada una de las imágenes del conjunto de personas, se normalizan estos datos y nuevamente se extraen características haciendo uso de técnicas holísticas o bien no se les aplica ningún proceso. Esto genera un conjunto de características tanto para el estado sobrio como ebrio de cada persona seleccionada.

Con el conjunto de características generado se procede a la etapa de clasificación, en esta etapa se hace uso del proceso de validación cruzada aleatoria para evaluar el desempeño del sistema. De esta manera, las personas seleccionadas (junto a sus correspondientes características) son separadas en 2 grupos de forma aleatoria, uno con el cual es entrenado el sistema (conjunto de entrenamiento), y otro con el cual es evaluado el sistema (conjunto de validación). Así, el conjunto de entrenamiento es utilizado para el aprendizaje del sistema mediante una máquina de vectores de soporte (SVM), mientras que el conjunto de validación es utilizado para evaluar el desempeño del espacio discriminante generado. Este proceso es repetido cierta cantidad de veces con el fin de formar distintos conjuntos de entrenamiento y validación, y así obtener una media del desempeño del sistema a través de la tasa de verdaderos positivos (TPR) y la tasa de falsos positivos (FPR).

Como se indicó anteriormente, los experimentos realizados con el sistema consisten en evaluar su desempeño para distintos grupos de personas. Para ello, primero se hará un análisis de todas imágenes de cada persona para evaluar su cambio en el tiempo, es decir, en la transición de sobrio a ebrio de cada persona. Luego, se describirá la obtención de los distintos conjuntos de personas a ser evaluados y finalmente se mostrarán los resultados obtenidos.

5.1 Análisis transición sobrio-ebrio

El análisis de la transición sobrio a ebrio de cada persona se ha realizado mediante histogramas. Un histograma sirve para obtener una "primera vista" general de la distribución de la muestra respecto a una característica. De esta manera ofrece una visión en grupo permitiendo observar una tendencia, por parte de la muestra a ubicarse hacia una determinada región de valores dentro del espectro de valores posibles que pueda adquirir la característica. Así, se pueden evidenciar comportamientos, observar el grado de homogeneidad, o, en contraposición, poder observar el grado de variabilidad, y por ende, la dispersión de todos los valores que toman las partes, también es posible no evidenciar ninguna tendencia y obtener que cada miembro de la población toma por su lado y adquiere un valor de la característica aleatoriamente sin mostrar ninguna tendencia.

Analizando las diferencias térmicas entre las imágenes sobrias y ebrias para cada persona tanto con histogramas como a través de la observación de estas, se puede advertir que, efectivamente existen diferencias térmicas al pasar de un estado a otro en distintas regiones del rostro, sin embargo, se observa que dichas diferencias son tanto positivas como negativas (como se ha observado en la Fig. 4-4). Junto con ello, se observa considerando el rostro completo (y no solo regiones de este) que en algunas personas se produce un aumento de temperatura mientras que en otras vemos una disminución de su temperatura, como se muestra en la Fig. 5-2, donde se muestra en la parte superior de ésta una persona

en la que se produjo de manera general una disminución en la temperatura de su rostro, mientras que en la parte inferior se observa una persona en la que se produjo de manera general un aumento en la temperatura de su rostro. Esta disminución en la temperatura del rostro puede deberse a distintos factores, como por ejemplo, que sean bebedores frecuentes, ya que en ellos la presión arterial es mayor que en las personas no bebedoras [12], por un proceso de termorregulación alterado debido a los efectos del alcohol, entre otros.

De lo anterior se pueden identificar 2 tipos de personas, uno correspondiente a aquellas personas que vieron un aumento en la temperatura de sus rostros tras consumir alcohol y que por lo tanto se produjo en ellas un correcto proceso de vasodilatación, y aquellas en que disminuyó la temperatura de sus rostros y no se produjo correctamente este proceso.

Como se mencionó en el primer capítulo, se considera el hecho de que el alcohol produce un efecto de vaso dilatación periférica y un aumento en la presión arterial lo que genera un aumento de la temperatura superficial de la piel [12] como base para el desarrollo de este trabajo, por lo tanto, aquellas personas en las que no se produjo un correcto proceso de vasodilatación serán descartadas de los análisis siguientes reduciendo así a 32 la cantidad de personas a ser analizadas.

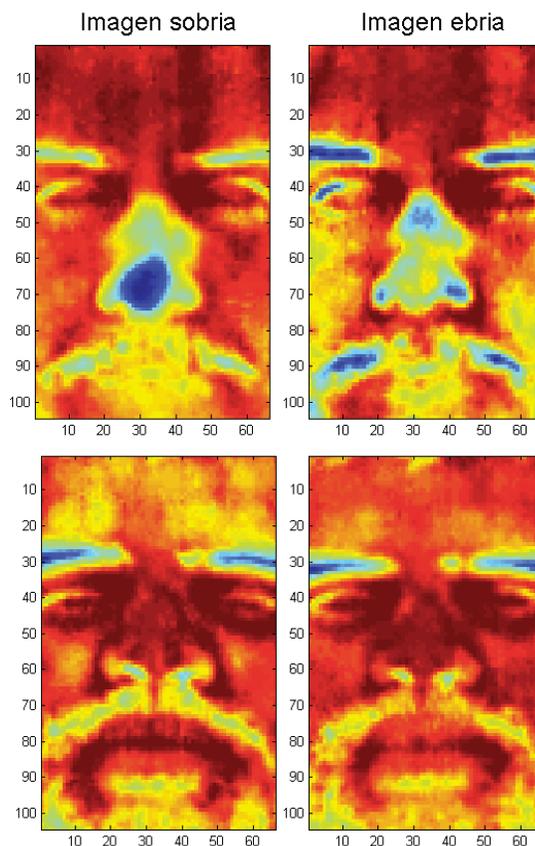


Fig. 5-2 Disminución y aumento de temperatura.

5.2 Conjuntos de personas a evaluar

La formación de conjuntos de personas es necesario debido a que se observan múltiples factores fisiológicos en el cuerpo humano que afectan el proceso de absorción del alcohol, y los síntomas que éste produce. Con esto, se busca reducir la variabilidad de dichos factores mediante la selección de conjuntos de personas los cuales son formados considerando el sexo, peso, y altura de cada participante. Como se indicó en la sección anterior, el análisis ha sido reducido a 32 personas. Luego, los conjuntos de personas son obtenidos en forma gradual a partir de esta cantidad. El primer conjunto se forma tomando todas estas personas, y luego se forman cuatro distintos conjuntos a partir de este, dando así un total de cinco grupos de personas a analizar. Éstos conjuntos son explicados a continuación, y se muestran detalladamente en tablas al final de esta sección.

El primer conjunto de personas, llamado “conjunto mixto”, corresponde a la totalidad de personas a ser analizadas, es decir, corresponde a 32 personas donde 26 de ellas son hombres y 6 de ellas son mujeres. Las características físicas de cada una de ellas se muestra en la Tabla 5-2 mientras que en la Fig. 5-5 se muestra la dispersión del IMC y valores de alcotest en este conjunto. El segundo conjunto de personas, llamado “conjunto masculino”, corresponde al total de hombres que se encuentran en el conjunto mixto, es decir, está compuesto por 26 hombres. Las características físicas de cada una de ellas se muestra en la Tabla 5-3 mientras que en la Fig. 5-6 se muestra la dispersión del IMC y valores de alcotest en este conjunto.

El tercer y cuarto conjunto de personas corresponde a una selección de mujeres y hombres del conjunto mixto. Esta selección se realiza mediante el algoritmo de k-means utilizando como características de entrada a este proceso el sexo, el peso y la estatura de cada persona con el fin de formar grupos de individuos donde estas características sean similares. La selección de las características (peso y altura) se debe a que están estrechamente relacionadas con el índice de masa corporal (IMC) y este a su vez con la tasa de absorción del alcohol y sus efectos en el cuerpo [6], mientras que la selección del sexo se considera ya que el sexo femenino tiene una mayor predisposición genética a los efectos del alcohol, además, dentro del conjunto de factores que afectan en la absorción y los efectos del alcohol en el cuerpo, estas características son aquellas más fáciles de medir y registrar en vista de una posible implementación. Cabe recordar que el IMC, en el caso de los adultos, es utilizado como un recurso para evaluar el estado nutricional de las personas; Su cálculo se realiza mediante el cociente entre el peso y la estatura al cuadrado, y el índice obtenido clasifica el estado nutricional de la persona de acuerdo a la Tabla 5-1.

Tabla 5-1 Clasificación del estado nutricional de acuerdo con el IMC.

Estado nutricional	Índice de masa corporal
Bajo peso	18.5 o menos
Normal	18.5 - 24.9
Sobrepeso	25.0 - 29.9
Obesidad leve	30.0 - 34.9
Obesidad moderada	35.0 – 39.9
Obesidad severa	40 o más

Del proceso de k-means para las personas en el conjunto mixto, utilizando el peso, altura y sexo como parámetros para la formación de los conjuntos, y un valor de $k = 12$, se obtienen los conjuntos que se muestran en la Fig. 5-3 con un valor medio de su silueta de 0.6768. Se observa que se han formado distintos conjuntos de personas, en particular, se han seleccionado 2 de ellos (los cuales se muestran en rojo) para posteriormente ser analizados. Dicha selección de conjuntos se debe a 2 factores; el primer factor tiene correspondencia con la selección de aquellos conjuntos de personas formados por k-means que tengan mayor cohesión entre sus características (sexo, peso y altura) y que a su vez no sea demasiado pequeño, mientras que el segundo factor tiene correspondencia con la selección de aquellos conjuntos de personas que presenten un IMC bajo o normal (es decir, menor a $25 [kg / m^2]$) debido a que, como se indicó anteriormente, el IMC corporal está estrechamente relacionado con la absorción del alcohol, y más específicamente, la relación es inversamente proporcional, es decir, a menor IMC mayores serán los efectos del alcohol en el cuerpo, o bien a mayor IMC menor serán estos efectos (motivo por el cual se han descartado los grupos de personas con IMC corporal alto).

Así, el tercer conjunto, llamado “conjunto femenino seleccionado”, corresponde al conjunto 8 marcado en rojo en la Fig. 5-3, y está compuesto por 6 mujeres, mientras que el cuarto conjunto, llamado “conjunto masculino seleccionado”, corresponde al conjunto 3 marcado en rojo en la Fig. 5-3 y está compuesto por 6 hombres. Las características físicas del conjunto femenino seleccionado se muestran en la Tabla 5-4 mientras que en la Fig. 5-7 se muestra la dispersión del IMC y valores de alcotest en este conjunto, por otra parte, las características físicas del conjunto masculino seleccionado se muestran en la Tabla 5-5 mientras que en la Fig. 5-8 se muestra la dispersión del IMC y valores de alcotest en este conjunto.

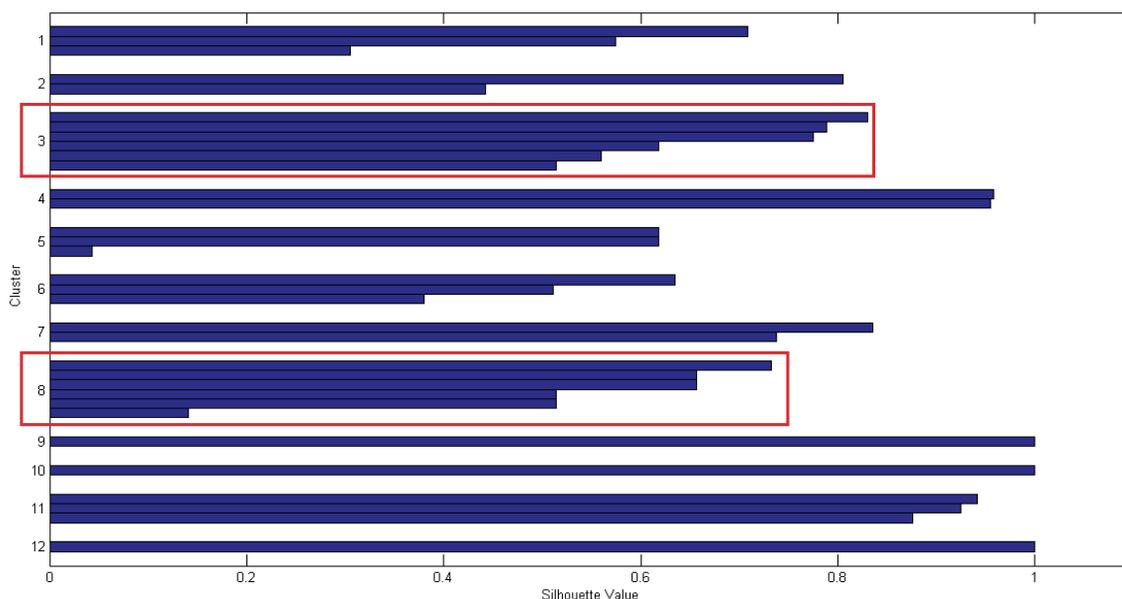


Fig. 5-3 Silueta para conjunto mixto con valor de $k = 12$.

Finalmente, el quinto conjunto de personas, llamado “conjunto individual”, no corresponde en si a un conjunto, más bien, cada persona en el conjunto mixto representa un conjunto. De esta manera, este conjunto está compuesto de 32 subconjuntos donde cada uno de ellos corresponde a una persona. En la Tabla 5-2 se muestran las características físicas para cada una de estas personas.

A modo de resumen y para dejar en claro la composición de cada conjunto, en la Fig. 5-4 muestra una representación de cada uno, y podemos observar las características físicas de cada una de las personas que conforman estos conjuntos, junto con la dispersión del índice de masa corporal y los valores de alcohol test medidos en estas personas en las tablas y gráficos mostrados a continuación.

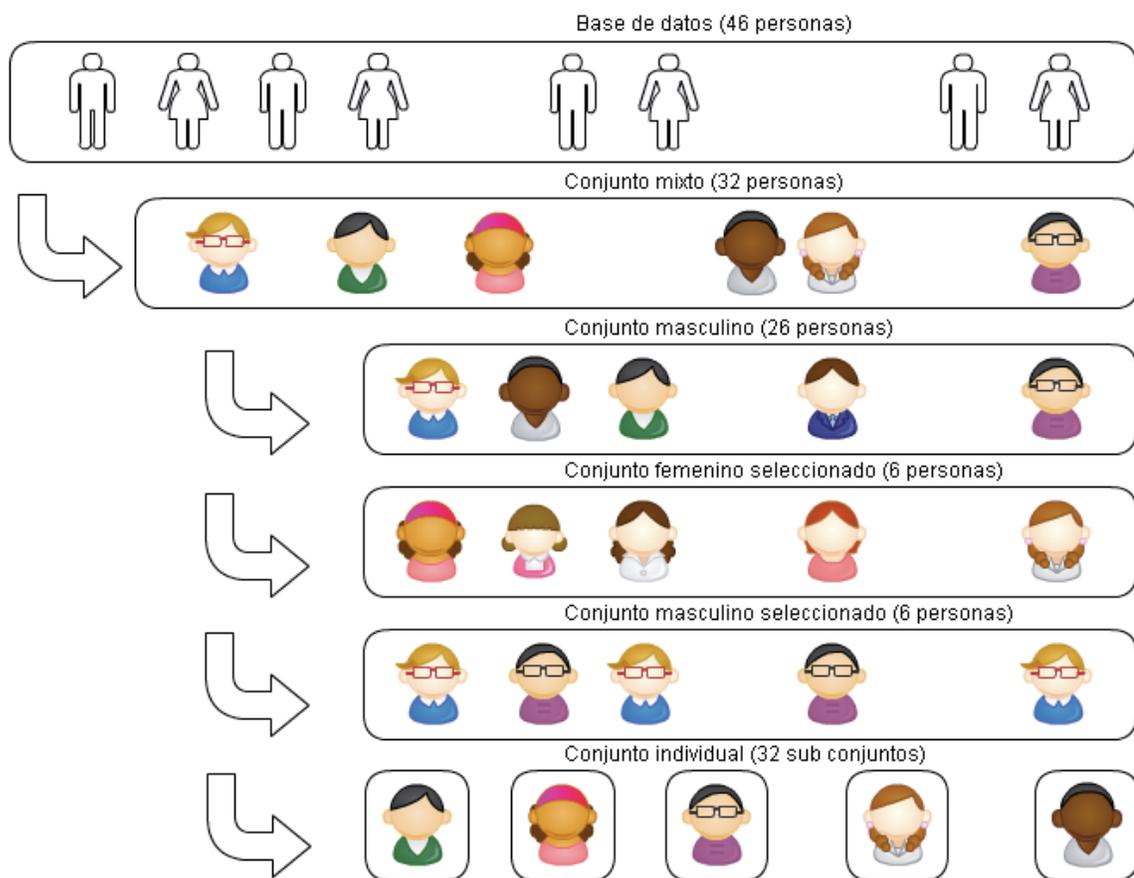


Fig. 5-4 Representación de conjuntos de personas.

Tabla 5-2 Características físicas para personas en conjunto mixto.

Sujeto	Edad [años]	Altura [cm]	Peso [kg]	Sexo [M o F]	Alcoholtest [g/L]	IMC [kg / m ²]
1	26	188	93	M	0,560	26,3
2	25	170	61	F	0,886	21,1
3	22	172	102	M	0,491	34,5
4	23	180	72	M	1,004	22,2
5	27	187	110	M	0,542	31,5
6	25	161	56	F	0,996	21,6
7	24	175	76	M	0,794	24,8
8	20	173	79	M	0,766	26,4
9	22	158	70	M	0,633	28,0
10	24	174	79	M	0,805	26,1
11	22	167	90	M	0,619	32,3
12	23	173	75	M	0,745	25,1
13	22	162	63	F	1,069	24,0
14	26	171	73	M	0,990	25,0
15	20	179	90	M	0,614	28,1
16	23	160	55	M	0,816	21,5
17	19	171	60	M	0,848	20,5
18	25	165	78	M	0,829	28,7
19	18	174	75	M	0,443	24,8
20	26	171	64	M	0,813	21,9
21	26	180	90	M	0,860	27,8
22	23	189	107	M	0,549	30,0
23	25	152	52	M	1,679	22,5
24	27	160	61	F	0,560	23,8
25	21	159	62	F	0,928	24,5
26	26	174	68	M	0,975	22,5
27	20	175	82	M	0,808	26,8
28	29	182	83	M	0,683	25,1
29	18	180	72	M	0,664	22,2
30	27	168	80	M	0,880	28,3
31	22	178	81	M	0,604	25,6
32	22	160	61	F	0,838	23,8
Promedio	-	23,21	74,27	-	0,762	25,32
Desviación estándar	-	2,81	14,83	-	0,232	3,41

Tabla 5-3 Características físicas para personas en conjunto masculino.

Sujeto	Edad [años]	Altura [cm]	Peso [kg]	Sexo [M o F]	Alcoholtest [g/L]	IMC [kg / m ²]	
1	26	188	93	M	0,560	26,3	
2	22	172	102	M	0,491	34,5	
3	23	180	72	M	1,004	22,2	
4	27	187	110	M	0,542	31,5	
5	24	175	76	M	0,794	24,8	
6	20	173	79	M	0,766	26,4	
7	22	158	70	M	0,633	28,0	
8	24	174	79	M	0,805	26,1	
9	22	167	90	M	0,619	32,3	
10	23	173	75	M	0,745	25,1	
11	26	171	73	M	0,990	25,0	
12	20	179	90	M	0,614	28,1	
13	23	160	55	M	0,816	21,5	
14	19	171	60	M	0,848	20,5	
15	25	165	78	M	0,829	28,7	
16	18	174	75	M	0,443	24,8	
17	26	171	64	M	0,813	21,9	
18	26	180	90	M	0,860	27,8	
19	23	189	107	M	0,549	30,0	
20	25	152	52	M	1,679	22,5	
21	26	174	68	M	0,975	22,5	
22	20	175	82	M	0,808	26,8	
23	29	182	83	M	0,683	25,1	
24	18	180	72	M	0,664	22,2	
25	27	168	80	M	0,880	28,3	
26	22	178	81	M	0,604	25,6	
Promedio	-	23,12	173,47	77,83	-	0,740	25,9
Desviación estándar	-	2,95	8,80	14,33	-	0,241	3,51

Tabla 5-4 Características físicas de personas en conjunto femenino seleccionado.

Sujeto	Edad [años]	Altura [cm]	Peso [kg]	Sexo [M o F]	Alcoholtest [g/L]	IMC [kg / m ²]	
1	25	170	61	F	0,886	21,1	
2	25	161	56	F	0,996	21,6	
3	22	162	63	F	1,069	24,0	
4	27	160	61	F	0,560	23,8	
5	21	159	62	F	0,928	24,5	
6	22	160	61	F	0,838	23,8	
Promedio	-	23,57	161,96	60,62	-	0,862	23,11
Desviación estándar	-	2,34	4,05	2,42	-	0,176	1,42

Tabla 5-5 Características físicas de personas en conjunto masculino seleccionado.

Sujeto	Edad [años]	Altura [cm]	Peso [kg]	Sexo [M o F]	Alcoholtest [g/L]	IMC [kg / m ²]	
1	24	175	76	M	0,794	24,8	
2	20	173	79	M	0,766	26,4	
3	24	174	79	M	0,805	26,1	
4	23	173	75	M	0,745	25,1	
5	26	171	73	M	0,990	25,0	
6	18	174	75	M	0,443	24,8	
Promedio	-	22,33	173,33	76,14	-	0,737	25,34
Desviación estándar	-	2,95	1,37	2,40	-	0,177	0,71

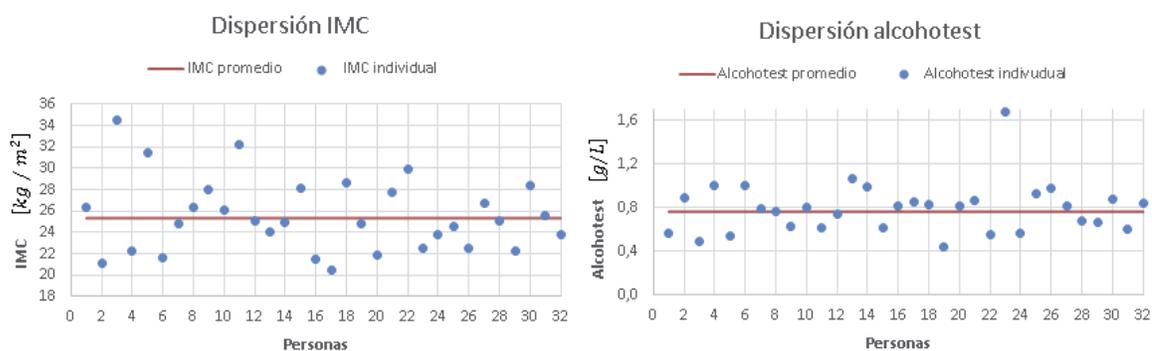


Fig. 5-5 Dispersión de IMC y alcoholtest para conjunto mixto.

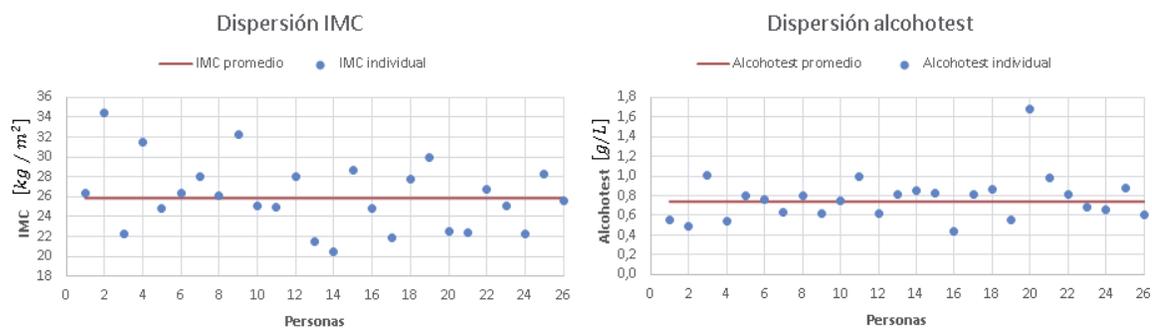


Fig. 5-6 Distribución de IMC y alcoholtest para conjunto masculino.

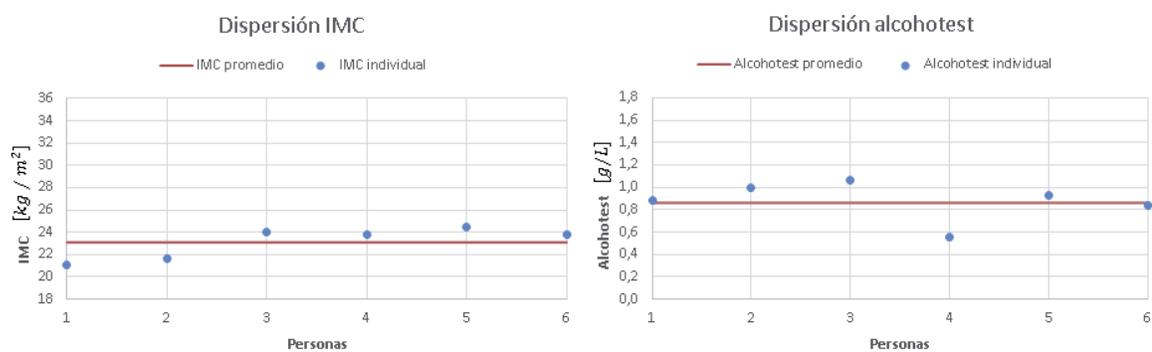


Fig. 5-7 Distribución de IMC y alcoholtest para conjunto femenino seleccionado.

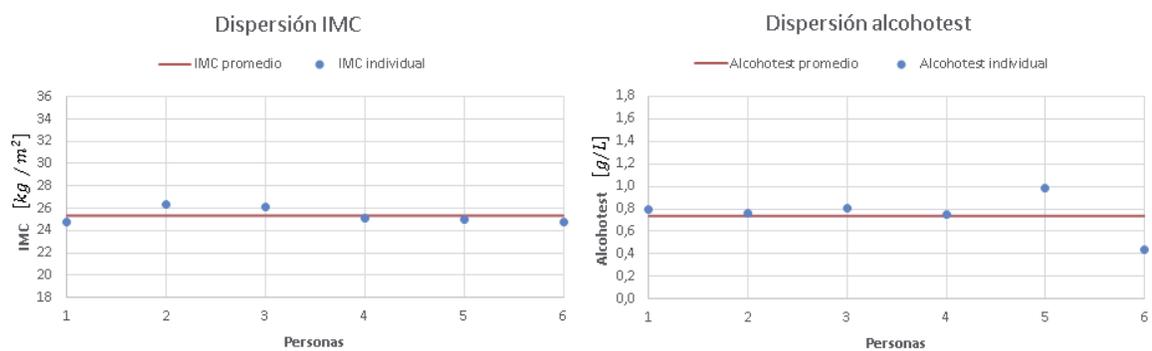


Fig. 5-8 Distribución de IMC y alcoholtest para conjunto masculino seleccionado.

5.3 Evaluación de conjuntos

Con la evaluación del sistema de clasificación utilizando los cinco conjuntos de personas (descritos en la sección anterior) podrá observarse el desempeño de éste ante la variabilidad que cada uno de los conjuntos presenta en la absorción y efectos del alcohol en el cuerpo, y por ello, en los patrones térmicos de sus rostros. A continuación, en las siguientes subsecciones se indicarán los resultados de estas evaluaciones junto con el análisis de cada uno de ellos.

Cabe notar nuevamente dos aspectos importantes para la evaluación. Primero, tanto el conjunto de entrenamiento como el de validación para cada conjunto de personas, con excepción del conjunto individual, son conformados únicamente por las imágenes de la primera y última adquisición pre procesadas, es decir, cuando la persona esta sobria y ebria respectivamente. Y segundo, la evaluación utilizando PCA, se ha hecho para una cantidad de 20 configuraciones de componentes principales partiendo de 2 con un paso de 2 hasta 40, mientras que con LDA se ha hecho una reducción de los datos a 2 dimensiones.

Lo mencionado en este segundo aspecto, junto con lo indicado en la sección 4.5, apunta que la cantidad de resultados obtenidos por conjunto es elevada ya que, para un conjunto de características en particular se tiene 1 curva ROC promedio con 200 posibles resultados donde se escoge uno de ellos (de acuerdo a lo mencionado en la sección 4.6), luego, las evaluaciones realizadas con PCA tendrán 20 curvas ROC promedio cada una con 200 posibles resultados, debido a ello, las tablas de resultados mostradas en el presente capítulo solo reflejan el desempeño del sistema para la configuración de que presento mejores resultados mediante el procedimiento indicado en la sección 4.6, además, nuevamente debido a la cantidad de resultados, solo será indicada (para todos los conjunto) la configuración que presente el mejor desempeño (y será mostrado con negritas dentro de las tablas de resultados).

5.3.1 Evaluación del sistema para conjunto mixto

El conjunto mixto está compuesto por aquellas personas que no vieron disminuida su temperatura en el análisis de la transición sobrio a ebrio. Consta de un total de 32 personas distribuidas en 26 hombres y 6 mujeres sobre las cuales se evalúa el desempeño del sistema utilizando una proporción de 70% de los datos para entrenar el sistema y 30% para validar el aprendizaje de este, es decir, 22 personas para el aprendizaje del sistema y 10 para validarlo. Con esta partición de los datos se realiza el primer experimento siguiendo el procedimiento descrito mediante la Fig. 5-1 obteniendo los resultados observados en la Tabla 5-6.

En esta se puede observar en azul que el mejor resultado ocurre utilizando el tipo de característica correspondiente a la nariz donde se observa que sin aplicar ningún método de extracción de características sobre esta, con un valor de $C = 100$ y un valor de $\sigma = 5.4$ se alcanza una tasa de acierto de 82.12% con una tasa de error de 38.41%.

A pesar de tener una tasa relativamente buena de aciertos, este conjunto presenta a la vez una elevada tasa de error, lo cual indica que, los patrones térmicos de los rostros de las personas en estado de ebriedad que conformaron los conjuntos de entrenamiento para el aprendizaje de la SVM representan medianamente al resto de personas en este estado

debido a que, en el mejor de los casos, un 82.12% de acierto indica que 8 de cada 10 personas ebrias son efectivamente identificadas como ebrias, sin embargo, 2 de estas no podrían ser identificadas lo cual representa un peligro. Por otra parte, un 38.41% de error indica que 4 de cada 10 personas sobrias son identificadas como ebrias lo que indicaría que a estas personas se les debe realizar un examen adicional con una herramienta profesional como un alcoholtest lo cual representa una pérdida de tiempo para quien realiza el test y una molestia para la persona en que se realiza.

Estos resultados se explican debido a la variabilidad de sexo como a la alta variabilidad en los valores de IMC el cual se fluctúa entre un índice normal y uno con obesidad leve. Ambos factores tienen relación directa con la absorción y los efectos del alcohol en el cuerpo, donde el tipo de sexo agrega variabilidad debido a la mayor predisposición genética que tienen las mujeres en la absorción y efectos del alcohol en sus cuerpos, mientras que el IMC actúa como intensificador o atenuador de la absorción y los efectos. De esta manera, por ejemplo, para 2 personas con similar IMC, los patrones térmicos del rostro de una mujer en estado de ebriedad han de ser más intensos que los de un hombre en el mismo estado, lo que perjudica el aprendizaje del sistema. Por lo tanto, ambos factores se ven reflejados en los patrones térmicos de los rostros de cada persona en el conjunto y finalmente en los resultados obtenidos. Se observa además que los mejores resultados para las características que presentaron el mejor y peor desempeño fueron obtenidos sin aplicar ningún método holístico de extracción de características, lo cual indica que, ante la variabilidad que presenta este conjunto, ninguno de estos métodos es capaz de reducir la información de los tipos de características sin perder los rasgos que los caracterizan.

Tabla 5-6 Desempeño del sistema para conjunto mixto.

		Método extracción de características								
		Parámetro SVM	Ninguno		LDA		PCA		PCA+LDA	
			TPR	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR
Tipo de característica	Rostro	C = 1	79,20	32,12	53,40	48,32	71,96	33,74	63,62	33,12
		C = 10	74,90	30,10	44,10	47,82	71,45	39,78	68,96	36,42
		C = 100	73,89	28,32	59,78	47,31	70,89	32,70	68,28	38,50
	Píxeles	C = 1	71,30	39,40	66,98	38,21	69,86	42,30	64,80	46,30
		C = 10	64,81	37,90	67,45	45,12	71,30	42,01	60,03	38,70
		C = 100	67,98	48,20	61,23	38,07	62,47	41,60	63,70	42,00
	Nariz	C = 1	79,93	32,10	62,70	34,89	71,10	29,70	80,20	37,30
		C = 10	78,31	33,30	69,89	43,02	72,40	32,30	77,32	42,26
		C = 100	82,12	38,41	74,07	46,87	74,10	33,80	78,63	42,50
	Frente	C = 1	60,40	39,71	63,78	47,80	61,53	42,70	51,93	46,70
		C = 10	69,67	47,20	52,70	43,62	59,34	39,72	47,30	46,50
		C = 100	64,70	42,01	54,68	49,78	56,41	36,81	45,82	44,60

5.3.2 Evaluación del sistema para conjunto masculino.

El conjunto masculino está compuesto únicamente por los hombres que conforman el conjunto mixto. Consta de un total de 26 personas (hombres) sobre las cuales se evalúa el desempeño del sistema utilizando una proporción de 70% de los datos para entrenar el sistema y 30% para validar el aprendizaje de este, es decir, 18 personas para el aprendizaje del sistema y 8 para validar este. Con esta partición de los datos se realiza este segundo experimento siguiendo el procedimiento descrito mediante la Fig. 5-1 obteniendo los resultados observados en la Tabla 5 7.

En ella se puede observar en azul que el mejor resultado ocurre utilizando el tipo de característica correspondiente a la nariz donde que puede observar que sin aplicar ningún método de extracción de características sobre esta, con un valor de $C = 1$ y un valor de $\sigma = 4.6$ se alcanza una tasa de acierto de 79.05% con una tasa de error de 31.15%.

Se observa que, en los resultados de este conjunto, al igual que en el conjunto anterior, la característica que obtuvo mejores resultados corresponde a la nariz, y, aunque esta presenta una leve disminución en su tasa de aciertos, la disminución en su tasa de error es mayor. Por otra parte, vemos además que la característica que obtuvo peores resultados aumento su tasa de aciertos y disminuyo su tasa de error respecto a este mismo tipo de característica analizada en el conjunto anterior. En esta ocasión, se observa que, en el mejor de los casos, un 79.05% de acierto indica que 6 de cada 8 personas ebrias son efectivamente identificadas como ebrias, sin embargo, 2 de estas no podrían ser identificadas lo cual nuevamente representa un peligro. Por otra parte, un 31.15% de error indica que 2 de cada 8 personas sobrias son identificadas como ebrias lo que indicaría que a estas personas debe realizarse un examen con una herramienta profesional como un alcoholtest lo cual, a diferencia del caso anterior, puede llegar a ser aceptable si un sistema como este fuese requerido.

Los resultados obtenidos se explican debido a la nula variabilidad en el sexo y la alta variabilidad de los valores de IMC el cual se encuentra nuevamente entre normal y obesidad leve. Como se ha indicado anteriormente, dentro de los parámetros observables que se obtienen de la base de datos, estos tienen gran influencia en la absorción y efectos del alcohol en el cuerpo. Por lo que controlarlos en los conjuntos de personas para el análisis del desempeño del sistema afecta positiva o negativamente de acuerdo a como estén conformados estos grupos.

Lo anterior nos muestra que, al eliminar a las mujeres y la variabilidad que estas entregan al análisis del desempeño del sistema, la tasa de aciertos mejora o se mantiene, mientras que la de error disminuye, indicando así que los patrones térmicos en los rostros de las personas tienden a ser similares en conjuntos con características similares. Por otra parte, se observa además que para los mejores resultados de las características que presentaron el mejor y peor desempeño, éstos fueron obtenidos sin utilizar ningún método adicional y utilizando el algoritmo de PCA respectivamente, indicando que, los métodos holísticos se tornan eficaces al tener características similares, mientras que, al no aplicar ningún método, se obtienen buenos resultados.

Tabla 5-7 Desempeño del sistema para conjunto masculino.

		Parámetro SVM	Método extracción de características							
			Ninguno		LDA		PCA		PCA+LDA	
			TPR	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR
Tipo de característica	Rostro	C = 1	72,59	29,66	62,42	51,52	72,30	32,90	65,08	31,85
		C = 10	70,65	24,70	56,92	46,60	67,21	28,24	64,98	35,71
		C = 100	68,90	30,10	64,00	50,35	70,15	22,64	71,90	42,00
	Píxeles	C = 1	78,18	58,79	49,80	38,06	81,32	62,59	67,75	49,83
		C = 10	66,04	47,87	48,80	39,01	57,66	45,50	64,78	47,54
		C = 100	56,28	43,88	53,49	43,05	58,95	38,94	55,85	43,70
	Nariz	C = 1	79.05	31.15	68,30	38,82	78,65	39,19	69,79	34,96
		C = 10	70,01	29,39	60,70	39,96	72,54	24,45	68,10	28,87
		C = 100	71,21	27,78	60,94	45,22	70,36	32,28	66,76	31,79
	Frente	C = 1	61,02	59,66	50,75	56,25	61,96	50,83	54,79	50,70
		C = 10	56,39	40,48	50,87	55,77	45,20	40,00	55,70	46,56
		C = 100	54,17	37,01	51,50	51,40	43,30	41,05	48,92	47,50

5.3.3 Evaluación del sistema para conjunto femenino seleccionado.

El conjunto femenino seleccionado está compuesto por mujeres seleccionados desde el conjunto mixto mediante el algoritmo k-means como se describió en la sección 5.2. Consta de un total de 6 personas (mujeres) sobre las cuales se evalúa el desempeño del sistema utilizando una proporción de 80% de los datos para entrenar el sistema y 20% para validar el aprendizaje de este, es decir, 5 personas para el aprendizaje del sistema y 1 para validar este, de manera tal que cada una de las 6 personas es evaluada tomando el resto como conjunto de entrenamiento. Con esta partición de los datos se realiza este tercer experimento siguiendo el procedimiento descrito mediante la Fig. 5-1 obteniendo los resultados observados en la Tabla 5-8.

En esta se puede observar en azul que el mejor resultado ocurre utilizando el tipo de característica correspondiente al valor de distintos píxeles tomados desde el rostro donde se puede observar que utilizando el algoritmo de LDA sobre esta, con un valor de $C = 1$ y un valor de $\sigma = 0.2$ se alcanza una tasa de acierto de 100% con una tasa de error de 2.90%.

Se observa que este conjunto en general presenta elevadas tasas de aciertos y bajas tasas de error, lo cual indica que, los patrones térmicos de los rostros de las personas en estado de ebriedad que conformaron los conjuntos de entrenamiento para el aprendizaje de la SVM representan fielmente al resto de personas en este estado (dentro de la variabilidad que presenta este conjunto) debido a que, en el mejor de los casos, un 100% de acierto indica que 6 de cada 6 mujeres en estado de ebriedad son efectivamente identificadas como ebrias, mientras que, un 2.90% error indica que el sistema se equivoca menos de 1 vez por cada 6 mujeres en pasar una mujer sobria como ebria en promedio.

Estos resultados se explican debido a la nula variabilidad en el sexo y la baja variabilidad de los valores de IMC el cual se encuentra para todas las personas en un índice normal. Como se indicó en la sección 5.2 estos factores son los más influyentes en la absorción y efectos del alcohol en el cuerpo, y en particular para dicho conjunto estos se ven reflejados con mayor intensidad en los patrones térmicos de los rostros de las personas en el conjunto debido a que la anatomía de las mujeres las hace más susceptibles al alcohol ya que todas se encontraban en rangos normales de IMC.

De esta manera se observa que las características de sobrios y ebrios son separables para conjuntos de personas que tengan características similares, ya que, siendo demasiados factores los que influyen en la absorción del alcohol en las personas, al ir reduciendo la variabilidad en estos factores para un determinado conjunto de personas, el metabolismo en éstas tiende a comportarse de manera similar produciendo patrones semejantes en sus rostros. Por otra parte, se observa además que para los mejores resultados de las características que presentaron el mejor y peor desempeño, éstos fueron obtenidos utilizando el algoritmo de LDA y ningún algoritmo respectivamente, indicando nuevamente que, los métodos holísticos se tornan eficaces al tener características similares, mientras que, al no aplicar ningún método, aun se siguen obteniendo buenos resultados.

Tabla 5-8 Desempeño del sistema para conjunto femenino seleccionado.

		Parámetro SVM	Método extracción de características							
			Ninguno		LDA		PCA		PCA+LDA	
			TPR	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR
Tipo de característica	Rostro	C = 1	89,79	27,54	55,10	52,80	99,20	12,90	92,12	6,85
		C = 10	89,79	13,12	48,80	43,30	100	20,00	90,55	7,27
		C = 100	88,22	30,03	88,67	26,66	100	27,00	90,67	7,76
	Píxeles	C = 1	98,99	19,30	100	2,90	97,30	27,10	97,60	0,90
		C = 10	99,20	20,10	100	7,50	96,90	19,00	98,20	2,00
		C = 100	99,30	19,40	100	11,10	99,00	18,40	99,20	1,70
	Nariz	C = 1	63,47	26,12	67,40	23,30	95,80	55,00	83,40	40,30
		C = 10	93,67	17,14	60,10	36,50	100	30,00	89,60	40,48
		C = 100	75,24	22,36	71,10	36,00	83,20	35,00	78,79	33,33
	Frente	C = 1	88,60	14,04	53,60	46,60	80,00	15,00	59,55	48,18
		C = 10	81,10	19,40	42,80	48,30	70,00	15,00	66,48	57,58
		C = 100	81,82	19,40	41,00	53,80	80,00	10,00	58,36	56,73

5.3.4 Evaluación del sistema para conjunto masculino seleccionado.

El conjunto masculino seleccionado está compuesto por hombres seleccionados desde el conjunto mixto mediante el algoritmo k-means como se describió en la sección 5.2. Consta de un total de 6 personas (hombres) sobre las cuales se evalúa el desempeño del sistema utilizando una proporción de 80% de los datos para entrenar el sistema y 20% para validar el aprendizaje de este, es decir, 5 personas para el aprendizaje del sistema y 1 para validar este, de manera tal que cada una de las 6 personas es evaluada tomando el resto como conjunto de entrenamiento. Con esta partición de los datos se realiza este cuarto experimento siguiendo el procedimiento descrito mediante la Fig. 5-1 obteniendo los resultados observados en la Tabla 5-9.

En esta se puede observar en azul que el mejor resultado ocurre utilizando el tipo de característica correspondiente al rostro donde se puede observar que sin aplicar ningún método de extracción de características sobre esta, con un valor de $C = 10$ y un valor de $\sigma = 13.3$ se alcanza una tasa de acierto de 100% con una tasa de error de 12.34%.

Se observa que este conjunto presenta buenas tasas de aciertos en particular para la característica correspondiente al rostro, lo cual indica que los patrones térmicos de los rostros de las personas en estado de ebriedad que conformaron los conjuntos de entrenamiento para el aprendizaje de la SVM representan fielmente al resto de personas en este estado (dentro de la variabilidad que presenta este conjunto) debido a que, en el mejor de los casos, un 100% de acierto indica que 6 de cada 6 hombres en estado de ebriedad son efectivamente identificados como ebrios, mientras que, un 12.34% error indica que el sistema se equivoca menos de 1 vez por cada 6 hombres en identificar a un hombre sobrio como ebrio en promedio.

Estos resultados se explican debido a la nula variabilidad en el sexo y la leve variabilidad de los valores de IMC el cual se encuentra en los alrededores del sobre peso para todas las personas en el conjunto. Esto último explica los bajos resultados con los demás tipos de características, ya que, a mayor IMC la absorción del alcohol y sus efectos en el cuerpo se ven disminuidos, por lo tanto, son más difusos en secciones del rostro mientras que no así en el rostro completo.

Nuevamente se observa que las características de sobrios y ebrios son separables para conjuntos de personas que tengan características similares, sin embargo, además se observa en los resultados la influencia negativa del sexo y el IMC en estos (ya que la variabilidad de este factor es menor a la del conjunto anterior y su valor es mayor). Por otra parte, se observa además que para los mejores resultados de las características que presentaron el mejor y peor desempeño, éstos fueron obtenidos sin utilizar ningún método en específico y utilizando el algoritmo de PCA respectivamente, indicando nuevamente que, los métodos holísticos se tornan eficaces al presentarse características similares, mientras que, el no aplicar ningún método, genera buenos resultados.

Tabla 5-9 Desempeño del sistema para conjunto “hombres similares”

		Parámetro SVM	Método extracción de características							
			Ninguno		LDA		PCA		PCA+LDA	
			TPR	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR	TPR	FPR
Tipo de característica	Rostro	C = 1	100	18,22	59,23	39,12	89,23	0,05	78,10	10,50
		C = 10	100	12,34	84,56	52,11	88,80	0,00	86,20	19,20
		C = 100	100	12,47	63,89	43,12	89,20	10,00	95,00	28,60
	Píxeles	C = 1	65,23	27,13	44,57	34,26	48,48	26,10	57,10	36,60
		C = 10	51,29	42,76	46,35	27,89	48,36	40,68	68,90	45,02
		C = 100	21,86	12,38	45,79	37,88	48,12	35,21	62,30	51,80
	Nariz	C = 1	75,93	30,43	61,21	39,66	60,89	7,12	74,70	36,40
		C = 10	58,37	28,76	62,32	20,11	79,68	35,24	85,00	45,70
		C = 100	68,46	26,19	61,07	43,26	62,77	25,63	78,00	20,00
	Frente	C = 1	57,49	50,07	58,49	40,98	76,56	44,12	65,00	25,00
		C = 10	39,19	31,24	47,51	34,03	47,81	38,32	34,10	20,00
		C = 100	45,67	38,22	36,32	36,07	69,93	27,08	42,90	15,00

5.3.5 Evaluación del sistema para conjunto individual

El conjunto individual no corresponde en sí a un conjunto de personas, más bien, cada persona, de manera individual, representa un conjunto. Estas personas corresponden a aquellas que no vieron disminuida su temperatura en el análisis de la transición sobrio a ebrio, es decir, todas las personas que conforman el conjunto mixto. De esta manera, 32 personas serán evaluadas individualmente, donde 26 corresponden a hombres y 6 a mujeres.

De esta manera, se evalúa la capacidad del sistema para cada persona de manera individual, es decir, se generará una SVM por cada persona donde se evaluará la capacidad de ésta para identificar cuando una persona se encuentre nuevamente en estado de ebriedad y cuando se encuentre nuevamente sobria. A diferencia de los conjuntos anteriores donde se utilizaron únicamente la primera y quinta adquisición de las imágenes en la base de datos, es decir, las imágenes cuando las personas estaban sobrias y ebrias respectivamente, las evaluaciones realizadas para este conjunto utilizan una combinación de las imágenes de la primera, segunda, cuarta y quinta adquisición, donde las imágenes de la primera y segunda adquisición corresponderán al estado sobrio de una persona mientras que las imágenes de la cuarta y quinta adquisición corresponden al estado de ebriedad de la misma persona. Así, la evaluación de este conjunto se realiza mediante combinaciones de estas adquisiciones y será explicada en 4 experimentos. Los dos primeros de ellos evalúan la capacidad del sistema en identificar cuando una persona se encuentra nuevamente en estado de ebriedad, mientras que los dos segundos evalúan la capacidad del sistema en identificar cuando esta persona se encuentra nuevamente sobria. Estos experimentos son listados y explicados a continuación.

- 1) El primer experimento consiste en evaluar la capacidad del sistema en identificar un nuevo estado de ebriedad de una misma persona, para ello se entrena el sistema con las imágenes de la primera y quinta adquisición, y se evalúa este aprendizaje con las imágenes de la cuarta adquisición.
- 2) El segundo experimento consiste en evaluar la capacidad del sistema en identificar un nuevo estado de ebriedad de una misma persona, para ello se entrena el sistema con las imágenes de la primera y cuarta adquisición, y se evalúa este aprendizaje con las imágenes de la quinta adquisición.
- 3) El tercer experimento consiste en evaluar la capacidad del sistema en identificar un nuevo estado de sobriedad de una misma persona, para ello se entrena el sistema con las imágenes de la primera y quinta adquisición, y se evalúa este aprendizaje con las imágenes de la segunda adquisición.
- 4) El cuarto experimento consiste en evaluar la capacidad del sistema en identificar un nuevo estado de sobriedad de una misma persona, para ello se entrena el sistema con las imágenes de la segunda y quinta adquisición, y se evalúa este aprendizaje con las imágenes de la primera adquisición.

Esta combinación de adquisiciones para el experimento 1 y 2 se muestra en la Fig. 5-9, mientras que las combinaciones para el experimento 3 y 4 se muestran en la Fig. 5-10, en estas se muestra encerradas en verde las adquisiciones ocupadas para entrenar el sistema y en plomo las adquisiciones para evaluar el aprendizaje.

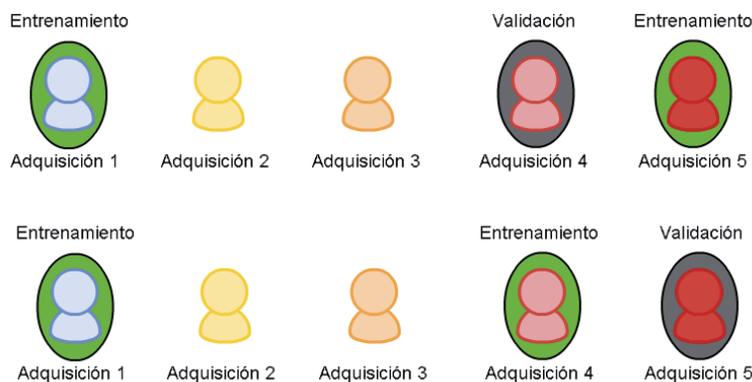


Fig. 5-9 Combinación de adquisiciones para experimento individual 1 y 2.



Fig. 5-10 Combinación de adquisiciones para experimento individual 3 y 4.

Con esta distribución de combinaciones se realizan los experimentos siguiendo el procedimiento descrito mediante la Fig. 5-1, obteniendo los resultados mostrados en la Tabla 5-10, Tabla 5-11, Tabla 5-12, y Tabla 5-13 respectivamente para cada experimento. Cabe notar que en este proceso el valor C de SVM no afecta en gran medida las tasas de reconocimiento, por lo que se han quitado estos valores de las tablas de resultados para este experimento, y se ha supuesto un valor de $C = 10$ para todos los experimentos.

En la Tabla 5-10, para el experimento 1, se observa en azul que el mejor resultado ocurre utilizando el tipo de característica correspondiente a los valores de intensidad tomados de distintos píxeles de las imágenes donde se puede observar que, aplicando el algoritmo de PCA con una cantidad de 5 componentes principales, un valor de $C = 10$ y un valor de $\sigma = 3.3$ se alcanza una tasa de acierto de 84.62% esto indica que individualmente para 27 de las 32 personas evaluadas es posible identificar cuando se encuentran en estado de ebriedad. Mientras que en la Tabla 5-11, para el experimento 2, se observa en azul que el mejor resultado ocurre utilizando el mismo tipo de característica que en el experimento anterior donde se puede observar que, aplicando el algoritmo de PCA con una cantidad de 10 componentes principales, un valor de $C = 10$ y un valor de $\sigma = 2.1$ se alcanza una tasa de acierto de 88.46%, esto indica que individualmente para 28 de las 32 personas evaluadas es posible identificar cuando se encuentran en estado de ebriedad.

Por otra parte, en la Tabla 5-12, para el experimento 3, se observa en azul que el mejor resultado ocurre utilizando el tipo de característica correspondiente a los valores de intensidad tomados de distintos píxeles de las imágenes donde se puede observar que aplicando el algoritmo de PCA con una cantidad de 10 componentes principales, un valor de $C = 10$ y un valor de $\sigma = 7.0$ se alcanza una tasa de acierto de 65.38% esto indica que individualmente para 21 de las 32 personas evaluadas es posible identificar cuando se encuentran sobrias. Mientras que en la Tabla 5-13, para el experimento 4, se observa en azul que el mejor resultado ocurre utilizando el mismo tipo de característica que en los experimento anteriores donde se puede observar que, aplicando el algoritmo de PCA con una cantidad de 2 componentes principales, un valor de $C = 10$ y un valor de $\sigma = 7.0$ se alcanza una tasa de acierto de 69.23%, esto indica que individualmente para 22 de las 32 personas evaluadas es posible identificar cuando se encuentran sobrias.

Tabla 5-10 Desempeño del sistema para experimento individual 1.

Tipo de característica	Método extracción de características			
	Ninguno	LDA	PCA	PCA+LDA
	TPR	TPR	TPR	TPR
Rostro	57,69	46,15	46,15	65,38
Pixeles	69,23	72,92	84,62	80,77
Nariz	50,00	46,15	53,85	57,69
Frente	50,00	46,15	57,69	53,83

Tabla 5-11 Desempeño del sistema para experimento individual 2.

Tipo de característica	Método extracción de características			
	Ninguno	LDA	PCA	PCA+LDA
	TPR	TPR	TPR	TPR
Rostro	42,31	65,38	46,15	46,15
Pixeles	57,69	76,92	73,10	88,46
Nariz	26,92	76,92	26,92	69,23
Frente	34,62	73,08	38,46	50,00

Tabla 5-12 Desempeño del sistema para experimento individual 3.

Tipo de característica	Método extracción de características			
	Ninguno	LDA	PCA	PCA+LDA
	TPR	TPR	TPR	TPR
Rostro	42,31	50,00	65,38	61,54
Pixeles	57,69	42,31	65,38	57,69
Nariz	50,00	46,15	53,85	65,38
Frente	50,00	50	57,69	65,38

Tabla 5-13 Desempeño del sistema para experimento individual 4.

Tipo de característica	Método extracción de características			
	Ninguno	LDA	PCA	PCA+LDA
	TPR	TPR	TPR	TPR
Rostro	42,31	42,31	46,15	57,69
Pixeles	50,00	57,69	69,23	57,69
Nariz	26,92	53,85	30,77	38,46
Frente	42,31	61,54	50	50

Se observa en estos resultados que, aun con la escasa cantidad de imágenes para entrenar por persona, el sistema es capaz de generar espacios que dividen ambas clases hasta con un 88.46% de efectividad para la identificación de personas ebrias y 69.23% de efectividad para la identificación de personas sobrias.

Se observa para el experimento 1 y 2 que para un gran porcentaje de sujetos es posible identificar cuándo estarán nuevamente ebrios, mientras que para el experimento 3 y 4 el porcentaje de identificación de cuándo estos estarán sobrios es menor, esto puede explicarse ya que para 16 personas de las 32 que forman el conjunto (la mitad), tiene un IMC superior a 25 catalogándolos de acuerdo a esta medida como personas con sobrepeso y por tanto los patrones térmicos en sus rostros aparecen menos intensamente y de manera más lenta en el tiempo, dificultando así la identificación de personas sobrias.

El aumento en el desempeño del experimento 1 al 2 se debe a que, en el experimento 1 al validar con la adquisición 4 las personas muestran menos intensas las características térmicas en sus rostros que cuando se valida con la adquisición 5 como se hizo en el experimento 2. Por otra parte, el aumento en el desempeño del experimento 3 al 4 se debe, de manera similar al caso anterior, a que en el experimento 3 al validar con la adquisición 2 esta se encuentra con sus rasgos térmicos faciales levemente incrementados por el efecto del alcohol, mientras que en el experimento 4 al validar con la adquisición 1 las personas se encuentran completamente sobrias.

Por otra parte, se observa que para todos los experimentos la característica correspondiente a los valores de intensidad tomados de distintos píxeles de una imagen presenta los mejores resultados, mientras que la técnica de PCA fue la más apropiada para ello. Vemos que los métodos basados en PCA se tornan eficaces al presentarse pocas muestras con características sin excesiva variabilidad.

CONCLUSIONES

En el presente trabajo de tesis se ha estudiado y analizado el problema de la identificación de personas en estado de ebriedad aplicando técnicas de reconocimiento de patrones. Para esto, primero se ha hecho un análisis del estado del arte en la identificación de personas en estado de ebriedad mediante imágenes evidenciando la poca cantidad de estudios referentes al tema, encontrando solo 5 documentos de los cuales 4 de ellos hacen referencia la búsqueda de posibles patrones para ser implementados en un sistema de clasificación y solo en uno de ellos se genera un sistema de identificación como tal. En base a esto, en este trabajo se ha decidido analizar el problema de la identificación de personas en estado de ebriedad mediante un sistema de clasificación aplicando 3 técnicas de extracción de características ampliamente estudiadas en problemas similares, estas técnicas son el análisis de componentes principales (PCA), el análisis de discriminante lineal (LDA) y la fusión de ambas técnicas (PCA+LDA), y un clasificador basado en máquinas de vectores de soporte (SVM). Junto con esto se han mostrado los fundamentos biológicos del problema donde del análisis de este se indican las posibles características a ser utilizadas, de acuerdo a esto se concluye que la zona de los ojos, la frente y la nariz corresponden a las zonas con mayor potencial para ser utilizadas como características.

Para comenzar el estudio del problema fue necesario contar con datos de personas tanto sobrias como en estado de ebriedad. Para ello logró generarse una base de datos con imágenes térmicas, visibles y datos fisiológicos de 46 personas que muestra la evolución de cada uno de ellos al pasar de un estado sobrio a uno ebrio.

Con estas imágenes se ha hecho un análisis de la transición de un estado a otro (sobrio a ebrio) confirmando la existencia de diferencias térmicas en el rostro de todas las personas en esta transición correspondiendo las zonas donde se produjeron estas diferencias con las analizadas mediante la información biológica y confirmando así la utilización de estas zonas. Junto con este análisis se observó que en esta transición de sobrio a ebrio los patrones térmicos de los rostros de algunas personas resultaron ser negativos, es decir, disminuyeron su temperatura al entrar en estado de ebriedad, sin embargo, considerando el efecto de aumento de temperatura que produce el alcohol a través del proceso de vasodilatación, como base para los análisis realizados en este trabajo, las personas que disminuyeron su temperatura tras el análisis fueron eliminadas de las evaluaciones realizadas con el sistema.

Tras la evaluación del sistema con 5 distintos grupos de personas se observa que la variabilidad en los factores fisiológicos que afectan la absorción y efectos del alcohol en el cuerpo, particularmente en aquellos observables que se obtienen de la base de datos como el sexo y el índice de masa corporal, afectan significativamente en la evolución de las características térmicas de sus rostros de manera que, a mayor índice de masa corporal las variaciones son más suaves mientras que a menor índice de masa corporal estas son más intensas. Por consiguiente, en los resultados obtenidos, al ir disminuyendo la variabilidad en estos dos factores los resultados obtenidos tienden a mejorar mientras que aumentar la variabilidad en estos los empeora. Lo anterior nos indica que es imposible generar un sistema de identificación universal de personas en estado de ebriedad debido a la gran variabilidad que presenta el universo de bebedores, sin embargo, sí es posible generar un sistema como este en grupos de individuos con características fisiológicas similares o bien generar un sistema identificación individual, esto queda en evidencia especialmente para el

análisis realizado sobre un conjunto de mujeres el cual, debido a su predisposición genética, sus factores fisiológicos, y la baja variabilidad en estos su desempeño se asemeja bastante a la identificación de manera individual.

Por otra parte, se ha logrado evidenciar que esta estrecha relación entre el índice de masa corporal y el estado de ebriedad es mayor que el presentado por las lecturas de alcoholtest, ya que, de acuerdo al comportamiento de las personas analizadas, es decir, a los efectos del alcohol en sus capacidades psicológicas y motoras, las lecturas de alcoholtest no corresponden a los comportamientos observados tanto como lo hace el índice de masa corporal.

De las conclusiones anteriores y del análisis de los resultados obtenidos se observa además que, cuando el objetivo es identificar personas en estado de ebriedad de manera universal o por grupos, la característica correspondiente a la zona de la nariz y la característica correspondiente al rostro completo presentan los mejores desempeños, mientras que la característica correspondiente a píxeles tomados del rostro presenta los mejores resultados cuando se trata de una identificación de manera individual. Por otra parte, la característica correspondiente a la sección de la frente no se recomienda por dos motivos; primero, presenta bajo desempeño en la mayoría de los métodos analizados, y además, esta misma sección de la frente es usada en los estudios para la detección de mentiras y ansiedad mediante imágenes térmicas [23]. Junto a ello, los resultados obtenidos en [16] identifican especialmente a la frente como la zona donde se produce la mayor diferencia térmica en el rostro, sin embargo, los análisis realizados a las imágenes de la base de datos generada muestran que esta zona corresponde a la nariz, este hecho se valida con los resultados obtenidos. Esta discrepancia posiblemente se deba a las diferencias fisiológicas y la predisposición genética de las personas analizadas, principalmente en la etnia de estas, hecho que se observa en esta investigación en los resultados completamente fuera del rango normal para uno de los participantes con rasgos pelirrojos.

A pesar de que las técnicas utilizadas presentan buenos desempeños en el problema de reconocimiento de rostros, no han sido del todo efectivas en la identificación de personas en estado de ebriedad. Analizando el desempeño de todas las técnicas por grupo se observa que cada una de estas presenta una debilidad para ser utilizada en el problema. Primero, la técnica de LDA no presenta buenos resultados al trabajar con características de grandes dimensiones mientras que PCA presenta mejores resultados cuando la cantidad de muestras por clase es pequeña, estos hechos también se observan en [34] y [33]. Y segundo, la técnica de PCA+LDA no presenta buenos resultados al ser utilizada en bases de datos pequeñas como también se evidencia en [39]. En particular, estas técnicas trabajan mejor bajo distribuciones normales de los datos, por lo tanto, al presentar bajas tasas de desempeño podemos asumir que las características térmicas en los conjuntos de personas analizados tienen otro tipo de distribución. Podemos entonces señalar que la variabilidad de los factores fisiológicos es la principal responsable en este hecho. Por otra parte, un posible enfoque de solución para estos problemas es abordar la extracción de características con técnicas que no asuman distribución normal como redes neuronales, kernel PCA, kernel LDA, etc.

Como se mencionó anteriormente, si bien la característica de la frente no se recomienda para implementar un sistema de este tipo, las imágenes recopiladas en la base de datos pueden ser útiles para futuros estudios donde se compare en esta zona la detección de personas en estado de ebriedad con la detección de mentiras y ansiedad, o bien, en el estudio de la evolución de las características térmicas para distintas etnias.

Los resultados obtenidos en conjuntos similares indican que las características térmicas de sus rostros son similares tanto cuando están sobrios como cuando se encuentran en estado de ebriedad, por lo tanto se puede decir que estos presentan similares tasas de absorción del alcohol, considerando esto, otra línea de investigación utilizando las imágenes en la base de datos podría ser el estudio de la dinámica de absorción del alcohol en personas con características similares para obtener un modelo predictivo de cuándo una persona entrará al estado de ebriedad

Dado todo lo anterior descrito, se concluye que la opción más recomendable para implementar un sistema de identificación de personas en estado de ebriedad es hacerlo de manera individual, de esta forma se puede generar un sistema que aprenda el hábito de cada persona y responda de una mejor manera en la tarea de identificación la cual puede extenderse además a identificar otros estados como el estrés, la fatiga, estados febriles, entre otros.

REFERENCIAS

- [1] . W. Zhao, R. Chellappa, . P. Phillips y . A. Rosenfeld, «Face recognition: A literature survey,» *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 35, pp. 399-458, 2003.
- [2] Y. Tian, T. Kanade y J. Cohn, «Facial expression recognition,» de *Handbook of face recognition*, Springer, 2011, pp. 487-519.
- [3] S. Puglia, J. Reed y E. Rhodes, «Common Imaging Problems,» National Archives and Records Administration.
- [4] R. Ghiass, O. Arandjelovi, A. Bendada y X. Maldague, «Infrared Face Recognition: A Comprehensive Review of Methodologies and Databases,» *Pattern Recognition*, vol. 47, pp. 2807-2824, 2014.
- [5] M. Valstar, T. Almaev, J. Girard, G. McKeown, M. Mehu, L. Yin, M. Pantic y J. Cohn, «FERA 2015 - Second Facial Expression Recognition and Analysis Challenge,» *Automatic Face and Gesture Recognition (FG), 2015 11th IEEE International Conference and Workshops on*, vol. 6, pp. 1-8, 2006.
- [6] M. Repetto, «Toxicología del alcohol etílico,» de *Toxicología avanzada*, 1995, pp. 425-476.
- [7] Organización Mundial de la Salud, «Global status report on alcohol and health,» 2011.
- [8] Ministerio De Transporte Y Telecomunicaciones, «Siniestros de tránsito asociados a la presencia de alcohol,» 2014.
- [9] L. Rizzi y P. Fariña, «Alcohol en conducción y su incidencia en la ocurrencia de accidentes de tránsito con víctimas fatales en Chile: falencias en las estadísticas nacionales,» de *Congreso Chileno de Ingeniería de Transporte*, Santiago, 2013.
- [10] G. Koukiou y V. Anastassopoulos, «Drunk person identification using thermal infrared images,» *Int. J. Electronic Security and Digital Forensics*, vol. 4, n° 4, p. 229–243, 2012.
- [11] Y. Chen, C. Chen, j. Liu y C. Tsai, «Anti-Counterfeiting System of Drunk Driving Using Driver's Facial image Identification,» de *SAE Technical Paper*, 2011.
- [12] A. Klatsky, G. Friedman y M. Armstrong, «The relationships between alcoholic beverage use and other traits to blood pressure: a new Kaiser Permanente study,» *Circulation*, vol. 73, n° 4, pp. 628-636, 1986.
- [13] G. Koukiou y V. Anastassopoulos, «Facial blood vessels activity in drunk persons using thermal infrared,» de *Imaging for Crime Detection and Prevention*, London, 2011.
- [14] G. Koukiou y V. Anastassopoulos, «Eye temperature distribution in drunk persons using thermal imagery,» de *Biometrics Special Interest Group*, Darmstadt, 2013.
- [15] P. Buddharaju, I. Pavlidis y P. Tsiamyrtzis, «Physiology-based face recognition in the thermal infrared spectrum,» *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 29, n° 4, pp. 613 - 626, 2007.
- [16] G. Koukiou y V. Anasassopoulos, «Face locations suitable drunk persons identification,» de *International Workshop on Biometrics and Forensics*, Lisbon, 2013.

- [17] M. Akhloufi, A. Bendada y J. Batsale, «State of the art in Infrared face recognition,» *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, vol. 5, n° 1, pp. 3-26, 2008.
- [18] G. Hermosilla, J. Ruiz-del-Solar, R. Verschae y M. Correa, «A comparative study of thermal face recognition methods in unconstrained environments,» *Pattern Recognition*, vol. 45, n° 7, p. 2445–2459, 2012.
- [19] «Human Face Recognition Using Thermal Image,» *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 22, n° 2, pp. 97-102, 2002.
- [20] A. Seal, D. Bhattacharjee, M. Nasipuri, S. Ganguly y D. Basu, «A Comparative Study of Human thermal face recognition based on Haar wavelet transform (HWT) and Local Binary Pattern (LBP),» *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2012.
- [21] S. Wang, Z. Liu, P. Shen y Q. Ji, «Eye localization from thermal infrared images,» *Pattern Recognition*, vol. 46, pp. 2613-2621, 2013.
- [22] S. Budzan y R. Wyzgolik, «Face and eyes localization algorithm in thermal images for temperature measurement of the inner canthus of the eyes,» *Infrared Physics & Technology*, vol. 60, pp. 225-234, 2013.
- [23] B. Rajoub y R. Zwiggelaar, «Thermal Facial Analysis for Deception Detection,» *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION FORENSICS AND SECURITY*, vol. 9, n° 6, pp. 1015-1023, 2014.
- [24] I. Pavlidis, N. Eberhardt y J. Levine, «Human behaviour: Seeing through the face of deception,» *Nature*, vol. 415, n° 35, 2002.
- [25] I. Pavlidis y J. Levine, «Thermal Image Analysis for Polygraph Testing,» *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, vol. 21, n° 6, pp. 56-64, 2002.
- [26] Z. Zhu, P. Tsiamyrtzis y I. Pavlidis, «Forehead Thermal Signature Extraction in Lie Detection,» de *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Lyon, 2007.
- [27] I. Pavlidis, J. Levine y P. Baukol, «Thermal imaging for anxiety detection,» de *Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications*, Hilton Head, SC, 2000.
- [28] N. Sharma, A. Dhall, t. Gedeon y R. Goecke, «Modeling Stress Using Thermal Facial Patterns A Spatio-temporal Approach,» de *Affective Computing and Intelligent Interaction*, Geneva, 2013.
- [29] Y. Zhao, D. Zhang y Y. Wang, «Automatic location of facial acupuncture-point based on content of infrared thermal image,» de *Computer Science & Education*, Hefei, 2010.
- [30] Y. Koh, Artist, *Facial artery (Arteria facialis)*. [Art]. <https://www.kenhub.com>, 2016.
- [31] Y. Koh, Artist, *Facial vein (Vena facialis)*. [Art]. <https://www.kenhub.com/>, 2016.
- [32] W. Commons, Artist, *Rasaceae couperose zones*. [Art]. [https://es.wikipedia.org/wiki/Rosacea_\(enfermedad\)](https://es.wikipedia.org/wiki/Rosacea_(enfermedad)), 2016.
- [33] A. Martinez y A. Kak, «PCA versus LDA,» *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, vol. 23, n° 2, pp. 228-233, 2001.
- [34] C. Huang y C. Chen, «Subspace LDA Methods for Solving the Small Sample Size Problem in Face Recognition,» de *Computer and Information Science and Technology*, Ottawa, 2015.

- [35] W. Zhao, A. Krishnaswamy y R. Chellappa, «Discriminant Analysis of Principal Components for Face Recognition,» de *Automatic Face and Gesture Recognition, 1998. Proceedings. Third IEEE International Conference on*, Nara, 1998.
- [36] FLIR Systems, Inc., «FLIR TAU 2 datasheet,» 2014.
- [37] Sony Computer Entertainment Inc., «PLAYSTATION Eye camera datasheet,» 2007.
- [38] P. Devyver y J. Kittler, *Pattern Recognition: A Statistical Approach*, Londres: Prentice-Hall, 1982.
- [39] P. Belhumeur, J. Hespanha y D. Kriegman, «Eigenfaces vs Fisherfaces Recognition Using Class Specific Linear Projection,» *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, vol. 19, n° 7, pp. 711-720, 1997.
- [40] L. Morissette y S. Chartier, «The k-means clustering technique: General considerations and implementation in Mathematica,» *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, vol. 9, pp. 15-24, 2013.
- [41] D. Pham, S. Dimov, y C. Nguyen, «Selection of K in K-means clustering,» *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 219, pp. 103-119, 2005.
- [42] C. Burges, «A tutorial on support vector machines for pattern recognition,» *Data mining and knowledge discovery*, vol. 2, pp. 121-167, 1998.
- [43] G. Betancourt, «Las máquinas de soporte vectorial (SVMs),» *Scientia et Technica*, vol. 1, n° 27, 2005.
- [44] H. Kuhn y A. Tucker, «Nonlinear Programming,» *Proceedings of the Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pp. 481-492, 1951.
- [45] M. Zweig y G. Campbell, «Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine,» *Clinical chemistry*, vol. 39, pp. 561-577, 1993.
- [46] O. Chapelle, *Support Vector Machines et Classification d' Images*, Lyon: departement Image Processing Reseach, AT&T, 1998.
- [47] L. Irwig, P. Macaskill, P. Glasziou y M. Fahey, «Meta-analytic methods for diagnostic test accuracy,» *Journal of clinical epidemiology*, vol. 48, pp. 119-130, 1995.
- [48] R. Chellapa, C. Wilson y S. Sirohey, «Human and Machine Recognition of Faces: A Survey,» *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, n° 5, pp. 704-740, 1995.
- [49] O. Rodriguez, «Análisis en Componentes Principales,» 2008.
- [50] P. Martiez, «Comparación de pruebas diagnósticas desde la curva ROC,» *Revista Colombiana de Estadística*, vol. 30, n° 2, pp. 163-176, 2007.

APÉNDICE A

DOCUMENTOS

APÉNDICE A

DOCUMENTOS DE ÉTICA, AUTORIZACIÓN Y CONSETIMIENTO

Adjunto a estas páginas se encuentran los documentos de ética, autorización y consentimiento utilizados en la realización del experimento realizado para la obtención de la base de datos.



PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATOLICA
DE VALPARAISO

AUTORIZACIÓN DEL ESTABLECIMIENTO O INSTITUCIÓN

Yo, _____, como autoridad responsable de la Institución _____, autorizo la participación del establecimiento que represento, en el Proyecto FONDECYT "Reconocimiento robusto de rostros térmicos y aplicaciones para la identificación de personas en estado de ebriedad ", a cargo del Investigador Responsable, Profesor Gabriel Hermosilla, de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso.

Declaro además, que la participación en este proyecto de la Institución que represento, es absolutamente voluntaria, y se hace en pleno conocimiento de los objetivos, alcances y resultados de la investigación, habiéndose considerado el respaldo y la aprobación emitida al proyecto, por el Comité de Bioética de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, mediante su certificación aprobatoria fundamentada.

Por último, cabe señalar que, independiente de la autorización que como representante de mi institución declaro, la participación de cada sujeto, dependerá de su consentimiento informado individual, libre y voluntario.

**Autoridad Responsable
de la Institución**

**Gabriel Hermosilla
Investigador Responsable**





PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATOLICA
DE VALPARAISO

CERTIFICACION ETICA DE PROYECTO DE INVESTIGACIÓN FONDECYT
Comité de Bioética
Pontificia Universidad Católica de Valparaíso

Valparaíso, Junio de 2013

Señores

Miembros del Comité Asesor de Bioética FONDECYT
Comisión Nacional de Investigación Científica y Tecnológica
SANTIAGO

Estimados Señores:

En mi condición de Presidente del Comité de Bioética de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, me permito informarles que el Proyecto **“Reconocimiento robusto de rostros térmicos y aplicaciones para la identificación de personas en estado de ebriedad”**, cuyo Investigador Responsable es el profesor **Gabriel Hermosilla Vigneau**, ha sido evaluado por el Comité de Bioética que represento, considerándose que cumple los estándares éticos definidos en las normativas internas de nuestra Institución y en la Declaración de Bioética y Derechos Humanos del 2005 de la UNESCO.

De acuerdo a ello, se estima que el proyecto se enmarca en los principios de respeto a los derechos humanos, garantizándolos en todos los procedimientos, metodologías y procesos del proyecto, así como en el tratamiento de los datos obtenidos, por lo cual se le otorga la aprobación fundamentada, destacándose los siguientes antecedentes:

- El objetivo general del proyecto es: Encontrar soluciones adecuadas para sistemas de visión por computador que sean capaces de reconocer en forma robusta rostros humanos y desarrollar algoritmos para la detección e identificación de personas en estado de ebriedad.
- Al final de este proyecto, se espera poder contar con una nueva base de datos de cara térmica con el fin de realizar análisis de: ambientes no controlados, reconocimiento de rostros a través del tiempo y la identificación de personas en estado de ebriedad.
- Los resultados de esta investigación permitiría encontrar patrones significativos que permitan discernir en personas en estado de ebriedad y personas que se encuentren sobrias y así poder solucionar problemas actuales de la sociedad como: seguridad vial, identificación de conductores ebrios, prevención de robos, entre otras.
- Loas participantes de la investigación son voluntarios, el único criterio de selección es ser mayores de 18 años.





PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATOLICA
DE VALPARAISO

- La metodología a emplear para obtener una base de datos con los registros visuales y térmicos de los participantes, será mediante la ingesta de alcohol (1.320 ml), en 4 oportunidades con un intervalo de tiempo igual a 30 minutos, es decir el experimento total durará 2 horas. Una vez realizado esto, los individuos serán registrados por la cámara. A través de un sistema de captura.
- Para resguardar la salud de los sujetos del experimento se realizará un alcotest al final de cada sesión, y si los sujetos sobrepasan el límite establecido por la ley (0,8 mg/L), no podrán abandonar el lugar del experimento o se tendrán que retirar en la compañía de una persona de su confianza, además se contará con la supervisión de un enfermero y/o paramédico





PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATÓLICA
DE VALPARAÍSO

Los Miembros del Comité de Bioética que participaron de la elaboración de este informe fueron:

Nombre	Profesión	Cargo	Institución
Dietrich Lorenz	Teólogo y Filósofo	Vice-Gran Canciller	PUCV
Joel Saavedra	Físico	Vicerrector	PUCV
María José Henríquez	Ingeniero Civil bioquímico	Coordinadora	PUCV
Giovanni Parodi	Lingüista	Profesor	PUCV
Fernando Acevedo	Ingeniero Civil Químico	Profesor	PUCV
Patricio Sotomayor	Bioquímico	Profesor	PUCV
Eduardo Cavieres	Historiador	Profesor	PUCV
Eugenia Colomer	Licenciada en Ciencias Religiosas y Magíster en Filosofía	Profesora	PUCV
Mauricio Otaiza	Filósofo y Psicólogo	Profesor	PUCV

Los documentos presentados por el investigador, que fueron revisados por el Comité de Bioética para la elaboración del presente certificado:

1. Formulario final del proyecto postulado (Versión Oficial)
2. Cartas de Consentimiento participantes.
3. Carta de Autorización de la autoridad responsable.
4. Ficha de antecedentes Ético/Bioéticos PUCV
5. Currículum del Investigador Responsable

En base a lo anteriormente expuesto, el Comité de Bioética de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso ha concluido por unanimidad de sus miembros, la aprobación ética fundamentada del Proyecto.

Por último, el Investigador Responsable se ha comprometido a que, al finalizar el estudio, informará al Comité de los resultados de este.

Le saluda cordialmente,

DIETRICH LORENZ DAIBER
Presidente Comité de Bioética
Pontificia Universidad Católica de Valparaíso





PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATOLICA
DE VALPARAISO

Consentimiento Informado de Participación en Proyecto de Investigación

Dirigido a: Personas mayores de 18 años

Mediante la presente, se le solicita su autorización para participar de estudios enmarcados en el Proyecto de investigación **"Reconocimiento robusto de rostros térmicos y aplicaciones para la identificación de personas en estado de ebriedad"**, presentado al Concurso FONDECYT Iniciación en Investigación 2013, y conducido por el profesor Gabriel Enrique Hermosilla Vigneau, perteneciente a la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso.

Dicho Proyecto tiene como objetivo principal encontrar soluciones adecuadas para sistemas de visión por computador, que sean capaces de reconocer en forma robusta rostros humanos y desarrollar algoritmos para la detección e identificación de personas en estado de ebriedad. En función de lo anterior es pertinente su participación en el estudio, por lo que mediante la presente, se le solicita su Consentimiento Informado.

Para participar en la investigación antes mencionada, se deberá cumplir con Criterios iniciales de Inclusión, que aseguren la adecuada realización del experimento, y el bienestar de quienes participan de este:

- No estar consumiendo algún tipo de medicamento.
- No estar embarazada o en período de lactancia.
- No padecer alcoholismo u otra adicción. Esto será ratificado a través de la aplicación de un test rápido sobre consumo de alcohol", debiendo no sobrepasar los 3 puntos (ver adjunto).
- No debe estar cursando la asignatura impartida por el Investigador Responsable del proyecto, durante el período del experimento.

Al colaborar con esta investigación, usted será fotografiado 1 vez en estado normal (sobrio), y luego, será fotografiado 4 veces más, después de beber 3 cervezas de 330 ml. cada una, en intervalos iguales de 30 minutos. Previo a cada vez que Ud. ingiera alcohol, se realizará la captura de imágenes térmicas, y además, se realizará la medición del nivel de alcohol que posee su organismo mediante un alcotest. La duración total del experimento es de 2 horas, y será realizado en el laboratorio de Robótica de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso. Adicionalmente, y con la finalidad de asegurar su bienestar, al aceptar participar en las actividades de esta investigación deberá asistir acompañado de un familiar o adulto





PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATOLICA
DE VALPARAISO

hasta el lugar donde se realiza el experimento, y esperar su finalización con usted; de lo contrario, no será posible su participación.

Al final del experimento, se medirá nuevamente la graduación alcohólica presente en su cuerpo, a fin de tomar registro de los datos como también constatar si excede o no los 0.8 mg/L de graduación alcohólica. Si Ud. no excede el 0.8 mg/L de graduación alcohólica, podrá abandonar el recinto inmediatamente, pero siempre acompañado de un familiar o adulto. En caso que Ud. sobrepase los 0.8 mg/L de graduación alcohólica, deberá permanecer por un período de 1 hora y 30 minutos en el lugar, y/o hasta que el paramédico autorice su salida, siempre en compañía de un familiar o un adulto. En caso que Ud. sienta molestias o problemas secundarios asociados a la ingesta de alcohol debe informarlo al paramédico e investigador responsable para que los asistan y deriven al centro hospitalario más cercano. Cabe mencionar que, asociado a la realización de los experimentos, existen riesgos asociados, debido a que el estado de ebriedad producida por el alcohol puede provocar accidentes, pérdida de estabilidad, entre otras consecuencias; por lo mismo, se han tomado las medidas de seguridad para contrarrestar los posibles riesgos generados por el experimento, y procurar el bienestar de sus participantes. En caso de existir necesidad de un procedimiento extra, como la asistencia médica a un participante, debido a un caso extremo de ebriedad o algún efecto secundario producto del alcohol, los gastos asociados correrán por cuenta de este proyecto de investigación. Además, se ha establecido un convenio de atención con la Clínica Valparaíso, donde los participantes que lo requieran podrán asistir hasta 12 horas después de la ingesta de alcohol, a partir del experimento realizado en el proyecto.

Respecto a los alcances y resultados esperados de esta investigación, es necesario señalar que estos son poder determinar patrones significativos del rostro, que permitan identificar sujetos en estado de ebriedad y sujetos sobrios por medio de técnicas basadas en visión computacional y reconocimiento de patrones.

Al participar en este estudio, no hay beneficios directos para los participantes, sin embargo, es de suma importancia su ayuda para poder realizar la investigación y con ello generar nuevas tecnologías para identificar personas en estado de ebriedad.





PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATOLICA
DE VALPARAISO

Todos los datos que se recopilen, serán estrictamente anónimos y de carácter privado, y sólo se usarán para los fines científicos de la investigación. El responsable de este estudio, en calidad de custodio de los datos, será el Investigador responsable del proyecto, quien tomará todas las medidas necesarias para cautelar el adecuado tratamiento de los datos, el resguardo de la información registrada y la correcta custodia de éstos. La información obtenida del experimento, específicamente las imágenes capturadas con la cámara térmica son de utilidad específica para esta investigación. Se creará una base de datos de personas en estado de ebriedad, la cual será estudiada y analizada en este proyecto, donde las imágenes serán almacenadas en discos duros con passwords, teniendo acceso a ella sólo el Investigador responsable. Al finalizar el experimento, se preguntará si entrega su autorización para que imágenes sean utilizadas en presentaciones sobre los resultados de esta investigación, como parte del proceso de obtención de información. Una vez que haya finalizado el estudio, las imágenes serán guardadas en disco duro, por un período de 5 años, debido a posibles continuaciones de la investigación, bajo custodia del investigador Responsable.

El Investigador Responsable del proyecto y la Universidad Católica de Valparaíso aseguran la total cobertura de los costos del estudio, por lo que su participación no significará gasto alguno, además de considerar posibles costos que existieran si es que existe algún accidente. Por otra parte la participación en este estudio no involucra pago o beneficio económico alguno.

Si presenta dudas sobre este proyecto o sobre su participación en él, puede hacer preguntas al investigador responsable Gabriel Hermosilla en cualquier momento de la ejecución del mismo, igualmente puede retirarse de la Investigación en cualquier momento, sin que esto represente perjuicio. Es posible ubicar al investigador al teléfono **032-2273688** o al correo electrónico: gabriel.hermosilla@ucv.cl.

Es importante que usted considere que su participación en este estudio es completamente libre y voluntaria, y que tiene derecho a negarse a participar o a suspender y dejar inconclusa su participación cuando así lo desee, sin tener que dar explicaciones por la decisión.

Ya que la Investigación ha sido autorizada por el Comité de Bioética de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso si usted considera que se han vulnerado sus derechos, le pedimos se comunique con uno de los miembros de dicho comité, el Dr.





PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATOLICA
DE VALPARAISO

Joel Saavedra A., Vicerrector de Investigación y Estudios Avanzados de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso (Fono: 032-2273444).

Desde ya le agradecemos su participación.

Gabriel Enrique Hermosilla Vigneau
Investigador Responsable





PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATOLICA
DE VALPARAISO

Fecha,

Yo..... en base a lo expuesto en el presente documento, acepto voluntariamente participar en la Investigación **“Reconocimiento robusto de rostros térmicos y aplicaciones para la identificación de personas en estado de ebriedad”**, conducida por el Profesor Gabriel Enrique Hermosilla Vigneau, Investigador de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso.

He sido Informado(a) de los objetivos, alcances y resultados esperados de este estudio y de las características de participación. Reconozco que la Información que provea en el curso de esta Investigación es estrictamente confidencial y anónima. Además, esta no será usada para ningún otro propósito fuera de los de este estudio.

He sido Informado(a) de que puedo hacer preguntas sobre el proyecto en cualquier momento y que puedo retirarme del mismo cuando así lo decida, sin tener que dar explicaciones ni sufrir consecuencia alguna por tal decisión.

De tener preguntas sobre participación en este estudio, puedo contactar al Dr. Joel Saavedra A., Vicerrector de Investigación y Estudios Avanzados de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso (vriea@ucv.cl, 032 2273228).

Entiendo que una copia de este documento de consentimiento me será entregada, y que puedo pedir información sobre los resultados de este estudio cuando éste haya concluido. Para esto, puedo contactar al Investigador responsable del proyecto al correo electrónico **gabriel.hermosilla@ucv.cl**, o al teléfono **032-2273688**.

Nombre y firma del participante

Gabriel Enrique Hermosilla Vigneu
Investigador Responsable



Test rápido sobre consumo de alcohol

1) **¿Con qué frecuencia usted consume 8 o más vasos de alcohol, en la misma ocasión?**

- Nunca
- Menos que mensualmente
- Mensualmente
- Semanalmente
- A diario o casi a diario

2) **¿Con qué frecuencia, durante el último año, no ha podido recordar que sucedió la noche anterior producto de la ingesta de alcohol?**

- Nunca
- Menos que mensualmente
- Mensualmente
- Semanalmente
- A diario o casi a diario

3) **¿Con qué frecuencia, durante el último año, no ha actuado/reaccionado como normalmente lo hace, producto de la ingesta de alcohol?**

- Nunca
- Menos que mensualmente
- Mensualmente
- Semanalmente
- A diario o casi a diario

4) **¿Tiene algún amigo, médico o alguien relacionado con la salud que esté preocupado por su nivel de consumo de alcohol, o que le haya recomendado disminuir o parar?**

- No
- Sí, pero no en el último año
- Sí, durante el último año

Puntuación Test

Puntaje preguntas 1, 2 y 3:

- Nunca -- 0 punto
- Menos que mensualmente -- 1 punto
- Mensualmente -- 2 puntos
- Semanalmente -- 3 puntos
- A diario o casi a diario -- 4 puntos

Puntaje pregunta 4:

- No -- 0 punto
- Sí, pero no en el último año -- 2 puntos
- Sí, durante el último año -- 4 puntos

El puntaje máximo es 16 puntos. Un puntaje total igual a 3 indica que el nivel de consumo de alcohol es riesgoso (no se debiera realizar el experimento)

Si una persona responde "nunca" en la primera pregunta, ella/él no es un bebedor de riesgo y las preguntas restantes no son necesarias.

Si una persona responde "semanalmente" o "A diario o casi a diario" en la primera pregunta, ella/el es considerado un bebedor de riesgo y las restantes preguntas deben saltarse.

Si una persona responde "mensualmente" o "Menos que mensualmente" en la primera pregunta, las otras 3 preguntas son necesarias para completar el test para bebedores de riesgo

Valparaíso, 04 de Marzo del 2014

Sr.
GABRIEL HERMOSILLA VIGNEAU
Profesor Responsable Proyecto Fondecyt¹
Pontificia Universidad Católica de Valparaíso
VALPARAÍSO

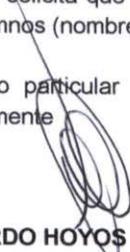
Estimado Sr. Hermosilla:

Clínica Valparaíso ha tomado conocimiento del proyecto Fondecyt "ROBUST THERMAL FACE RECOGNITION AND APPLICATIONS FOR DRUNK PERSON IDENTIFICATION" (N° Iniciación 11130466) realizado por el investigador principal, profesor Gabriel Hermosilla Vigneau y la necesidad derivada de éste de disponer de un servicio de salud aledaño para atender a los alumnos de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso que presenten complicaciones o accidentes por ingestión de alcohol.

De acuerdo a lo informado, dichas complicaciones podrían presentarse durante las sesiones de captura de imágenes térmicas e ingesta de alcohol del proyecto y/o hasta 12 horas después a la realización de ésta.

Clínica Valparaíso en consideración a la cercanía de ambas instituciones, manifiesta su disposición para dar atención a los alumnos que lo requieran para lo cual se solicita que al inicio de esta etapa del proyecto se remita una nómina de los alumnos (nombre completo y RUT).

Sin otro particular y deseándoles éxito en vuestro cometido, le saluda muy cordialmente


EDUARDO HOYOS LOMBARDI
Gerente General
CLÍNICA VALPARAÍSO

¹ ROBUST THERMAL FACE RECOGNITION AND APPLICATIONS FOR DRUNK PERSON IDENTIFICATION