

UNIVERSIDAD DE GRANADA

UNIVERSIDAD DE GRANADA E.T.S.I. INFORMÁTICA Y TELECOMUNICACIÓN - Course $2019/\ 2019$

Visión por Computador

PCA

Trabajo 4

Jaime cloquell Capp

Email: jaumecloquell@correo.ugr.es

${\rm \acute{I}ndice}$

1.	Introducción	2
2.	Relación entre los componentes RGB de las imágenes de la piel	2
	Experiento	2
	3.1. Algoritmo	2
	3.2. Resulatdos	4
	3.2.1. dedo_hr.mp4	4
	3.2.2. $dedo_{jaume.mp4}$	
	3.2.3 juanna mp4	7

1. Introducción

La frecuencia cardíaca es un indicador importante del estado fisiológico de las personas. Recientemente, varios documentos reportaron métodos para medir la frecuencia cardíaca de forma remota desde los vídeos. Estos métodos funcionan bien en sujetos estacionarios bajo condiciones bien controladas, pero su rendimiento se degrada significativamente si los vídeos se graban en condiciones más difíciles, específicamente cuando los movimientos de los sujetos y las variaciones de iluminación están involucradas.

Este trabajo muestra cómo las mediciones dinámicas de la frecuencia cardíaca que se obtienen típicamente de sensores montados cerca del corazón también se pueden obtener a partir de secuencias de vídeo.

En este trabajo se realizan dos experimentos en los que una cámara de móvil captura las imágenes de dos sujetos.

Para realizar el trabajo se hará uso de PCA (Análisis por Componentes Principales). La técnica de PCA es una transformación que permite reducir esta redundancia y puede ser aplicada previamente a un análisis visual o a un proceso más complejo de clasificación a través de algoritmos matemático-estadísticos.

2. Relación entre los componentes RGB de las imágenes de la piel

La piel humana está compuesta de diferentes capas y su color está muy relacionado con las concentraciones de melanina y hemoglobina. Xu et al.[6] derivaron la relación entre las intensidades de píxeles RGB obtenidas de una imagen facial y las concentraciones de hemoglobina y melanina, ch y cm, en la capa de la piel.

En el siguiente capítulo se presenta el modelo propuesto para estimar las mediciones de frecuencia cardíaca dinámica utilizando PCA. Como la duración del vídeo afecta a la precisión de la lectura de la frecuencia cardíaca, se establece un criterio de parada para determinar la duración del vídeo necesaria para la estimación dinámica de la frecuencia cardíaca. Por tanto, todos los videos tendrán una duración exacte de 1 minuto. Además los videos se realizarán con el mismo dispositivo móvil (samsung s8+) y intentanto lo máximo posible que el individuo no se mueva a lo largo de la grabación para que la comparación sea lo más justa posible

3. Experiento

En esta sección se analizan el algoritmo y los resultados. También se presenta un estudio comparativo entre el método considerando las tres bandas de color y con solo considerar una sola banda de color con el mismo individuo.

3.1. Algoritmo

Para llevar a cabo el experiment, se tuvo que modificar el fichero acquire.m aportado por la profesora para que en lugar de solo considerar una banda de color (rojo), considerar las tres bandas de color

(RGB) aplicando PCA y calcularemos PCA entre utilizar solo la banda roja o hacer uso de las tres bandas de colores.

El primer paso fué generar tres vectores (y, x, z) de longitut al número de frames para tener en cuenta las tres bandas de color. Una ves registrados las t

Cuando las distintas características o atributos de un dataset están expresadas en distintas escalas se hace patente la necesidad de normalizar sus valores. Sin embargo, al aplicar esta técnica se asume que los datos de trabajado tienen una distribución gaussiana o normal. Por tanto, aplicamos a los tres vectores una transformación de normalización de forma que su media sea igual a 0, y su varianza=1

```
% Generamos tres vectores (uno por banda)
y = zeros(1, numFrames);
x = zeros(1, numFrames);
z = zeros(1, numFrames);

for i=1:numFrames,
    display(['Processing ' num2str(i) '/' num2str(numFrames)]);
    frame = read(v, i);
    % Tomamos las tres bandas
    y(i) = sum(sum(frame(:, :, 1))) / (size(frame, 1) * size(frame, 2));
    x(i) = sum(sum(frame(:, :, 2))) / (size(frame, 1) * size(frame, 2));
    z(i) = sum(sum(frame(:, :, 3))) / (size(frame, 1) * size(frame, 2));
end
```

Los autovectores son las direcciones en las que la varianza de los datos es mayor. En teoría de probabilidad, la varianza de una variable aleatoria es una medida de dispersión (definida como la esperanza del cuadrado de la desviación de dicha variable respecto a su media). Por tanto, las direcciones en las que la varianza es mayor, representan la esencia principal de la información contenida en el dataset, por eso se les llama componentes principales. Al igual que un autovector es una dirección, el autovalor es un número, que representa el valor de la varianza sobre ese autovector. Por ello, para encontrar las componentes principales que condensen esa esencia de la información del dataset, calcularemos primero la matriz de covarianza, que nos da la medida de dispersión conjunta entre variables.

```
% centramos y normalizamos los datos.
yi = (y - mean(y)) ./ std(y);
xi = (x - mean(x)) ./ std(x);
zi = (z - mean(z)) ./ std(z);

data = [yi; xi; zi];

%matriz de covarianza
C = cov(tranpose(data));
```

Si lo que queremos es reducir la dimensionalidad del dataset, perdiendo la menor información posible,

descartaremos los autovectores cuyos autovalores sean más bajos, ya que son aquellos que menos información aportan al conjunto global. Para ello, lo que se hace es ordenarlos por parejas de autovector, autovalor.

```
[V,D] = eig(C);
[D order] = sort(diag(D), 'descend');
V = V(:,order);
```

Una vez ordenados los autovalores, los multiplicamos por la variable data, que recordamos que contiene las 3 bandas de colores. Finalmente devolvemos los resultados para poder ser visualizados con la función process.m y calculamos MSE enre tener en cuenta solo la banda roja y las tres bandas de colores.

3.2. Resulatdos

En el presente capítulo aplicaremos el algorítmo a distintos indiviudos con distintos rasgos fisiológicos (edad, peso ..) para compara los resultados teniendo en cuenta solo la banda roja o las tres bandas. Los videos pueden ser descargados desde la siguiente url: https://drive.google.com/drive/folders/1WfqRRvJVz479oyWqoPSWmwmSlJGYNSAu?usp=sharing

3.2.1. dedo_hr.mp4

El video **dedo_hr.mp4** es un video filmando un dedo puesto sobre la lente de una Cámra de Samsung S7 (aportado por el profesor de la assignatura). En este video podemos observar como teniendo en cuenta las tres bandas de color, el ratio de pulsaciones varía mucho más respecto al de la figura 3. Los picos más significativos ocurren en el segundo 27 y 47 aproximadamente. Con este video obtuvimos un RMSE de 30.0069.

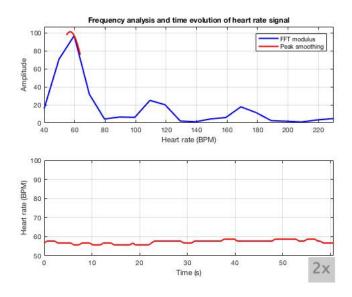


Figura 1: Video dedo_hr.mp4 teniendo en cuenta la banda roja

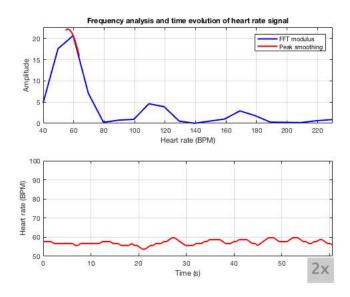


Figura 2: Video dedo_hr.mp4 teniendo en cuenta RGB

3.2.2. dedo_jaume.mp4

El video **dedo_jaume.mp4** representa un video filmado por un jover de 24 años, deportista y a través de un samsung s8. Podemos observar como considerando las tres bandas de colores vemos como el gráfico se ve bastante más estable y con mediciones más fiables. En cambio, teniendo en cuenta la

band roja, existen picos bastante representativos, que en principio podrían ser debidos cambios en el brillo.

Con este video obtuvimos un RMSE de 30.0225 con un HR media de 78.931 (banda roja) y 72.0028 (considerando las tres bandas)

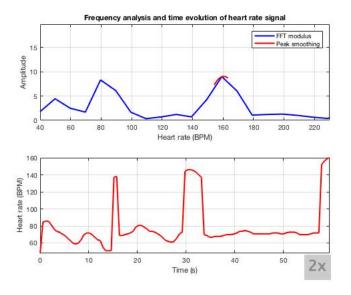


Figura 3: Video jaume.mp4 teniendo en cuenta la banda roja

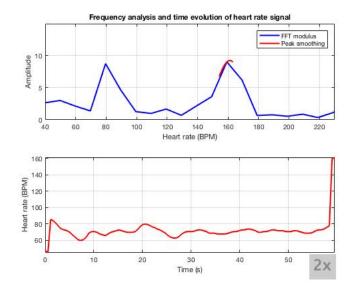


Figura 4: Video jaume.mp4 teniendo en cuenta RGB

3.2.3. juanma.mp4

El video **juanma.mp4** representa un video filmado por un jover de 35 años, no deportista y a través de un samsung s8. Al ser una persona más sedentaria, sus pulsaciones de medio estuvieron alrededor del 74 en los dos casos.

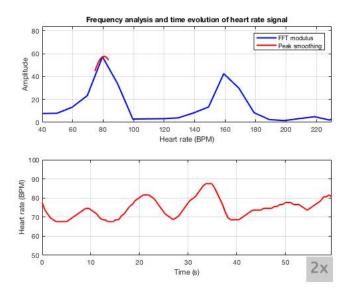


Figura 5: Video jaume.mp4 teniendo en cuenta la banda roja

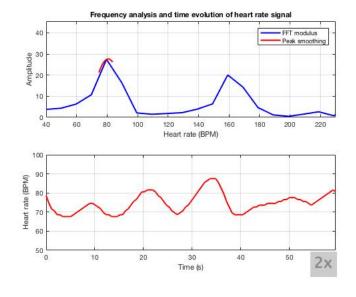


Figura 6: Video jaume.mp4 teniendo en cuenta RGB