



Ciencias de la  
Computación  
FACULTAD DE CIENCIAS  
FÍSICAS Y MATEMÁTICAS  
UNIVERSIDAD DE CHILE

# Tarea 2 - Comerciales

CC5204 - Búsqueda por contenido de Imágenes y Videos

Alumnos: Patricio Isbej  
Elisa Kauffmann  
Profesor: Juan Manuel Barrios  
Ayudante: Sebastián Ferrada  
Fecha: 2 de mayo de 2016

## Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>3</b>
<b>2. Resumen</b>	<b>3</b>
<b>3. Hipótesis</b>	<b>3</b>
<b>4. Diseño e implementación</b>	<b>3</b>
4.1. Descripción del contenido . . . . .	3
4.2. Búsqueda por similitud . . . . .	4
4.3. Detección . . . . .	6
<b>5. Experimentos y resultados</b>	<b>7</b>
<b>6. Análisis y conclusiones</b>	<b>7</b>
<b>7. Anexos</b>	<b>7</b>

## Índice de figuras

## Índice de tablas

1. Bosquejo del diccionario creado para la configuración de 1 descriptor cada 10 frames. . . . .	5
2. Bosquejo de la matriz de identificadores y descriptores de los comerciales . . . . .	6
3. Bosquejo de la máscara de un comercial creada para la configuración de 1 descriptor cada 30 frames . . . . .	7
4. My caption . . . . .	8
5. My caption . . . . .	8
6. My caption . . . . .	9
7. My caption . . . . .	9
8. My caption . . . . .	10

## 1. Introducción

## 2. Resumen

## 3. Hipótesis

## 4. Diseño e implementación

Se implementa un detector de comerciales que señala cuántas veces fue emitido cada comercial durante las 4 horas de programación, determinando exactamente el inicio y fin de cada aparición. Para ello se divide el trabajo en 3 pasos:

1. Descripción del contenido (extracción de características)
2. Búsqueda por similitud (comparación de descriptores)
3. Detección (encontrar secuencias parecidas)

Se usa el lenguaje **Python** utilizando las librerías **OpenCV** para procesar imágenes y videos, **numpy** para manejo de vectores y matrices y **matplotlib** para graficar.

El reporte de detecciones se guarda en un archivo **.m3u** que por cada aparición de un comercial, contiene 3 líneas con el siguiente formato:

```
#EXTVLCOPT:start-time= [seconds]
#EXTVLCOPT:stop-time= [seconds]
.../.../base/mega-2014_04_25T22_00_07.mp4
```

donde la primera y la segunda línea indican el momento en que empieza y termina el comercial respectivamente (en segundos), y la tercera línea indica el video a reproducir, en este caso es el programa de 4 horas.

### 4.1. Descripción del contenido

A rasgos generales, en esta etapa se utiliza el descriptor de **histogramas por zonas** para caracterizar los frames de los videos guardando el descriptor de cada

video en un archivo `.npy`, el cual será utilizado en el paso siguiente. Es importante mencionar que los frames de todos los videos son escalados al mismo tamaño ( $720 \times 400$  px) para normalizar y facilitar la división en zonas. Además, previo al desarrollo de la tarea se verificó que todos los videos tuvieran el mismo *framerate* para mantener consistencia ( $\sim 29.97$  fps).

En esta etapa, los parámetros que varían en cada configuración son:

- frecuencia de muestreo de frames
- cantidad de zonas en las que se divide cada frame
- cantidad de bins de los histogramas

En detalle, el programa ejecuta los siguientes pasos:

1. Para cada archivo de video, se toma un frame cada cierta frecuencia, lo escala a un tamaño de  $720 \times 400$  px y lo transforma a escala de grises.
2. Se divide cada uno de estos frames en la cantidad de zonas especificada por el tipo de configuración, y usando la función `calcHist` de `OpenCV` se obtiene un histograma por cada zona en forma de un arreglo.
3. Se crea el descriptor completo del frame: un arreglo que es la concatenación de los vectores de los histogramas obtenidos en el paso anterior.
4. Se crea el descriptor del video completo construyendo un arreglo `numpy` de todos los arreglos que describen cada frame del video.

El código se encuentra en el archivo `describe.py`

## 4.2. Búsqueda por similitud

Durante esta etapa, usando los descriptores creados anteriormente, por cada frame del video de 4 horas se encuentra el frame del comercial que más se le parece. Para ello se comparan todos los vectores descriptores de cada comercial contra cada frame del video de 4 horas, utilizando distancia Manhattan. Para facilitar el procesamiento se crea un diccionario que guarda, por cada comercial, su título, un número identificador y la cantidad de frames procesados. Un ejemplo de uno de

Id	Nombre	Frames
0	mr big (2).npy	95
1	scotiabank.npy	76
2	ripley dias r.npy	63
3	sodimac homecenter.npy	62
4	donnasept.npy	61
5	dove desodorante hombre.npy	45
6	entel 4g corto.npy	81
7	johnson mundial.npy	60
8	limon soda.npy	96
9	bilz y pap.npy	105

Cuadro 1: Bosquejo del diccionario creado para la configuración de 1 descriptor cada 10 frames.

los diccionarios creados se puede observar en el cuadro 1.

Específicamente, el programa realiza los siguientes pasos:

1. Se crea un diccionario que mapea los títulos de los comerciales a un identificador y a la cantidad de frames obtenidos en la etapa anterior.
2. Se cargan en memoria los descriptores de video de todos los 10 comerciales y usando el diccionario se construye una matriz de dimensiones  $10 \times 3$ . La matriz contiene, para cada comercial, una fila con su identificador, su título y su descriptor. (Ver cuadro 2).
3. Se carga el descriptor del programa de 4 horas y se compara cada frame contra todos los frames de los 10 comerciales. Para medir la similitud entre vectores descriptores se utiliza distancia Manhattan (utilizando la función `norm` de `OpenCV` con el parámetro `NORM_L1`). Así se va construyendo un vector de “calces” con tantas filas como frames del programa de 4 horas procesados. Cada fila contiene el índice del frame y el identificador del comercial que más se parece al frame del programa.
4. El vector de “calces” se guarda en un archivo `.npy` para ser usado en el paso siguiente

com_id	nombre archivo	descriptor comercial
0	mr big (2).npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
1	scotiabank.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
2	ripley dias r.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
3	sodimac homecenter.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
4	donnasept.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
5	dove desodorante hombre.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
6	entel 4g corto.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
7	johnson mundial.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
8	limon soda.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$
9	bilz y pap.npy	$[[[], [], \dots, [], []]]$

Cuadro 2: Bosquejo de la matriz de identificadores y descriptores de los comerciales

El código se encuentra en el archivo `compare.py`

### 4.3. Detección

En esta etapa se detecta la aparición de los comerciales en el video de 4 horas haciendo uso del diccionario y el vector de “calces” creados en las etapas anteriores. La idea general es usar máscaras, una por cada comercial, para ir recorriendo el vector de “calces” y comparar la similitud entre segmentos de éste con las máscaras usando distancia de Hamming. La idea se ilustra en la figura 8.

La distancia de Hamming es calculada usando una función específica, implementada para este caso en particular.

Detalladamente, la implementación lleva a cabo los siguientes pasos:

1. Se cargan el diccionario y el vector de “calces” en memoria a partir de los archivos generados en la etapa anterior.
2. Para cada comercial en el diccionario se crea una máscara: una matriz con tantas filas como la cantidad de frames del comercial y 2 columnas. En la primera columna se repite para todas las filas el identificador del comercial y

Id comercial	frame
2	0
2	1
2	2
2	3
2	4
2	5
2	6
2	7
2	8
2	9
2	10
2	11
2	12
2	13
2	14

Cuadro 3: Bosquejo de la máscara de un comercial creada para la configuración de 1 descriptor cada 30 frames

en la segunda columna se enumeran todos sus frames. Un ejemplo de máscara se puede ver en la figura 3.

3. Para cada línea del vector de “calces” se alinea la máscara del comercial indicado en la posición del frame indicado. Se calcula la similitud entre la máscara y la sección del vector de calces usando distancia de Hamming

Cuadro 4: My caption

	Frecuencia	30		20		10	
Division	Bins\Tolerancia	50 %	80 %	50 %	80 %	50 %	80 %
1x1	16	0.75	0.98	0.81	1	0.84	1
	32	0.75	1	0.78	1	0.89	1
	64	0.78	1	0.81	1	0.89	1
2x2	16	0.86	1	0.94	1	0.94	1
	32	0.89	1	0.86	1	0.94	1
	64	0.89	0.98	0.91	1	0.94	1
4x4	16	0.91	0.96	0.89	1	0.96	1
	32	0.91	0.96	0.86	1	0.94	1
	64	0.91	0.94	0.89	1	0.96	1

Cuadro 5: My caption

	Frecuencia	30		20		10	
Division	Bins\Tolerancia	50 %	80 %	50 %	80 %	50 %	80 %
1x1	16	15/0/10	24/0/1	17/0/8	25/0/0	18/0/7	25/0/0
	32	15/0/10	25/0/0	16/0/9	25/0/0	20/0/5	25/0/0
	64	16/0/9	25/0/0	20/0/5	25/0/0	20/0/5	25/0/0
2x2	16	19/0/6	25/0/0	22/0/3	25/0/0	22/0/3	25/0/0
	32	20/0/5	25/0/0	19/0/6	25/0/0	22/0/3	25/0/0
	64	20/0/5	25/1/0	21/0/4	25/0/0	22/0/3	25/0/0
4x4	16	21/0/4	25/2/0	20/0/5	25/0/0	23/0/2	25/0/0
	32	21/0/4	25/2/0	19/0/6	25/0/0	22/0/3	25/0/0
	64	21/0/4	25/3/0	20/0/5	25/0/0	23/0/2	25/0/0



Cuadro 6: My caption

Frecuencia		30		20		10	
Division	Bins\Tolerancia	50 %	80 %	50 %	80 %	50 %	80 %
1x1	16	15/0/10	24/0/1	17/0/8	25/0/0	18/0/7	25/0/0
	32	15/0/10	25/0/0	16/0/9	25/0/0	20/0/5	25/0/0
	64	16/0/9	25/0/0	20/0/5	25/0/0	20/0/5	25/0/0
2x2	16	19/0/6	25/0/0	22/0/3	25/0/0	22/0/3	25/0/0
	32	20/0/5	25/0/0	19/0/6	25/0/0	22/0/3	25/0/0
	64	20/0/5	25/1/0	21/0/4	25/0/0	22/0/3	25/0/0
4x4	16	21/0/4	25/2/0	20/0/5	25/0/0	23/0/2	25/0/0
	32	21/0/4	25/2/0	19/0/6	25/0/0	22/0/3	25/0/0
	64	21/0/4	25/3/0	20/0/5	25/0/0	23/0/2	25/0/0

Cuadro 7: My caption

2 0  
2 1  
2 2  
2 3  
2 4  
2 5  
2 6  
2 7  
2 8  
2 9  
2 10  
2 11  
2 12  
2 13  
2 14

Cuadro 8: My caption

8	9
4	16
5	29
5	29
5	29
4	16
4	16
2	1
2	5
2	3
2	3
2	5
2	5
2	7
2	7
2	8
2	9
2	11
2	11
2	12
2	14
2	14
4	6
4	6
4	6
4	6
6	23
4	15
4	7
5	25
2	0
4	3

## 5. Experimentos y resultados

## 6. Análisis y conclusiones

## 7. Anexos

alineamiento

máscara

frame actual

calce

tamaño máscara