

Tarea 2: Reconocedor de Género

Tomás Valenzuela Gallegos

Pontificia Universidad Católica de Chile

tavalenzuela@uc.cl

1. Motivación

En los últimos años, los sistemas de reconocimiento de imágenes que son capaces de clasificar automáticamente a los seres humanos se han generalizado cada vez más. Estos sistemas son útiles en diversos entornos, uno de ellos es el que se desarrolla en este informe y es el reconocimiento del Género de una persona a partir de una foto de su rostro, lo cual podría ser de gran utilidad por ejemplo para distinguir el comportamiento de hombres y mujeres en cierta aplicación Web de venta de productos o red social, permitiendo así generar ofertas o contenido de forma personalizada al público objetivo.

2. Solución Propuesta

Para efectuar la clasificación de Género a partir de cada imagen de un rostro se realiza el siguiente procedimiento:

- Se extraen 235 features a la imagen: 59 corresponden al **LBP** de 1x1 particiones. 28 corresponden a las features de **Haralick** con distancia de 3. 67 pertenecen a las extracciones de **Gabor** con parámetro de 8 para las rotaciones y dilataciones. Finalmente, se extraen 81 features de **HoG** de 3x3 particiones con bins de tamaño 9. Para la extracción de dichas features nos aprovechamos de las funciones que provee la librería Pybalu.

- Se efectúa el procedimiento Clean para las 235 features extraídas, lo cual permite deshacerse de 51, quedándonos entonces con 184 features que pasan a ser normalizadas al intervalo cero-uno.

- Se realiza la selección de features relevantes combinando algunos métodos como SFS, PCA, ICA y PLSR. Particularmente se efectúa el procedimiento detallado en la figura 1, que permite quedarnos con solo 9 features a partir de las 184 entregadas por el Clean.

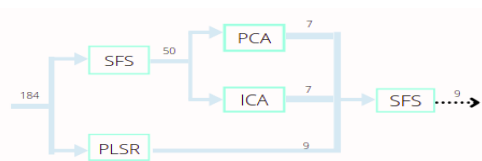


Figure 1: Selección de características

- Se efectúa la clasificación mediante el algoritmo Knn de 3 vecinos. Este clasificador se construye haciendo el procedimiento anterior sobre el conjunto de entrenamiento, que está compuesto por 1260 imágenes, de las cuales la mitad corresponde a hombres y la otra mitad a mujeres.

3. Experimentos realizados y resultados

En el caso de este problema se pudo observar que considerar una gran cantidad de particiones en las imágenes para extraer las características no aportaba mucha información adicional en comparación al costo computacional que conlleva, es por esta

razón la elección de parámetros para cada uno de los algoritmos de extracción de features.

A medida que se hizo la extracción de patrones, se calculó el accuracy en los datos de test utilizando como espacio de features el obtenido en cada método por separado, así como al espacio correspondiente a la unión de los subespacios de cada método anterior. Los resultados obtenidos se presentan en la tabla 1:

Espacio Features	Accuracy Testing
LBP clásico	87.85 %
Haralick	50 %
Gabor	78.57 %
HoG	75 %
Concatenación	88.75 %

Luego de realizar el Clean y normalización al espacio de features, inicialmente se consideró una estrategia de selección similar a la de clases, sin embargo, los resultados obtenidos fueron peores que los mostrados en la tabla 1, por lo que luego de algunas iteraciones y pruebas de ensayo-error se obtuvo el algoritmo de selección mencionado en la sección anterior. La elección del número de componentes de salida para cada método de selección se hizo considerando la maximización local del accuracy en el set de test para dicho método.

Finalmente, para efectuar la clasificación de las imágenes por Género, se utilizó el algoritmo **KNN** de tres vecinos, el cual se construyó con 1260 imágenes de entrenamiento que contiene la misma cantidad de imágenes de mujeres y hombres. Con este procedimiento de extracción, selección y clasificación se obtuvo un accuracy del 95.71% sobre el set de test compuesto de 140 imágenes (mitad de hombres y mitad de mujeres). La matriz de confusión correspondiente se muestra en la figura 2.

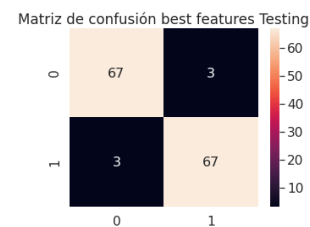


Figure 2: Matriz de confusión testing

4. Conclusiones

Es posible concluir que las técnicas utilizadas (LBP, Haralick, Gabor y HoG) en la extracción de características son capaces de detectar patrones distintivos para ambas clases de forma eficiente y que en este caso son relativamente robustas al cambio de parámetros en su ejecución. Por otra parte, se puede concluir que distintas estrategias de selección de features conducen a distinta capacidad de generalización del modelo por lo cual elegir una estrategia adecuada de selección es fundamental en el desarrollo de un clasificador.