

Resultados de los experimentos realizados de estimación de grupo de edad (2014/2015)

Francisco Atoche Bethencourt, Omar El-Asmar Moreno,
Pascual Lorente Arencibia y Modesto Castrillón Santana
SIANI
ULPGC

modesto.castrillon@ulpgc.es

Abstract

Resumen de resultados obtenidos en los experimentos de estimación de grupo de edad, llevados a cabo por los estudiantes matriculados en la asignatura Sistemas de Percepción del Máster Oficial de Sistemas Inteligentes y Aplicaciones Numéricas en Ingeniería en el curso 2014/2015. Palabras clave: reconocimiento de edad, análisis facial

1. Introducción

En el contexto de la asignatura Sistemas de Percepción del Máster Oficial de Sistemas Inteligentes y Aplicaciones Numéricas en Ingeniería (SIANI), se ha celebrado entre los estudiantes del curso 2014/2015, una evaluación de descriptores para la estimación automática del grupo de edad de un individuo a partir de una imagen facial.

El conjunto de datos escogido se ha inspirado en el reciente trabajo de Torrisi et al. [7] sobre la base de datos MORPH [6]. Esta base de imágenes contiene 55608 imágenes de 13673 individuos con edades comprendidas entre los 16 y 99 años. Señalar que el conjunto de imágenes no está bien balanceado en cuanto a sexo dado que sólo 8551 se corresponden a mujeres. En su trabajo Torrisi et al. consideran cuatro grupos de edad de interés en el contexto del marketing: 16 – 24, 25 – 39, 40 – 59, 60+.

Dado que el número de muestras del último grupo presentes en MORPH es reducido, los experimentos desarrollados en dicho trabajo se limitaron a mostrar resultados para los tres primeros grupos alcanzando tasas de reconocimiento en torno al 73.63% sobre un subconjunto de 43282 muestras que respondieron de forma adecuada al proceso previo de normalización.

En el experimento presentado en este documento, tan solo se eliminaron las muestras de individuos del último grupo grupos de edad, conteniendo un total de 54782. Las tres clases o grupos de edad contienen respectivamente:

16621, 22514 y 15647 muestras normalizadas al tamaño 59×65 fijando las posiciones de los ojos, ver Figura 1.

Se diseña un experimento de validación cruzada *5-folds*, utilizado por todos los estudiantes, escogiendo cada uno de ellos un descriptor entre los suministrados: Histogramas de Gradientes Orientados (HOG) [3], Patrones Binarios Locales (LBP) [5] y Patrones Salientes Locales (LSP) [2]. Cada estudiante tenía la opción de evaluar diversos clasificadores, además de distintas configuraciones de rejillas. Por simplicidad, se asume que la representación basada en rejilla emplea la concatenación de los histogramas de las respectivas celdas de la rejilla, para evitar perder información de localización [1].



Figura 1: Muestras de cada grupo de edad o clase.

2. Soluciones propuestas

Resumimos a continuación cada una de las soluciones y resultados obtenidos en orden alfabético.

2.1. Francisco Atoche

En su estudio hace uso de características HOG, concatenando histogramas de 9 bins, obtenidos sobre distintas configuraciones de rejillas desde 1×1 hasta 5×5 . Como esquema de clasificación emplea Máquinas de Vectores Soporte (SVM) con kernel lineal [8].

Los resultados promedios para cada configuración de rejilla del experimento *5-folds* se resumen en la Tabla 1.

Representación	Exactitud
HOG _{1×1}	43.60
HOG _{2×2}	59.12
HOG _{3×3}	63.70
HOG _{4×4}	69.49
HOG _{5×5}	71.24

Tabla 1: Resultados en porcentaje de acierto obtenidos por Francisco Atoche.

Representación	SVM	Bayes	Bagging
LBP _{1×1}	56.37	50.60	50.71
LBP _{2×2}	59.66	50.82	52.52
LBP _{3×3}	63.00	55.27	55.57
LBP _{4×4}	64.77	56.95	56.22

Tabla 2: Resultados en porcentaje de acierto obtenidos por Omar El-Asmar.

Representación	1 × 1	2 × 2	3 × 3	5 × 5
LSP ⁰	56.02	55.82	59.92	61.58
LSP ¹	53.94	53.92	57.83	61.88
LSP ²	50.42	56.17	59.21	57.84
LSP ⁰¹	56.72	56.51	60.38	62.86

Tabla 3: Resultados en porcentaje de acierto obtenidos por Pascual Lorente con 25 componentes del espacio PCA.

2.2. Omar El-Asmar

Su propuesta basa el análisis en el descriptor LBP, considerando rejillas desde 1×1 hasta 4×4 . Para el conjunto de características obtenidas con cada resolución de rejilla, realiza un Análisis de Componentes Principales (PCA), tomando 40 componentes en la proyección a dicho espacio con el objetivo de reducir la dimensionalidad del problema.

Una vez obtenidos los vectores de características, la clasificación analiza tres esquemas: SVM con kernel RBF, Bayes, y Bagging. Todos ellos a través de la herramienta Weka [4]. Sus resultados se presentan en la Tabla 2.

2.3. Pascual Lorente

La última variante parte del descriptor LSP en sus distintas configuraciones, considerando rejillas 1×1 hasta 3×3 , además de 5×5 . Como en la propuesta anterior, antes de clasificar con un SVM, obtiene un espacio PCA tomando 25 y 50 componentes de dicho espacio para la representación. Sus resultados se muestran en las Tablas 3 y 4.

Representación	1 × 1	2 × 2	3 × 3	5 × 5
LSP ⁰	56.72	60.37	63.50	65.57
LSP ¹	54.84	59.47	62.44	65.51
LSP ²	51.00	58.48	61.72	64.05
LSP ⁰¹	58.54	61.30	64.32	66.67

Tabla 4: Resultados en porcentaje de acierto obtenidos por Pascual Lorente con 50 componentes del espacio PCA.

3. Conclusiones

La primera observación es que en general, el aumento de la rejilla conlleva además de un aumento de la dimensionalidad del problema, una mejor tasa de acierto. Entre los distintos descriptores HOG obtiene mejores tasas de reconocimiento, subiendo la misma con la resolución de la rejilla. Bien es cierto que las representaciones basadas en LBP y LSP realizan una proyección PCA, y no queda demostrado que sea mejor procedimiento para este problema.

Los resultados obtenidos sin selección de características son próximos a los presentados por Torrisi et al. en un conjunto experimental de menor tamaño, por lo que puede ser interesante realizar nuevos experimentos con tamaños de rejillas mayor, e incluso considerar la fusión de clasificadores.

References

- [1] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen. Face description with local binary patterns: Application to face recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(12), December 2006.
- [2] Z. Chai, Z. Sun, T. Tan, and H. Mendez-Vazquez. Local salient patterns - a novel local descriptor for face recognition. In *International Conference on Biometrics*, 2013.
- [3] N. Dalal and B. Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection. In C. Schmid, S. Soatto, and C. Tomasi, editors, *International Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, volume 2, pages 886–893, June 2005.
- [4] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I. H. Witten. The WEKA data mining software: An update. *SIGKDD Explorations*, 11(1), 2009.
- [5] M. Pietikäinen, A. Hadid, G. Zhao, and T. Ahonen. *Computer Vision Using Local Binary Patterns*. Springer, 2011.
- [6] K. J. Ricanek and T. Tesafaye. MORPH: A longitudinal image database of normal adult age-progression. In *IEEE 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pages 341–345., Southampton, UK, April 2006.
- [7] A. Torrisi, G. M. Farinella, G. Puglisi, and S. Battiato. Selecting discriminative clbp patterns for age estimation. In *International Workshop on Video Analytics for Audience Measurement*, 2015.
- [8] V. Vapnik. *The nature of statistical learning theory*. Springer, New York, 1995.