



RE-IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS UTILIZANDO ÚNICAMENTE INFORMACIÓN DE PROFUNDIDAD

Sara Luengo Sánchez, Carlos Luna Vázquez, Cristina Losada Gutiérrez, Manuel Mazo Quintas

Departamento de Electrónica. Universidad de Alcalá, Ctra. Madrid-Barcelona, Km. 33,600. Alcalá de Henares.
sara.luengo@depeca.uah.es, carlos.luna@uah.es, cristina.losada@uah.es, manuel.mazo@uah.es

RESUMEN

La re-identificación de personas, entendida como el reconocimiento de un individuo observado previamente por otro sensor, es un campo que ha adquirido gran importancia en los últimos años debido a sus aplicaciones relacionadas con la video-vigilancia, el control de aforos y el seguimiento de personas en entornos determinados. En este contexto, se propone un sistema que permite la re-identificación de personas a partir de imágenes de profundidad obtenidas por una red de sensores de tiempo de vuelo (ToF) ubicados en posición cenital. La información proporcionada por esos sensores permite obtener las características necesarias para re-identificar a la persona preservando su privacidad al no ser posible reconocer la identidad de los usuarios. El sistema desarrollado incluye una etapa de detección de personas, seguido de un proceso de extracción de características y atributos físicos que permiten diferenciar a un individuo de los demás mediante un proceso de clasificación, independientemente de la posición en la escena en la que se encuentre. La clasificación se realiza utilizando la técnica de análisis de las componentes principales (PCA), que permite reducir la dimensionalidad de los datos obtenidos y crear una clase diferente para cada nueva persona a re-identificar, la cual es almacenada posteriormente en el sistema. Para la evaluación de la propuesta se han realizado pruebas experimentales empleando la base de datos GOTPD1 desarrollada por los miembros del equipo investigador, que incluye múltiples personas, y ha sido adquirida utilizando dos sensores Kinect II en posición cenital.

PALABRAS CLAVES: Re-identificación, cámara ToF, imágenes de profundidad, Análisis de componentes principales, PCA.

PEOPLE RE-IDENTIFICATION USING ONLY DEPTH INFORMATION

ABSTRACT

People re-identification consist on recognizing an individual who has been observed by another sensor. This field has grown in the last few years due to his multiple applications on video surveillance, access control and people tracking in controlled environments. In this context, we propose a people re-identification system based in depth images obtained by a Time of Flight (ToF) sensor network. The data acquired using these sensors allow us to re-identify people keeping their identity private, since it is not possible to recognize their identities. The proposed system includes a people detection stage, followed by a process of extraction of physical characteristics and attributes that allow differentiating an individual from others through a classification process, regardless of their position in the scene. The classification is done using the Principal Components Analysis (PCA) technique, which allows reducing the dimensionality of the input data and creating a different class for each new person to be re-identified. These classes are stored in the system and used in the re-identification phase. For the evaluation of the proposal, several experimental tests have been carried out using the GOTPD1 database, which includes multiple people, and was acquired using two Kinect II sensors in a zenithal position.

KEY WORDS: Re-identification, ToF camera, depth images, Principal Components Analysis, PCA.

1. INTRODUCCIÓN

La re-identificación de personas se define como la tarea de detectar que un determinado individuo ha sido observado previamente por la red de cámaras y ser capaz de distinguirlo del resto de individuos. Se trata de un campo de gran interés para la comunidad científica [1], [2], [3] debido a las múltiples aplicaciones relacionadas



con la seguridad en entornos reales que como pueden ser el control de aforos en entornos con varios accesos, el análisis de flujos de personas, el análisis del comportamiento de las personas o la video-vigilancia. Además, es un tema de gran relevancia científica debido a las dificultades que presenta por los cambios de iluminación, posición, distancia al sensor, movimientos, etc.

En este trabajo se aborda la re-identificación de personas empleando únicamente información de profundidad ya que este tipo de información permite asegurar la privacidad de las personas al no aportar información que permita conocer la identidad del individuo. Para la obtención de las imágenes se utilizan sensores de tiempo de vuelo (ToF) [4] situados en posición cenital, lo cual permite reducir el número de oclusiones, facilitando la detección de personas [5], [6].

Actualmente existen numerosos trabajos en la literatura que abordan la tarea de re-identificar personas empleando redes de sensores [8-14]. Los primeros trabajos, emplean diferentes descriptores de características locales para la re-identificación de personas. En esta línea [8] define un descriptor local denominado *quaternionic local binary pattern* (QLBP) que incluye información de color de cada píxel. Por otro lado, [10] propone el uso de descriptores de color y textura en un espacio transformado para la medida de similitud, mediante el análisis de la correlación canónica regularizada (Regularized Canonical Correlation Analysis, RCCA). Otras alternativas incluyen también información de la pose [12] de las personas para mejorar los resultados de la re-identificación. Algunos de los trabajos más actuales [11] hacen uso de las redes neuronales convolucionales (CNNs) para la extracción de características en un espacio de características de baja dimensionalidad. En los últimos años han aparecido sensores RGB-D que, además de una imagen de color, proporcionan información de profundidad [14]. Esto, junto con las librerías disponibles ha permitido que surja un gran número de trabajos que emplean esta tecnología para la re-identificación de personas [15-19]. Los trabajos en esta línea emplean diferentes características obtenidas a partir de la información RGB-D [16], [17], patrones locales [18] o la apariencia de la ropa [19]. Sin embargo, estos utilizan sensores de color (RGB y RGB-D) los cuales aportan información que permite descubrir la identidad del individuo y, por lo tanto, vulneran su privacidad. Esto se debe a la complejidad que supone la utilización de sensores de profundidad debido a los problemas de precisión presentes por efectos como la interferencia por multicamino [20], [21] o los artefactos de movimiento [22], [23].

A continuación, en el apartado 2 se describe el sistema para la detección y re-identificación de personas propuesto en este trabajo. Posteriormente el apartado 3 recoge los principales resultados experimentales. Finalmente, el apartado 4 incluye las conclusiones del trabajo, así como los posibles trabajos futuros.

2. SISTEMA DE RE-IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS

El sistema propuesto en este trabajo consta de dos partes diferenciadas, tal como se puede observar en el diagrama de bloques de la Figura 1: una etapa de entrenamiento (*off-line*), en la que se genera un modelo por cada nueva persona detectada, y sólo es necesario ejecutar una vez por cada persona, y una segunda etapa (*on-line*) en la que se lleva a cabo la re-identificación comparando cada persona detectada con todos los modelos generados previamente.

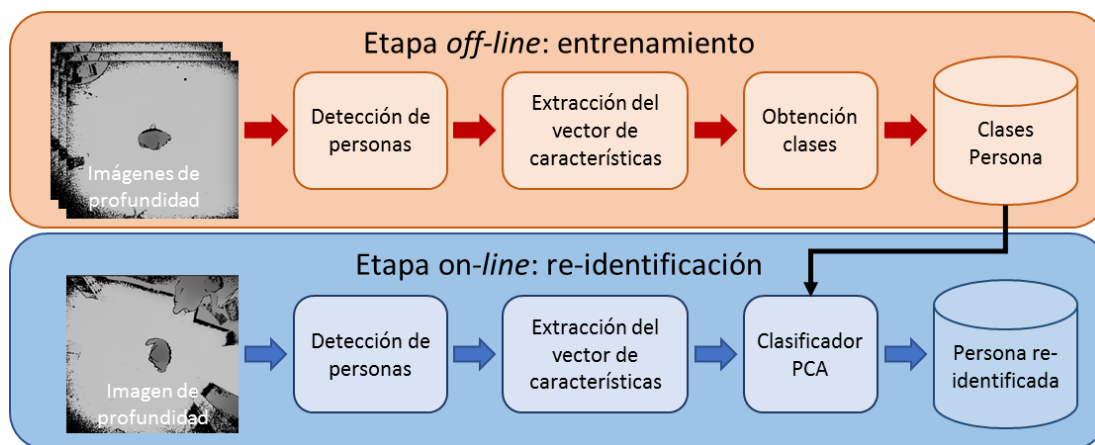


Figura 1. Diagrama de bloques general de la solución propuesta.



A lo largo de este apartado se describe en detalle cada una de las etapas del sistema propuesto para la re-identificación de personas a partir de información de profundidad adquirida por un sensor en posición cenital. Cabe destacar que las etapas de detección de personas y extracción del vector de características son comunes a ambas partes, por lo que sólo se expondrá una vez.

Detección de personas

Tanto en la etapa de entrenamiento (*off-line*), como en la de re-identificación (*on-line*) es necesario detectar de forma robusta cada una de las personas presentes en la imagen. Para ello se emplea la propuesta descrita en [7], que emplea un vector de características de 5 componentes relacionadas con el número de puntos en diferentes franjas y un clasificador basado en el Análisis de Componentes Principales (PCA) [24] que proporciona buenos resultados incluso si el número de personas en la escena es alto, o si las personas se encuentran muy próximas entre sí. Esta etapa proporciona el centroide de la persona y una Región de Interés (ROI) a su alrededor que incluye todas las medidas pertenecientes a la persona desde su altura máxima (h_{max}) hasta $h_{interés} = 40cm$ por debajo. Se ha elegido este valor atendiendo a consideraciones antropométricas de forma que la ROI incluya las medidas correspondientes a la región de la cabeza y los hombros de las personas.

Extracción del vector de características

Por cada una de las personas detectadas, es necesario extraer un vector de características que permita la re-identificación de las personas independientemente de su pose en la escena. Este vector incluye información de atributos físicos de las personas y debe permitir discriminar entre diferentes personas, además de ser robusto ante cambios de posición e iluminación.

La construcción del vector de características se realiza a partir de la información de profundidad aportada por el sensor y los datos proporcionados sobre la persona por el detector de personas, y tiene un total de 22 componentes: $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{22})^T$ relacionadas con la fisionomía de la persona. La primera componente (θ_1) es la altura de la persona en milímetros. Las siguientes 18 componentes ($\theta_2, \dots, \theta_{19}$) corresponden al número de puntos en diferentes franjas de 2 cm en las que se dividen los puntos incluidos en la ROI proporcionada por el detector. La Figura 2 muestra un ejemplo de la distribución de las franjas de 2 cm en una vista lateral de una persona. En la parte izquierda se presenta el número de medidas de cada una de las franjas. Cabe destacar que esta imagen se utiliza únicamente para facilitar la comprensión del trabajo, pero no se corresponde con las imágenes adquiridas desde el sensor cenital.

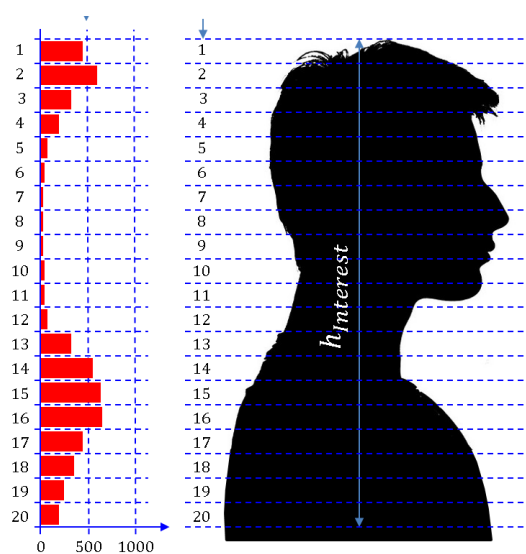


Figura 2. Ejemplo de la distribución de medidas en cada una de las 20 franjas en que se divide la ROI alrededor de cada persona detectada, dentro de la $h_{interés}$.



Con el objetivo de evitar el posible ruido introducido por el sensor, se ha aplicado un algoritmo que permite reducir los efectos producidos por éste. Este algoritmo asegura que la primera franja introducida en el vector ($S_{h_{first}}$) pertenezca realmente a la cabeza de la persona y no sea fruto de un error en el sensor. Para ello, en primer lugar, se determina cuál de las tres primeras componentes tiene un número mayor de medidas (ecuación (1)):

$$S_{h_{max}} = \arg \max(\theta_1, \theta_2, \theta_3) \quad (1)$$

A continuación, se comprueba que la primera componente del vector tenga un número de píxeles suficiente en relación con las siguientes, de acuerdo a la ecuación (2), donde el valor de NT se ha obtenido de forma experimental, y debe encontrarse entre 10 y 20.

$$\begin{cases} \text{If } S_{h_{max}} = 1 : S_{h_{first}} = S_{h_{max}} \\ \text{If } S_{h_{max}} > 1 \text{ and } NT * S_{h_{max}} - 1 \geq S_{h_{first}} : S_{h_{first}} = S_{h_{max}} - 1 \\ \text{If } S_{h_{max}} > 1 \text{ and } NT * S_{h_{max}} - 1 < S_{h_{first}} : S_{h_{first}} = S_{h_{max}} \end{cases} \quad (2)$$

Tras determinar cuál de las tres primeras franjas corresponde a la parte superior de la cabeza ($S_{h_{first}}$), los valores de las 18 primeras componentes se incluyen en el vector de características.

Una vez obtenido el número de píxeles por franja, se extrae la altura de los hombros como aquella a la que se produce un mayor incremento de píxeles a partir de la franja 12, y se almacena en la posición 20 del vector de características (θ_{20}). Las tres últimas componentes del vector ($\theta_{21}, \theta_{22}, \theta_{23}$) incluyen el tamaño del eje mayor de los hombros, del eje mayor de la cabeza, y la relación entre el eje mayor y menor de la cabeza (para determinar su excentricidad). No se incluye información relacionada con el eje menor de los hombros debido a que en muchas ocasiones estos están ocluidos (por el pelo, sombreros u otras personas), por lo que la información puede variar notablemente para una misma persona.

La Figura 3 muestra los valores de las 23 componentes del vector de características obtenidos para tres personas diferentes. Debido a la elevada diferencia entre los valores de las distintas componentes del vector, se ha utilizado una escala logarítmica en el eje Y.

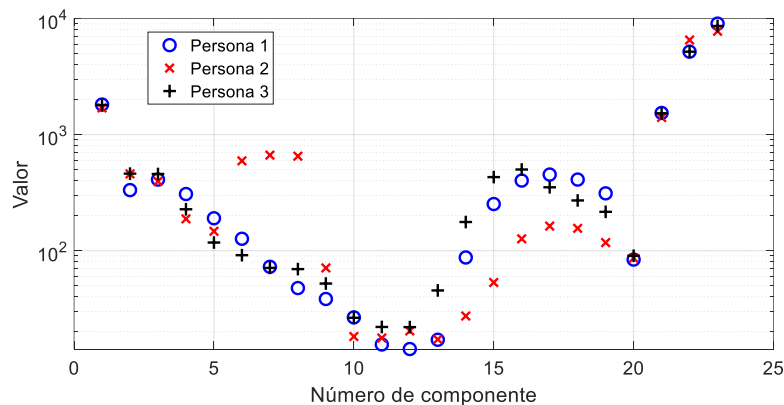


Figura 3. Ejemplo de vectores de características correspondientes a tres personas diferentes.

Para incrementar la robustez del sistema, por cada persona detectada se emplea un conjunto de vectores, correspondientes a diferentes imágenes de dicha persona con distintas posiciones y orientaciones en la escena. Todos los vectores obtenidos durante la etapa de entrenamiento son almacenados en un archivo que es recuperado al final de dicha etapa para crear la clase PCA correspondiente.



Obtención de las clases

Partiendo de N vectores columna $\theta^n = (\theta_1^n, \theta_2^n, \dots, \theta_{23}^n)$, siendo $n = 1, 2, \dots, N$, obtenidos para una determinada persona, PCA permite obtener un modelo que incorpore las características principales. Para ello, el primer paso es calcular el valor medio de los N vectores utilizando la ecuación (3), y restar esa media a cada uno de los vectores (ecuación (4)).

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \theta^n \quad (3)$$

$$\Phi_n = \theta^n - \mu, n = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

A continuación, es necesario obtener la matriz de covarianza (ecuación (5)), y calcular sus autovalores ($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{23}$) y autovectores ($u_1, u_2, \dots, u_{23}$) ordenados de mayor a menor valor de los autovalores asociados.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\Phi_n)(\Phi_n)^T \quad (5)$$

Finalmente, la matriz de proyección está formada por los autovectores asociados a los m mayores autovalores de C , de acuerdo con la ecuación (6).

$$U = (u_1, u_2, \dots, u_m) \quad (6)$$

La matriz de transformación (U), y el vector media (μ) definen el modelo de cada una de las personas a re-identificar, tal como se explica en el siguiente apartado.

Re-identificación de personas mediante PCA

Como ya se ha comentado, para realizar la re-identificación se utiliza un clasificador basado en PCA [24]. Para ello, el vector asociado a cada nueva persona detectada se compara con cada una de las clases previamente creadas y almacenadas en el proceso de entrenamiento *off-line*. Para realizar la comparación, en primer lugar se proyecta el nuevo vector a clasificar (α) al espacio transformado PCA de dimensión inferior (ecuación (7)), y posteriormente se recupera al espacio original (ecuación (8)).

$$\alpha_p = U^T(\alpha - \mu) \quad (7)$$

$$\alpha_r = U \cdot \alpha_p + \mu \quad (8)$$

En caso de que el vector de entrada sea similar a los utilizados para crear la clase, el error de recuperación (definido como la distancia euclídea entre el vector original α y el recuperado α_r) debe ser pequeño. Así, se considera que la nueva persona pertenece a la clase para la cual el error de recuperación sea más pequeño, asignándole la identidad correspondiente.

El número de componentes seleccionadas (m) influye de forma significativa en el error de recuperación. Por este motivo, en el presente trabajo se ha realizado un estudio experimental, utilizando para ello una parte de las secuencias seleccionadas para el entrenamiento de las diferentes clases, que ha permitido determinar que los mejores resultados se obtienen en caso de utilizar 3 componentes, por lo que los resultados experimentales mostrados en la siguiente sección se han obtenido considerando únicamente 3 componentes.



3. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Para la evaluación del sistema desarrollado se han empleado imágenes de la base de datos GOTPD1 [9] grabada y etiquetada por miembros del grupo de investigación GEINTRA (Grupo de Ingeniería Electrónica aplicada a Espacios Inteligentes y Transporte) [9] de la Universidad de Alcalá, al que pertenecen los autores de este trabajo. Esta base de datos incluye diferentes secuencias en las aparecen distintas personas con y sin complementos en la cabeza (gorros, sombreros, gorras, etc.) y llevando a cabo diversas actividades como andar, correr o caerse.

Las imágenes utilizadas para la tarea de re-identificación se han grabado utilizando dos sensores Kinect 2 [9] ubicados en posición cenital, en diferentes ubicaciones en el Espacio Inteligente del grupo GEINTRA, tal como se muestra en el esquema de la Figura 4.

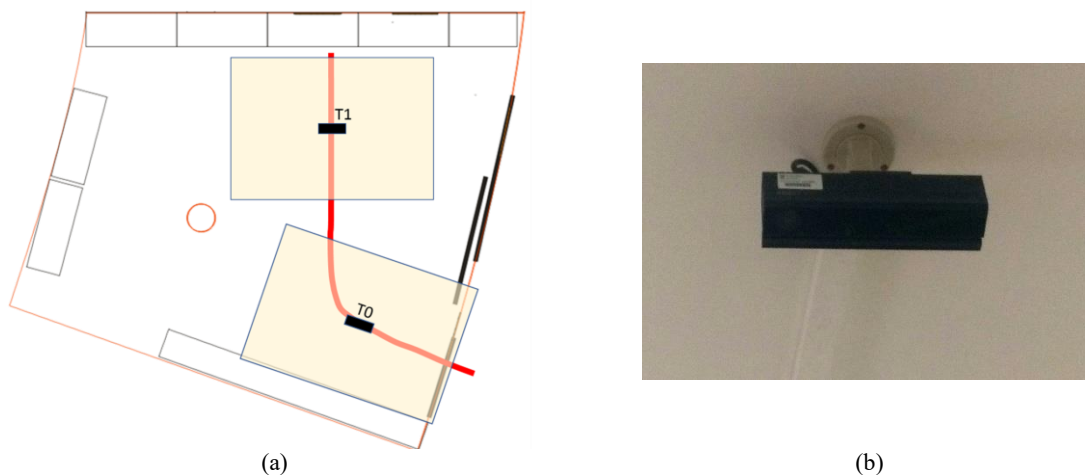


Figura 4. a) Esquema que indica la ubicación de los sensores en el Espacio Inteligente del Grupo GEINTRA.
b) Imagen del sensor utilizado.

El sistema de re-identificación de personas implementado proporciona a su salida la visualización de cada una de las imágenes de entrada sobre la que se indica con un punto azul el centroide de la persona detectada, junto con el identificador asignado que, en este caso, coincide con el nombre de la secuencia utilizada para generar el modelo correspondiente. La Figura 5 muestra dos imágenes de ejemplo donde se muestran los resultados obtenidos para una misma persona con diferentes poses, y grabada por los dos sensores disponibles. Cabe destacar que únicamente se realiza la re-identificación en la zona central de la escena (marcada con un recuadro verde en la figura) para garantizar que la persona detectada se vea completa en la imagen.



Figura 5. Imágenes de ejemplo de la presentación de resultados del sistema desarrollado. Por cada persona detectada, se indica la clase a la que pertenece, que coincide con el nombre del fichero usado en el entrenamiento.

Para la evaluación de la propuesta se han realizado diversas pruebas experimentales, utilizando secuencias en las que aparecen 14 personas diferentes, con distintas alturas, complejión, peinados, etc. Las secuencias disponibles



se han dividido en dos grupos de forma que las secuencias grabadas con el sensor etiquetado como T0 en la Figura 4 se han utilizado para la creación de los modelos de cada persona, mientras que las grabadas con el sensor T1 han sido empleadas para la validación experimental de la propuesta. Los resultados obtenidos se muestran en la matriz de confusión de la Figura 6, en la que los nombres de las clases corresponden a las iniciales de cada una de las personas incluidas en la base de datos.

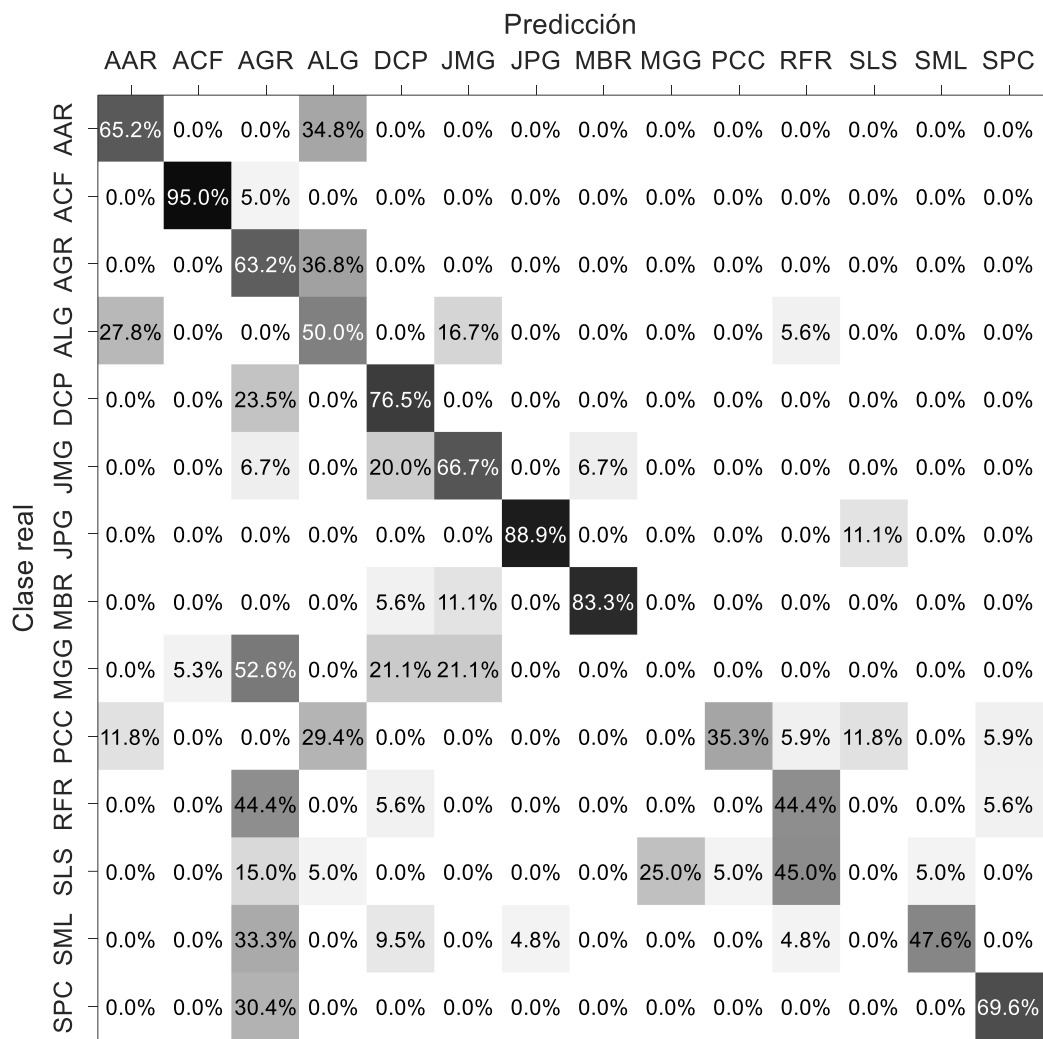


Figura 6. Matriz de confusión del sistema de re-identificación de personas.

En la información recogida en la matriz de confusión se puede observar cómo en la mayor parte de los casos, se obtienen tasas de acierto elevadas, teniendo en cuenta la complejidad de la tarea debido al tipo de información utilizada y la ubicación del sensor. Cabe destacar que en este caso no se ha incluido un proceso de seguimiento de las personas, que puede mejorar de forma significativa la re-identificación al permitir incorporar información de varias imágenes, y mantener el identificador asociado a una persona incluso si no se re-identifica correctamente en una o varias imágenes consecutivas.

4. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En este trabajo se ha propuesto un sistema para la detección y re-identificación de personas en redes de cámaras de profundidad ubicadas en posición cenital. El sistema consta de dos partes diferentes: una primera etapa de entrenamiento, en la que se generan los modelos de cada una de las personas a re-identificar, y que se realiza una única vez, y una segunda etapa para la re-identificación de personas. Tras la detección de personas, se ha



incorporado una etapa para la extracción de un vector de características que incorpora atributos físicos de las personas, y un clasificador basado en PCA. El sistema ha sido evaluado mediante un conjunto de pruebas experimentales realizadas en un entorno realista y con una base de datos que ha sido puesta a disposición de la comunidad científica, proporcionando resultados que han permitido la validación de la propuesta. Debido a la complejidad de la base de datos empleada, se plantea como trabajo futuro la mejora del sistema incorporando algoritmos y extractores de características más complejos, así como un algoritmo de seguimiento para incorporar información temporal a la propuesta.

RECONOCIMIENTOS

Este trabajo ha sido posible gracias a la financiación del Ministerio de Economía y Competitividad a través del proyecto HEIMDAL-UAH (TIN2016-75982-C2-1-R), por la Universidad de Alcalá mediante el proyecto JANO (CCGP2017/EXP-025) y por el Ministerio de Educación gracias a las Becas de Colaboración en Departamentos Universitarios del curso 2017-18.

REFERENCIAS

1. ZHENG, Liang; YANG, Yi; HAUPTMANN, Alexander G. Person re-identification: Past, present and future. *arXiv preprint arXiv:1610.02984*, 2016.
2. BEDAGKAR-GALA, Apurva; SHAH, Shishir K. A survey of approaches and trends in person re-identification. *Image and Vision Computing*, 2014, vol. 32, no 4, p. 270-286.
3. GONG, Shaogang, et al. (ed.). *Person re-identification*. Springer Science & Business Media, 2014.
4. LANGE, Robert; SEITZ, Peter. Solid-state time-of-flight range camera. *IEEE Journal of quantum electronics*, 2001, vol. 37, no 3, p. 390-397.
5. STAHLSCHEIDT, Carsten, et al. Applications for a people detection and tracking algorithm using a time-of-flight camera. *Multimedia Tools and Applications*, 2016, vol. 75, no 17, p. 10769-10786.
6. JIA, Li; RADKE, Richard J. Using time-of-flight measurements for privacy-preserving tracking in a smart room. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2014, vol. 10, no 1, p. 689-696.
7. LUNA, Carlos A., et al. Robust people detection using depth information from an overhead Time-of-Flight camera. *Expert Systems with Applications*, 2017, vol. 71, p. 240-256.
8. LAN, Rushi, et al. Person reidentification using quaternionic local binary pattern. En *Multimedia and expo (ICME), 2014 IEEE international conference on*. IEEE, 2014. p. 1-6.
9. LI, Annan, et al. Clothing attributes assisted person reidentification. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2015, vol. 25, no 5, p. 869-878.
10. AN, Le, et al. Person reidentification with reference descriptor. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2016, vol. 26, no 4, p. 776-787.
11. WANG, Faqiang, et al. Joint learning of single-image and cross-image representations for person re-identification. En *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. p. 1288-1296.
12. LEE, Young-Gun, et al. An ensemble of invariant features for person reidentification. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, vol. 27, no 3, p. 470-483.
13. VARIOR, Rahul Rama, et al. Learning invariant color features for person reidentification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, vol. 25, no 7, p. 3395-3410.
14. HAN, Jungong, et al. Enhanced computer vision with microsoft kinect sensor: A review. *IEEE transactions on cybernetics*, 2013, vol. 43, no 5, p. 1318-1334.
15. MUNARO, Matteo, et al. 3D reconstruction of freely moving persons for re-identification with a depth sensor. En *Robotics and Automation (ICRA), 2014 IEEE International Conference on*. IEEE, 2014. p. 4512-4519.
16. ALBIOL, Antonio; OLIVER, J.; MOSSI, J. M. Who is who at different cameras: people re-identification using depth cameras. *IET computer vision*, 2012, vol. 6, no 5, p. 378-387.



17. BARBOSA, Igor Barros, et al. Re-identification with rgb-d sensors. En *European Conference on Computer Vision*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012. p. 433-442.
18. IMANI, Zeynab; SOLTANIZADEH, Hadi. Person reidentification using local pattern descriptors and anthropometric measures from videos of kinect sensor. *IEEE Sensors Journal*, 2016, vol. 16, no 16, p. 6227-6238.
19. PALA, Federico, et al. Multimodal person reidentification using RGB-D cameras. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2016, vol. 26, no 4, p. 788-799.
20. FUCHS, Stefan. Multipath interference compensation in time-of-flight camera images. En *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on*. IEEE, 2010. p. 3583-3586.
21. JIMÉNEZ, David, et al. Modeling and correction of multipath interference in time of flight cameras. *Image and Vision Computing*, 2014, vol. 32, no 1, p. 1-13.
22. LEE, Seungkyu, et al. Motion blur-free time-of-flight range sensor. En *Sensors, Cameras, and Systems for Industrial and Scientific Applications XIII*. International Society for Optics and Photonics, 2012. p. 82980U.
23. JIMENEZ, David; PIZARRO, Daniel; MAZO, Manuel. Single frame correction of motion artifacts in PMD-based time of flight cameras. *Image and Vision Computing*, 2014, vol. 32, no 12, p. 1127-1143.
24. TURK, Matthew; PENTLAND, Alex. Eigenfaces for recognition. *Journal of cognitive neuroscience*, 1991, vol. 3, no 1, p. 71-86.
25. Página web de la base de datos GOTPD1 <http://www.geintra-uah.org/datasets/gotpd1> (último acceso julio 2018).
26. Página web del grupo de investigación GEINTRA de la Universidad de Alcalá: <http://www.geintra-uah.org/> (último acceso julio 2018).
27. SELL, John; PATRICK, O. The xbox one system on a chip and kinect sensor. *IEEE Micro*, 2014, no 1, p. 1-1.

SOBRE LOS AUTORES

Sara Luengo Sánchez es estudiante de cuarto curso del Grado de Ingeniería en Tecnología de Telecomunicación en la Universidad de Alcalá (Madrid) y becaria de colaboración en el grupo GEINTRA (Grupo de Ingeniería Electrónica aplicada a Espacios Inteligentes y Transporte) del Departamento de Electrónica de la misma Universidad. Su trabajo de investigación se centra en la visión artificial y en el tratamiento de imágenes de profundidad.

Carlos Andrés Luna Vázquez es Ingeniero en Electrónica por la Universidad de Oriente, Cuba (1994), y Doctor en Electrónica por la UAH (2006). Desde 2007 es profesor (desde el año 2011 es Profesor Titular) en el Departamento de Electrónica de la Universidad de Alcalá y miembro del Grupo de Ingeniería Electrónica aplicada a Espacios Inteligentes y Transporte (GEINTRA). Sus líneas de investigación se centran en la visión artificial y los sistemas de medidas e instrumentación.

Cristina Losada Gutiérrez es Ingeniera de Telecomunicación desde 2004 y Doctora Ingeniera de Telecomunicación desde 2010, ambos por la Universidad de Alcalá (Alcalá de Henares). Desde 2016 es profesora contratada doctora (interina) en el Departamento de Electrónica de la Universidad de Alcalá. Desarrolla su actividad investigadora dentro del Grupo de Ingeniería Electrónica aplicada a Espacios Inteligentes y Transporte (GEINTRA) del que es miembro desde 2007. Sus líneas de trabajos se centran en la visión por computador, el análisis de comportamientos, los espacios inteligentes y las redes de sensores.

Manuel Mazo Quintas es Ingeniero de Telecomunicación y Doctor Ingeniero de Telecomunicación, ambos por la Universidad Politécnica de Madrid (UPM). Actualmente es Catedrático de Universidad en el Departamento de Electrónica de la Universidad de Alcalá y miembro del Grupo de Ingeniería Electrónica aplicada a Espacios Inteligentes y Transporte (GEINTRA). Sus áreas de interés en investigación incluyen la visión computacional,



19 del 26 al 30 de noviembre de 2018
**CONVENCIÓN CIENTÍFICA
DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA**
PALACIO DE CONVENCIONES DE LA HABANA

54
ANIVERSARIO
cujae

espacios inteligentes, sistemas multisensoriales y sistemas electrónicos para el transporte inteligente por ferrocarril. Es autor de más de 100 artículos en revistas internacionales indexadas en el JCR, de más de 160 comunicaciones a congresos internacionales y ha participado en más de 150 proyectos de investigación de financiación pública y privada.