

# ***Detección de rostro y estimación de edad y género utilizando sistemas de visión portables de bajo coste***

Iván de Paz Centeno, Enrique Alegre, Víctor González-Castro, Oscar García-Olalla, María Teresa García-Ordás y Eduardo Fidalgo-Fernández

*Universidad de León*

## **1 Introducción**

LA detección de rostros y estimación de su edad y género de forma automática posee cada vez más relevancia por su gran variedad de posibles aplicaciones. El control de acceso a internet, uso de máquinas solo accesibles a mayores de edad (como, por ejemplo, máquinas expendedoras de tabaco) o el reconocimiento de rostros robusto respecto a la progresión de la edad en vídeos de cámaras de seguridad son algunos ejemplos de las mismas. Por otro lado, la aparición de los sistemas Single Board Computer (SBC) de bajo coste, tales como la Raspberry Pi, permite que aplicaciones de este tipo se puedan implantar fácilmente y con un coste muy bajo en dispositivos móviles, robots que se muevan en entornos cerrados, o en sistemas embebidos en cámaras de seguridad.

La apariencia del rostro desarrolla cambios constantes con el paso del tiempo. Estos signos de envejecimiento son incontrolables y varían de una persona a otra, lo que ocasiona que no exista un patrón definido para los mismos. Algunos de los factores que influyen en el envejecimiento son el estilo de vida (consumo de cigarrillos, alcohol, estrés, etc.), la genética o los efectos de la radiación ultravioleta en la piel. Además, factores externos como la iluminación, el maquillaje o las operaciones quirúrgicas pueden causar que la percepción correcta de la edad a partir de un rostro sea más complicada no solo cuando se pretende realizar de manera automática mediante un ordenador, sino incluso cuando la estima una persona.

El reconocimiento automático del género de las personas también ha sido objeto de estudio en los últimos años, aunque en menor medida que el reconocimiento de rostros o estimación de su edad. Aunque el concepto de género es conocido universalmente, el tipo de información que permite a los humanos diferenciar entre se puede pensar inicialmente. Diversos estudios han demostrado que los errores en la

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

clasificación son menores en rangos medios de edad. El reconocimiento automático del género de las personas también ha sido objeto de estudio en los últimos años, aunque en menor medida que el reconocimiento de rostros o estimación de su edad. Aunque el concepto de género es conocido universalmente, el tipo de información que permite a los humanos diferenciar entre en preadolescentes o personas mayores (BenAbdelkader y Griffin, 2005) (Guo y otros, 2009).

Los sistemas SBC de bajo coste son ordenadores cuyos componentes principales (procesador central, procesador gráfico, memoria principal y puertos para conexión con periféricos) se encuentran integrados en una placa del tamaño de la palma de una mano, y su consumo energético es muy bajo. Estas características, unidas a su bajo coste (algunos modelos se pueden adquirir por unos 35€) y a su potencia, suficiente como para implementar aplicaciones de procesamiento digital de imágenes y clasificación, representan una oportunidad perfecta para implementar aplicaciones de detección de rostros y reconocimiento de su edad y género a un coste muy bajo e integrarlas en cualquier dispositivo de captura de imágenes (como, por ejemplo, una cámara de seguridad).

En este artículo presentamos una aplicación para detección de rostros y la estimación de su edad y género en un vídeo adquirido mediante una cámara conectada a un sistema SBC (en concreto, un modelo ODroid U3). Además, se ha probado el software con una base de datos de imágenes de rostros. La estimación de la edad se ha realizado con un error de 5.55–6.57 años en todos los grupos de edad evaluados. El reconocimiento del género varió dependiendo del grupo de edad: la tasa de aciertos fue alta (entre 70% y 82%), salvo en varones menores de 18 años y en mujeres mayores de 65, en consonancia con lo observado en (BenAbdelkader y Griffin, 2005).

## 2 Estimación de la edad y el género

### Estimación de la edad con sistemas de visión

Para conseguir estimar la edad de una persona en función del rostro, lo primero que tenemos que hacer es analizar cómo es el proceso de envejecimiento y cómo se refleja este proceso en el rostro.

Dado que este proceso depende de varios factores como el estilo de vida, la genética, el estrés y que además es diferente en cada persona, la estimación de la edad resulta muy complicada incluso para el ojo humano. Existen otros factores externos como la postura, la iluminación, el maquillaje o las operaciones quirúrgicas, que dificultan aún más la estimación correcta de la edad a partir de una

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

cara.

Más allá de todos estos factores, esta tarea tiene la dificultad añadida de que se necesita tener un conjunto lo más amplio posible de rostros bien etiquetados, es decir, un conjunto de ejemplos de los que conozcamos su edad.

A pesar de todo esto, es interesante debido a sus múltiples aplicaciones, como por ejemplo la ayuda a personas mayores con necesidades especiales de asistencia, la administración electrónica de relaciones con los clientes (ECRM en sus siglas en inglés), que es un sistema que utiliza tecnología puntera de visión artificial para establecer relaciones con clientes y proporcionarles un servicio individualizado según sus necesidades específicas, los sistemas de vigilancia y control de seguridad, recuperación de información o la detección de pornografía infantil, entre otros.

Los primeros trabajos conocidos en el área de clasificación de la edad se basan en la teoría de desarrollo craneo-facial (Alley, 1998), que utiliza un modelo matemático para describir el crecimiento de la cabeza de una persona desde su infancia hasta que es adulto pero contaba con problemas como que no es capaz de describir el perfil de la cabeza de manera natural, en especial en edades adultas y además, a veces, el perfil de la cabeza es difícil de extraer de imágenes de caras en 2D.

Más tarde aparecieron otros trabajos (Farkas, 1994) que estudiaban la extracción y estudio de tamaños y proporciones de la cara (antropometría). Al igual que las técnicas anteriores, también dejaron de usarse por varias razones: Eran solamente útiles en la detección de la edad de personas jóvenes ya que en la edad adulta la forma de la cabeza no cambia demasiado, la detección de los puntos de interés en las imágenes (previo al cálculo de las medidas y sus proporciones) es muy sensible a la pose de la cabeza, lo que dificulta su aplicación en situaciones reales y, por último, estas medidas solo servían para personas europeas, por lo que habría que adaptar los métodos dependiendo del origen de cada persona.

Después aparecieron los modelos de apariencia activa, que están basados en modelos estadísticos del rostro (Cootes y otros, 2001). En dicho trabajo, en primer lugar en la etapa de entrenamiento se extraen manualmente puntos de referencia de la imagen. A continuación, a través de un análisis de componentes estadísticos aplicado sobre el conjunto de imágenes de rostros de entrenamiento, se extrae un modelo estadístico de la forma y un modelo de intensidad, independientes entre sí. Los modelos de apariencia activa, a diferencia de los métodos anteriores, sí que se han llegado a aplicar con éxito.

Geng y su grupo de investigación (Geng y otros, 2006) (Geng y otros, 2007), introdujeron el término AGES (AGing pattErn Subspace) que trata con una secuencia de imágenes de individuos con diferente edad usadas de manera conjunta

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

para modelar el proceso del envejecimiento en vez de utilizar cada imagen por separado. El principal problema que presenta es que es necesario disponer de un conjunto de imágenes de diferentes edades para cada persona. Además, otra desventaja que tiene es que no utiliza información de textura por lo que características como las arrugas no se tienen en cuenta.

El método del manifold de edad (Fu y otros, 2007) se basa en la idea de que en vez de aprender un patrón de envejecimiento para cada individuo, se podría modelar un único patrón para varios individuos a lo largo de diferentes edades. Así, cada edad se representaría utilizando diferentes caras. De esta manera el reconocimiento de la edad es muy flexible en comparación con el método del subespacio del patrón de envejecimiento (Geng y otros, 2007). El manifold de edad es una forma de modelar dicho patrón de edad común. Dicho método no necesita un número mínimo de imágenes de un individuo determinado. De hecho, permitiría que, en un caso extremo, solo se contase con una imagen de una edad para cada persona, lo que es muy práctico a la hora de crear bases de datos de imágenes.

Los modelos de apariencia combinan descripción de textura con descripción de forma. De todos los métodos que se han expuesto, la extracción de características faciales relacionadas con el envejecimiento está más centrada en este modelo de apariencia.

En sistemas existentes de estimación de la edad ya se han usado tanto descriptores globales como locales. El LBP (Local Binary Pattern) (Ahonen y otros, 2006) que es un descriptor de textura muy robusto. También, con el paso del tiempo, se hacen evidentes variaciones en la apariencia y por esta razón, Yan y su grupo de investigación (Yan y otros, 2008a) (Yan y otros, 2008b), propusieron usar Spatially Flexible Path (SFP) como descriptor de características.

Guo y su grupo (Guo y otros, 2009), por otra parte, desarrollaron un método para estimar la edad a partir del rostro llamado BIF (Biologically Inspired Features) que actualmente es uno de los más empleados.

Recientemente, Pontes y sus colaboradores (Pontes y otros, 2015), desarrollaron una técnica para calcular la edad de las personas utilizando su rostro basándose en la combinación jerárquica de múltiples características de la imagen. Entre las diferentes técnicas utilizadas se encuentran los modelos de apariencia activa (AAM), Local Binary Patterns (LBP), Gabor Wavelets (GW) y Local Phase Quantization (LPQ). El uso de todas estas técnicas está condicionado por la enorme cantidad de información que se puede extraer de un rostro, como son modelos de forma, apariencia, arrugas, manchas en la piel, etc. Además, este sistema combina máquinas de vectores de soporte (SVM) multiclase para asignar

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

un rango de edad a la persona, con Support Vector Regresion (SVR) para estimar dentro de ese rango, la edad más adecuada al individuo. Los resultados mostraron un error absoluto medio de 4.5 y 5.86 años para dos bases de datos evaluadas: FG\_NET Aging y MORPH Album 2.

También en 2015 se desarrolló BRPY (de Paz y otros, 2015), un código abierto y multiplataforma para la detección de caras y estimación tanto de edad como de género en tiempo real.

Por último, es necesario recalcar que cualquiera de los métodos propuestos requiere disponer de un conjunto etiquetado representativo de rostros, que permita aplicar técnicas de clasificación o de regresión. Las técnicas de clasificación permiten, dado un rostro, indicar a qué clase (normalmente rango de edad) pertenece, y para llevar a cabo la clasificación se utilizan sobre todo redes neuronales, mapas auto-organizados (SOM) y máquinas de vector de soporte (SVM).

### **Estimación de la género con sistemas de visión**

La estimación del género es una de las tareas más estudiadas en el ámbito de la visión artificial aplicada a rostros. Al igual que en otras técnicas de clasificación, la estimación de género se puede dividir en varias etapas: detección del rostro, preprocesamiento, extracción de características y finalmente clasificación. El primer paso es detectar la región del rostro en la imagen y realizar un recorte de la misma. El preprocesamiento se utiliza principalmente para reducir la variabilidad de iluminación y escalado de las diferentes imágenes. A continuación se lleva a cabo el proceso de extracción de características cuyo objetivo es representar, de la mejor manera posible, todos los rasgos faciales que permitan a posteriori distinguir entre caras masculinas y femeninas. Finalmente, el último paso consiste en determinar, mediante una técnica de clasificación binaria, el género de la persona.

Una de las etapas más importantes a la hora de realizar esta tarea es la extracción de características. En los últimos años, muchos grupos de investigación se han dedicado a estudiar este problema desde diferentes puntos de vista debido sobre todo a la falta de conocimiento acerca de cuáles son las características que hacen que el ser humano diferencie a hombres y mujeres por medio del rostro y al alto grado de variabilidad existente en ambos grupos. De acuerdo con estudios psicológicos (Hole y Bourne, 2010) el ser humano utiliza información tanto global como localizada del rostro para reconocer a las personas. Por este motivo, hay muchos investigadores que centran su trabajo en combinar ambos tipos de características.

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

En 2005, Buchala y sus colaboradores desarrollaron un método basado en la utilización de características globales de la imagen y de características específicas de la zona de los ojos y de la zona de la boca obteniendo un 92.25% de aciertos al combinarlas, mientras que el resultado no superaba el 88% si se realizaban las pruebas de manera individual (rostro completo, boca u ojos) (Buchala y otros, 2005).

Más recientemente Yang y su equipo de investigación (Yang y otros, 2011) desarrollaron un método combinando características globales extraídas mediante modelos de apariencia activa (AAM) y características locales utilizando Local Binary Patterns (LBP). El proceso de fusión escogido por los autores fue el de selección secuencial y la clasificación fue realizada mediante SVM. Los experimentos realizados demostraron que la combinación de ambos métodos mejoraba los resultados obtenidos por separado.

Teniendo en cuenta esta información, Andreu y su equipo realizaron un estudio en el que evaluaron tres técnicas diferentes de extracción de características: Un histograma de la imagen y Análisis de Componentes Principales (PCA) como técnicas globales y LBP como descriptor local. Los resultados demostraron que cuando los mismos individuos aparecían en el entrenamiento y en el test, el comportamiento de los descriptores era muy similar entre sí. Sin embargo, cuando el conjunto de test contenía individuos diferentes a los del conjunto de entrenamiento, los resultados obtenidos por el método local (LBP) superaban a las técnicas de descripción global (Andreu y otros, 2014).

A finales de 2015, Hadid y su equipo (Hadid y otros, 2015) realizaron un minucioso estudio de la clasificación por género utilizando trece variantes diferentes de LBP, método de descripción local más utilizado en la actualidad. Los resultados obtenidos determinaron que el método original era el que mejores resultados obtenía de media en todas las pruebas que se llevaron a cabo, debido a su alto grado de flexibilidad que le permite adaptarse a muchos problemas distintos. El estudio también demostró el buen comportamiento del método Binarized statistical image features (BSIF) (Kannala y Rahtu, 2012) cuyo problema principal radica en el coste computacional, que es mucho más alto al del método LBP original. Además, la combinación de diferentes técnicas basadas en LBP proporcionó resultados superiores en muchos casos a los extraídos de manera independiente.

Recientemente, Mansanet y sus colaboradores han propuesto un método llamado Local-DNN basado en características locales y en un entrenamiento utilizando redes neuronales profundas (Mansanet y otros, 2016). La combinación de las características locales de cada región de la imagen se ha utilizado para generar un modelo de votación que indica el género del rostro. Utilizando la base de datos LFW, han obtenido un 96.25% de tasa de acierto, que supera a los resultados

obtenidos hasta ahora en el estado del arte, que no superaban el 94.50%.

### 3 Sistemas portables de bajo coste

Los sistemas portables de bajo coste se denominan (en inglés, mini Single Board Computer: SBC) y surgen bajo diferentes circunstancias: por ejemplo, acortar la brecha digital, disminuir los costes de importación o fabricación del hardware, su comodidad y portabilidad.

Los SBC representan una solución eficiente para conseguir ordenadores de bajas prestaciones y reducido espacio físico, ya que su tamaño es similar a la palma de una mano, y la posibilidad de acercar las ventajas de la informática a cientos de millones de personas que aún no disfrutaban de ellas. El formato cumple con un requisito principal, y es que todos los componentes del ordenador esté integrados en la placa base y que sólo requieran de ella (salvo excepciones) para conectarse a periféricos y servir como un ordenador convencional. Existen incluso estudios que han comparado su eficiencia energética con otros dispositivos tecnológicos de uso común (Anwaar y Shah, 2015).

En ellos se puede hacer casi cualquier actividad que es posible realizar en un ordenador de sobremesa, como programar, jugar, navegar por internet, ofimática, etc., aunque con las limitaciones de hardware que presentan.

#### Principales sistemas portables

##### Raspberry-Pi



Figura 1: Raspberry Pi modelo B.

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

La Raspberry Pi es quizá el SBC más popular. Desarrollado en el Reino Unido por la fundación Raspberry Pi <sup>1</sup>, su objetivo inicial fue estimular la enseñanza de ciencias de la computación en las escuelas.

Su sistema operativo oficial es una versión adaptada de Debian, denominada Raspbian, aunque soporta otros sistemas operativos, incluida una versión de Windows 10. Su modelo más básico incluye un procesador (CPU) ARM1176JZF-S a 700 MHz, con posibilidad de overlocking hasta 1GHz, procesador gráfico (GPU) VideoCore IV y 256 MB de RAM. Posee un USB, salida HDMI y salida de audio. Como disco duro utiliza una tarjeta microSD. Los modelos más recientes poseen mejores características, llegando a una CPU Quad-Core ARM Cortex A7 de 900 MHz, 1Gb de RAM, 4 USBs y puerto Ethernet.

La fundación da soporte para descargas de distribuciones de los sistemas operativos Raspbian, RISC OS5, ARch Linux ARM o Pidora (derivado de Fedora) adaptadas a la arquitectura ARM y promueve el aprendizaje de Python, aunque también soporta Tiny BASIC, C, Perl y Ruby.

### Otros sistemas portables de bajo coste

La competencia en el sector es muy grande, y la amplia variedad de dispositivos con múltiples características y complementos impide realizar una revisión extensa de cada uno de ellos. Por ello tan solo vamos a enumerarlos y dar una breve explicación de cada uno.

Otras alternativas a la Raspberry Pi son:

- **Matrix ARM**, Un SBC de gran potencia.
- **Banana Pi**.
- **Arduino Tian**, que combina las propiedades de la placa Arduino con las de un SBC).
- **Snickerdoodle**, un SBC orientado a la robótica.
- **Nanopi2**, que presenta soporte para Linux y alto rendimiento.
- **Vocore**, utilizado para proyectos de pequeñas dimensiones.
- **Creator CI20**, un versátil SBC que puede ejecutar tanto Linux como Android.

---

<sup>1</sup><https://www.raspberrypi.org/>



- **A20-OLinuXino-Micro**, un SBC orientado a Android.
- **MinnowBoard MAX**, versátil y con un hardware ligeramente superior a la media.
- **pcDuino4 Set-Top Box**, con alto rendimiento y compatibilidad con Android.
- **Cubieboard4**, uno de los SBC más potentes del mercado.
- **NanoPC-T1**, **Radxa Rock2**, que presenta modularidad y flexibilidad a un bajo coste.
- **Samsung Artik**, que posee un módulo para desarrollo y conectividad con software de código abierto.
- **PcDuino**, que mezcla las mejores características de Arduino y Raspberry Pi.
- **CIAA**: un proyecto argentino para crear SBC para aplicaciones industriales.
- **BeagleBoard**: placa open-source similar a Raspberry Pi.
- **CubieBoard**, compatible con Android y múltiples SO basados en Linux.
- **DreamPlug**: Un SBC ya integrado en carcasa.
- **ODROID**: placas SBC con Android.
- **Intel Galileo**: Una placa con certificado Arduino creada por Intel basada en sus microprocesadores x86.
- **AMD Gizmo 1 y 2**: placas de AMD.
- **OLinuXino**: placas open-source de bajo coste con Linux y para uso industrial.
- **PandaBoard ES**: Un SBC muy completo, versátil y potente aunque no económico.
- **UDOO**: Una combinación de 4 Raspberry Pi's y una placa Arduino DUE.
- **VIA SpringBoard**, con chip ARM, incorpora paquetes de software para desarrollo en Android y Linux.
- **HummingBoard**, un rival directo de la Raspberry.
- **MarsBoard**: una serie de SBC de alto rendimiento, bajo coste y conectividad inmejorable.

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

- **Wandboard, CHIP:** SBC de diminuto tamaño y el más económico hasta la fecha.

### Aplicaciones

Dada la versatilidad y la potencia que pueden llegar a desarrollar los SBC, el rango de aplicaciones es muy amplio y abarca desde aplicaciones para el hogar a nivel de usuario (centro multimedia, almacenamiento conectado en red (NAS) doméstico o soluciones domóticas) como aplicaciones industriales y de investigación. Vamos a resumir brevemente las aplicaciones en este último ámbito.

Como se comentó en la introducción, uno de los principales usos es la sustitución de los equipos de sobremesa en la realización de determinadas tareas, dentro de las limitaciones impuestas por el hardware. Bajo este supuesto, Neethu y sus colaboradores (Neethu y otros, 2015) proponen el uso del software Mathematica ejecutado en una Raspberry Pi para implementar algoritmos de data mining aplicados a la economía. En esta misma línea, y tratando de aumentar la limitada potencia de cálculo de un SBC, también existen propuestas de investigación abiertas que combinan SBCs para construir supercomputadores (Shipurkar, 2015).

En el campo de la robótica, Daye y sus colaboradores (Daye y otros, 2015) proponen un robot de bajo coste a modo de guía turístico en interiores, cuya navegación se lleva a cabo de manera autónoma a través de sensores y procesamiento de imágenes de una webcam, todo ello gestionado en un SBC. En la misma línea, los SBC se pueden utilizar para construir sistemas autónomos de navegación para coches, obteniendo del entorno toda la información necesaria para que el vehículo pueda llegar a su destino de un modo seguro y evitando los posibles errores que cometería una persona.

En otro campo de aplicación, los SBC se pueden utilizar tanto en la detección y localización de diferentes objetos, como pueden ser matrículas (LAvanya y otros, 2015) e incluso de rostros (Nikisins y otros, 2015). Las últimas investigaciones en este último punto consiguen realizar la estimación de edad y género, como demuestran de Paz y colaboradores (de Paz y otros, 2015) en su artículo. En el mismo se desarrolla BRPY, un código abierto multiplataforma que, mediante una Raspberry Pi, permite tanto la detección de caras como la estimación de edad y género en tiempo real.

## 4 Solución desarrollada

La solución desarrollada, a la que se le confirió el nombre de **BRPY** (**B**iometric **R**ecognition on **PY**thon), permite realizar detección de rostros, estimar su edad y su género y realizar un reconocimiento facial basado en parámetros biométricos del rostro en tiempo real, utilizando para ello una cámara USB compatible con FFMPEG. Se compone de software multicapa orientado a la versatilidad topológica de componentes de hardware, con vistas a la escalabilidad y la posibilidad de compatibilizar el diseño como servicio web.

Debido a que BRPY sigue una arquitectura de 3 capas (capa de datos, capa de negocio y capa de presentación), implica la utilización de múltiples lenguajes de programación y herramientas en su desarrollo. Aunque la solución completa es multiplataforma, cada una de las capas desarrolladas tiene un componente variable de compatibilidad con diversos sistemas operativos que podrían restringir su ejecución dependiendo de la topología de ejecución elegida. En el apartado se explica la arquitectura de la aplicación matizando las tecnologías utilizadas en su desarrollo y el grado de compatibilidad que presenta en función de la topología, mientras que en el apartado se explican los componentes de software que intervienen en cada una de las capas.

Para realizar el procesamiento biométrico del rostro se han utilizado diversos algoritmos de análisis biométrico, apoyado sobre un framework basado en OpenCV ([www.opencv.org](http://www.opencv.org)) llamado OpenBR ([www.openbiometrics.org](http://www.openbiometrics.org)). Una descripción detallada de su funcionamiento se encuentra en el punto .

### Arquitectura del sistema

BRPY se basa en OpenBR (Klontz y otros, 2013), un framework para la aplicación de algoritmos biométricos sobre imágenes, basado en ficheros y plantillas. OpenBR se apoya a su vez en OpenCV, framework que provee algoritmos de aplicación para visión computacional. Esto implica que ambos frameworks son dependencias de BRPY, y su compatibilidad vendrá influenciada por la capacidad multiplataforma de los frameworks subyacentes.

Debido a que la aplicación estaba orientada a funcionar en un entorno de bajas prestaciones, como lo son los dispositivos portables, se decidió realizar un diseño de aplicación multicapa que permitiera dividir y escalar su funcionamiento en más de un dispositivo en caso de necesidad. De esta forma, BRPY se divide en las siguientes 3 capas:

- **Capa de datos.** Compone el núcleo del software. Escrito en Python 2.7,

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

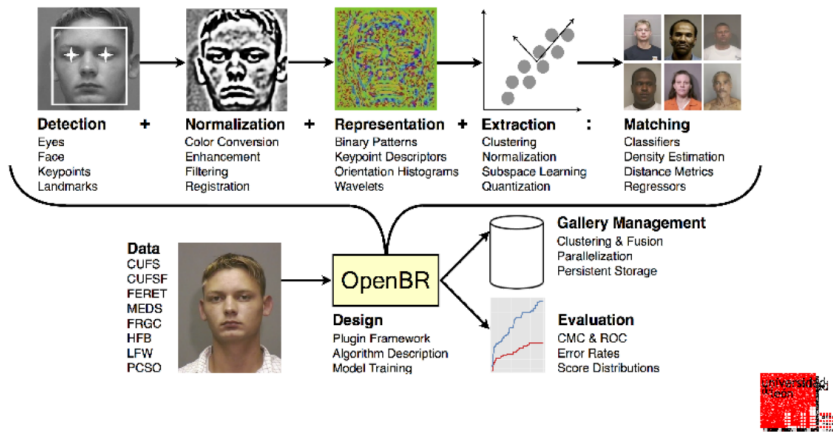


Figura 2: Diagrama de funcionamiento de OpenBR (<http://www.openbiometrics.org>)

realiza un análisis en tiempo real de la cámara USB que tenga conectada, utilizando el framework OpenBR0.5 para realizar la captura y el tratamiento de las imágenes obtenidas en forma de transmisión de vídeo. Para el reconocimiento de rostros, se desarrolló una biblioteca dinámica en C++11 con QT5.2 que sirve de extensión de OpenBR para extraer características del rostro. Una explicación más detallada de esta biblioteca se encuentran en el punto . Al depender la funcionalidad de reconocimiento de rostros de una biblioteca anexa en C++, la portabilidad en otros sistemas depende en gran medida de la migración del código de la biblioteca al sistema operativo correspondiente. Aun siendo la capa que menos compatibilidad ofrece, soporta las plataformas Windows, Mac OS X y Debian (y derivados).

- **Capa de negocio.** Compone el nexo de unión entre la capa de datos y la capa de presentación. Está escrita en PHP5.4 y MySQL5.5, sobre un servidor web con soporte para el lenguaje PHP y acceso a una base de datos MySQL. Gracias a la alta compatibilidad que ofrecen las tecnologías web, es soportada en prácticamente todas las arquitecturas y sistemas operativos actuales. Puesto que esta capa trabaja de forma asíncrona con las otras dos capas, es susceptible de ser escalada en forma de clusters.
- **Capa de presentación.** Es la capa final que permite la visualización de la interfaz y la muestra de datos e información. Está escrita en HTML5, CSS3 y Javascript1.5 (jQuery1.12). Dado que la interfaz está diseñada para que cualquier navegador web pueda renderizarla, es compatible con cualquier

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

sistema operativo y dispositivo.

Las tres capas realizan una comunicación asíncrona entre ellas. Esto significa que la capa de negocio almacena un estado que la capa de presentación pedirá a intervalos fijos, mientras que la capa de datos generará estados en la capa de negocio a la tasa de FPS (frames por segundo) a la que trabaje con la cámara USB.

Dada la distribución en capas anterior, es posible realizar multitud de diferentes esquemas distribuidos combinando capas de distinta manera. La topología en la que se ordene el sistema distribuido podrá maximizar o minimizar la eficiencia del sistema, siendo el escenario menos eficiente la unificación de todas las capas bajo un mismo dispositivo, y el más eficiente aquel en el que cada capa está sustentada por uno o más dispositivos de forma aislada.

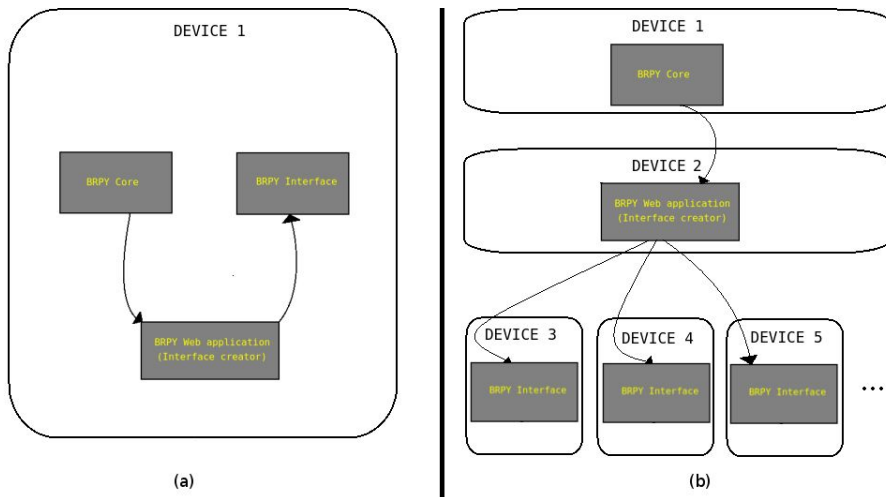


Figura 3: (a) Capas unificadas. (b) Capas distribuidas.

Para evaluar su viabilidad en dispositivos portables actuales, se comprobó su funcionamiento en un ODroid U3 y en un Acer Aspire E1-571G; ambos ejecutando Ubuntu 14.04 como sistema operativo.

El rendimiento de la aplicación viene determinado por la topología utilizada para la distribución de las capas de la aplicación y, en mayor medida, por la tasa de FPS a la que se trabaje con la cámara y la capacidad de cómputo de la CPU en el caso de la capa de datos. Las demostraciones se realizaron utilizando el escenario topológico que menos rendimiento daría (en el que todas las capas están

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL



Figura 4: Características de Acer Aspire E1-571G.

unificadas en el mismo dispositivo) y los resultados fueron satisfactorios en ambos dispositivos.

### Aplicación desarrollada

El núcleo de BRPY se basa en una envoltura escrita en Python de las bibliotecas que componen la API de OpenBR, incluida la extensión programada en C++ para el reconocimiento de rostros. Se optó por una solución orientada a objetos para permitir la aplicación de patrones de diseño, a la vez que garantiza una mejor legibilidad del código.

La envoltura adquirió el nombre de PyOBR (**P**ython **O**pen**B**R), la cual facilita una comunicación con el framework subyacente OpenBR. Al igual que OpenBR, se basa en ficheros y plantillas; no obstante provee de unas interfaces de comunicación divididas en clases que facilitan enormemente la utilización de los algoritmos de la biblioteca.

La clase PyOBRFace permite la aplicación de diferentes algoritmos a una imagen en concreto. Dependiendo del algoritmo aplicado, el resultado se unifica en una plantilla común, la cual debe ser transformada en una plantilla específica para consultar información concreta. Existen tres plantillas básicas para extraer información de una plantilla común:

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

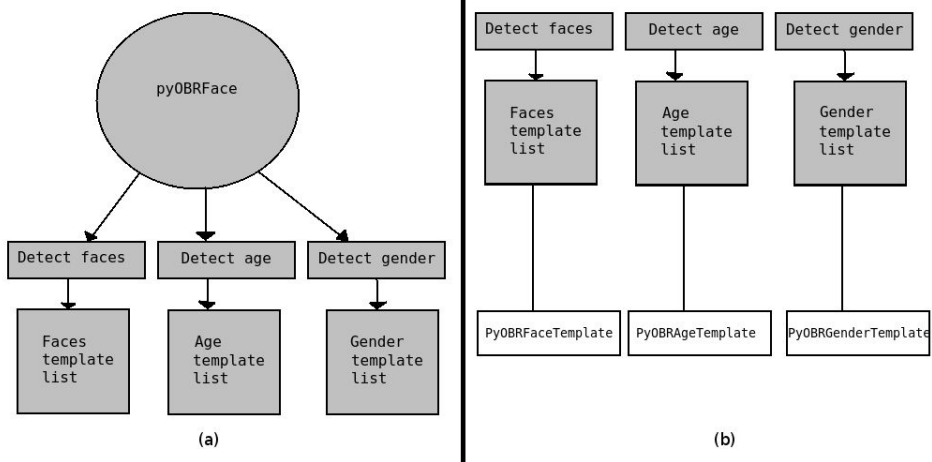


Figura 5: (a) Clase representativa del envoltorio. (b) Plantillas básicas disponibles divididas por funcionalidad.

- PyOBRFaceTemplate, la cual tiene métodos para extraer información de una detección de rostro (como la posición de los rostros o la cantidad de rostros fiables detectados).
- PyOBRAgeTemplate, la cual tiene métodos para extraer información de una estimación de edad.
- PyOBRGenderTemplate, la cual tiene métodos para extraer información de una estimación de género.

El resultado de cada algoritmo arropado por el envoltorio de PyOBR tiene una representación en forma de plantilla en Python, lo que facilita la consulta de información.

Puesto que la versión 0.5 del framework OpenBR carece de API específica que permita extraer características de rostros y realizar comparaciones de forma explícita de estas características sin el uso de ficheros, se realizó una ampliación de la API generando una biblioteca en C++ usando QT que permite la extracción de características y la comparación de rostros sin necesidad de mediar a través de ficheros la información, supliendo la carencia del framework.

Siguiendo el orden de desarrollo, la capa de negociación es la segunda capa diseñada en la que el servidor web con capacidad PHP genera interfaces gráficas a

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

demanda. Los clientes que se conectan reciben una instantánea del estado almacenado en el servidor, haciendo uso de la API diseñada en PHP que se exporta a través de llamadas tipo REST. Los estados se almacenan en un servidor MySQL, el cual es consultado por esta capa con cada petición que haga un cliente. El estado es actualizado por el núcleo del programa que se comunica directamente con el servidor MySQL en función de la tasa de FPS a la que trabaja con la cámara.

Por último, la capa de presentación es la que muestra por pantalla el resultado del procesamiento de imágenes que realiza el núcleo. Esta capa está formada por código en Javascript y JQuery, que realizan peticiones al servidor web mediante llamadas AJAX y generan una interfaz que se actualiza de forma periódica y eficiente con aquella información que haya cambiado. Ver Figura 6.

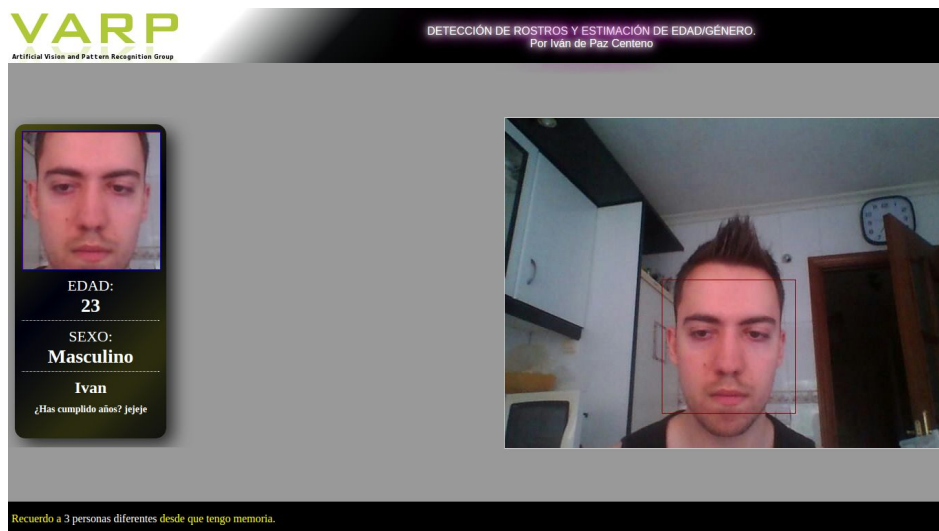


Figura 6: Visualización de la interfaz gráfica renderizada por el navegador Google Chrome.

Las imágenes que se muestran en la interfaz se comparten entre la primera capa y la segunda capa de BRPY mediante un sistema de ficheros compartido, volátil, basado en la memoria RAM.

BRPY permite trabajar con varios rostros en escena, realizando un seguimiento de todos ellos basado en distancias entre fotogramas. La detección de edad y género se realiza de forma instantánea, calculándose una media de detección que permite sesgar altos y bajos en la medida, acercándose al valor real con el paso del tiempo en escena siempre que la iluminación y la distancia a la cámara sean



las adecuadas.

Cuando un rostro no se consigue reconocer en la escena o su reconocimiento varía con gran frecuencia, se da un margen de varios fotogramas (entre 20 y 30) para asegurar que esa persona se encuentra en la base de rostros conocidos. Si no se ha reconocido con exactitud en ese lapso de fotogramas, se realiza un aprendizaje extrayendo las características del rostro y almacenándolas en un fichero con fines históricos, lo que le permitirá, a partir de entonces, reconocer a esa persona al instante al pasar por la escena.

### Algoritmos utilizados

Para cada fotograma capturado y procesado, se realiza una aplicación de un total de 4 algoritmos diferentes para (1) detectar el rostro, (2) estimar la edad, (3) estimar el género y (4) reconocer de rostro. Una cámara normal capturando a una resolución de 640x480 píxeles, trabaja a una media de entre 4 y 10 fotogramas por segundo. Esto significa que, en el mejor de los casos, BRPY aplicará 16 algoritmos de procesamiento de imagen por segundo, lo que implica que los algoritmos de procesamiento de imágenes deben ser lo más eficientes posible, algo que los algoritmos del framework OpenBR proveen.

Para la detección de rostros en las imágenes se utiliza el algoritmo de Viola-Jones (Viola y Jones, 2001). Este algoritmo, heredado de OpenCV, se considera robusto por su alto porcentaje de detecciones fiables, y eficiente, perfecto para trabajar en entornos que requieran de procesamiento en tiempo real. Es un algoritmo que presenta cuatro etapas:

1. Selección de característica HAAR	2. Creación de una imagen integral	3. Aprendizaje AdaBoost	4. Clasificación en cascada
-------------------------------------	------------------------------------	-------------------------	-----------------------------

Para el reconocimiento de rostros se utiliza el algoritmo Spectrally Sampled Structured Subspaces Features (4SF-B. Klare, 2011). Algoritmo propio de OpenBR, desarrollado para realizar reconocimiento de rostros en tiempo real. Reúne las siguientes características:

- Normalización geométrica del rostro de una imagen usando las coordenadas de los ojos detectadas automáticamente.
- Corrección de la iluminación utilizando un algoritmo de mejora de contraste local.

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

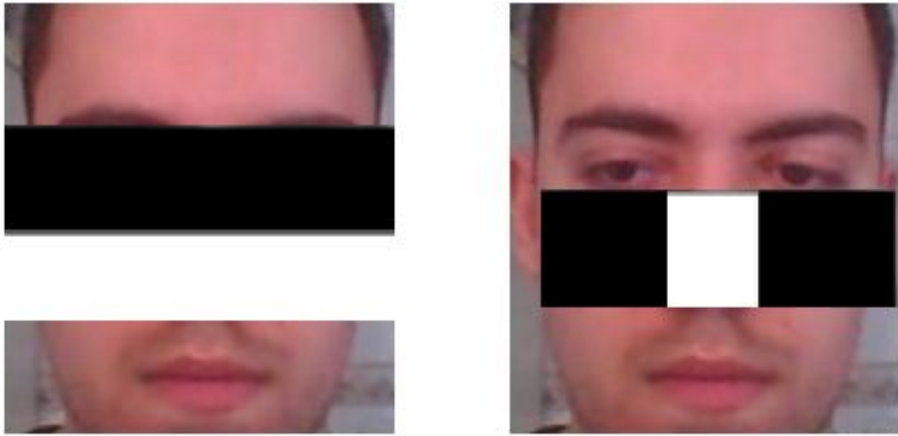


Figura 7: Representación de características HAAR aplicadas para detectar el rostro, su tamaño y la posición de los ojos y nariz.

- Las imágenes de los rostros se representan usando histogramas de patrones binarios locales ( $LBP^{u2}_{8,1}$ ) extraídos en una ventana deslizante de  $8 \times 8$  píxeles, y 100 descriptores SIFT muestreados de una cuadrícula de  $10 \times 10$ .
- Por cada parche facial, se aplica un Análisis de Componentes Principales (PCA) por lo que se retiene el 98.0% de la varianza. Por cada etapa de muestreo aleatorio, se aplica un Análisis Discriminante Lineal (LDA) en los componentes muestreados aleatorios. Los subespacios LDA se aprenden usando sujetos extraídos aleatoriamente del conjunto de entrenamiento.
- La suma de la distancia Euclídea en cada subespacio es la disimilitud entre la imagen de dos rostros.

Para el reconocimiento de edad y género se utiliza SVM (Support Vector Machine). Entrenados con las características extraídas de aplicar el algoritmo 4SF. Se aprovecha de que la clasificación es muy eficiente y es robusto para realizar generalizaciones, con menos necesidad de heurísticos para su entrenamiento.

## 5 Evaluación

Para la evaluación del funcionamiento de BRPY se utilizó un dataset que colcase el máximo estrés en la detección del sistema, con el objetivo de analizar su

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

comportamiento ante imágenes obtenidas en un entorno no controlado.

### Dataset utilizado

Se utilizó el dataset **OUI-Adience**, de **The Open University Of Israel** (<http://www.openu.ac.il/home/hassner/Adience/data.html>).

Presenta 26.580 fotos en total de 2274 sujetos diferentes de todo el mundo, etiquetados en 8 grupos de edad distintos (0-2, 4-6, 8-13, 15-20, 25-32, 38-43, 48-53, 60-) y en función del género. Puede verse un ejemplo en la Figura 8.



Figura 8: Muestras de imágenes del dataset Adience.

Es un dataset cuyas imágenes provienen de álbumes de Flickr con el objetivo de ser lo más cercanas a la realidad, basándose en imágenes capturadas de forma natural en el mundo real. Trata de obtener todas las variaciones posibles en apariencia, posiciones, iluminaciones, ruido, etc., que podrían esperarse de imágenes capturadas de forma natural sin ninguna preparación del entorno.

### Resultados y discusión

Los resultados se dividieron en 4 grupos de edad, para los que se analizó la edad y el género.

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

- Grupo de edades 0-10 años:
  - Desviación típica: 6.56 años.
  - 76% de acierto para género femenino.
  - 36% de acierto para género masculino.
- Grupo de edades 11-17 años:
  - Desviación típica: 6.56 años.
  - 78% de acierto para género femenino.
  - 45% de acierto para género masculino.
- Grupo de edades 18-65 años:
  - Desviación típica: 6.57 años.
  - 80% de acierto para género femenino.
  - 70% de acierto para género masculino.
- Grupo de edades de más de 65 años:
  - Desviación típica: 5.55 años.
  - 57% de acierto para género femenino.
  - 82% de acierto para género masculino.

En siguientes tablas se puede apreciar con mayor nivel de detalle que los algoritmos de detección no tienen el mismo nivel de sensibilidad y resolución para todas las edades:

El primer rango de edad mostrado en la Tabla 1 revela una completa imprecisión del algoritmo estimador de edad para infantes independientemente del género. En cambio, el algoritmo de estimación de género presenta una alta capacidad de estimación, favoreciendo notablemente la detección para el caso del género femenino. Esto puede explicarse debido a que los rasgos que distinguen a un hombre de una mujer a estas edades son más sutiles, requiriendo de una mayor precisión en la detección.

En el segundo rango de edad mostrado en la Tabla 2 se puede apreciar un incremento de las detecciones del género para el caso masculino. Al corresponderse con la edad de la adolescencia, los rasgos masculinos comienzan a diferenciarse mejorando la capacidad de estimación del algoritmo. En cambio el algoritmo de estimación de edad continúa siendo impreciso. Esto tiene sentido de acuerdo a

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

<b>Rango de edad: 0-10 años</b>		
<b>Número de rostros totales: 6773</b>		
<b>Número de rostros detectados: 4708 (69.51%)</b>		
	<b>HOMBRES</b>	<b>MUJERES</b>
<b>Rostros totales</b>	2570 (37.94%)	4203 (62.06%)
<b>Procesados</b>	1779 (69.22%)	2929 (30.78%)
<b>Estimación del género con éxito</b>	646 (36.31%)	2227 (76.03%)
<b>Estimación de edad con éxito</b>	0 (0%)	0 (0%)
<b>Media de edad detectada por el algoritmo</b>	38.94 años	38.68 años
<b>Desviación típica</b>	6.61 años	6.52 años

Tabla 1: Resultados para el primer rango de edad (de 0 a 10 años).

<b>Rango de edad: 11-17 años</b>		
<b>Número de rostros totales: 1811</b>		
<b>Número de rostros detectados: 1092 (60.30%)</b>		
	<b>HOMBRES</b>	<b>MUJERES</b>
<b>Rostros totales</b>	737 (40.70%)	1074 (59.30%)
<b>Procesados</b>	432 (39.56%)	660 (60.44%)
<b>Estimación del género con éxito</b>	197 (45.60%)	513 (77.73%)
<b>Estimación de edad con éxito</b>	1 (0.23%)	1 (0.15%)
<b>Media de edad detectada por el algoritmo</b>	36.56 años	40.18 años
<b>Desviación típica</b>	6.97 años	6.42 años

Tabla 2: Resultados para el segundo rango de edad (de 11 a 17 años).

que el conjunto de entrenamiento utilizado para realizar el aprendizaje no incluyó personas menores de edad.

El tercer rango de edad mostrado en la Tabla 3 es el que presenta los mejores resultados de estimación para ambos algoritmos. El algoritmo de estimación de edad alcanza sus mejores resultados en la edad de 42 años, independientemente del género. En cambio, el algoritmo de estimación de género iguala en capacidad de estimación a la del rango de edad previo: prácticamente igual para el caso del género femenino, sin embargo la capacidad de estimación para el género masculino se incrementó considerablemente, igualando a la detección del género femenino.

Finalmente, el último rango de edad mostrado en la Tabla 4 revela un descenso de capacidad de estimación para ambos algoritmos, exceptuando la detección de

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

<b>Rango de edad: 18-65 años</b>		
<b>Número de rostros totales: 9166</b>		
<b>Número de rostros detectados: 5353 (58.40%)</b>		
	<b>HOMBRES</b>	<b>MUJERES</b>
<b>Rostros totales</b>	4367 (47.64%)	4799 (52.36%)
<b>Procesados</b>	2433 (45.45%)	2920 (54.55%)
<b>Estimación del género con éxito</b>	1718 (70.61%)	2332 (79.86%)
<b>Estimación de edad con éxito</b>	389 (15.99%)	342 (11.17%)
<b>Media de edad detectada por el algoritmo</b>	42.22 años	42.38 años
<b>Desviación típica</b>	7.00 años	6.20 años

Tabla 3: Resultados para el tercer rango de edad (de 18 a 65 años).

<b>Rango de edad: más de 65 años</b>		
<b>Número de rostros totales: 872</b>		
<b>Número de rostros detectados: 531 (60.89%)</b>		
	<b>HOMBRES</b>	<b>MUJERES</b>
<b>Rostros totales</b>	446 (51.15%)	426 (48.85%)
<b>Procesados</b>	246 (46.33%)	285 (53.67%)
<b>Estimación del género con éxito</b>	202 (82.11%)	162 (56.84%)
<b>Estimación de edad con éxito</b>	2 (0.81%)	4 (1.40%)
<b>Media de edad detectada por el algoritmo</b>	49.29 años	47.18 años
<b>Desviación típica</b>	5.27 años	5.61 años

Tabla 4: Resultados para el cuarto rango de edad (más de 65 años).

género para el caso masculino, que aumenta considerablemente hasta alcanzar la cifra del 82%.

## 6 Conclusiones

En este artículo hemos presentado la aplicación BRPY (Biometric Recognition on PYthon) cuyo objetivo es la detección de rostros y estimación de su edad y género en un vídeo adquirido mediante una cámara digital. Esta aplicación se ha desarrollado aprovechando el framework OpenBR que, debido a sus capacidades y potenciales aplicaciones, probablemente se convertirá en un estándar para el desarrollo de algoritmos de reconocimiento biométrico a gran escala. Por otra parte, queda demostrado que los sistemas SBC como la Raspberry PI 2 o el ODroid U3

ya presentan madurez y capacidad de cómputo suficiente como para permitir la ejecución de algoritmos biométricos y obtener resultados en tiempo real. Esto abre la puerta al desarrollo de aplicaciones que permitan resolver este tipo de problemas, que normalmente requerirían de personas, a un coste comparativamente más bajo. Por estos motivos, esta aplicación se ha implementado en un sistema SBC de bajo coste (en concreto un modelo ODroid U3).

Hemos probado el Software mediante la base de datos de rostros OUI-Adience. En cuanto a la estimación de la edad que realizó el software, la desviación estándar de la misma fue bastante constante en los cuatro grupos de edad en que se dividieron los rostros (0-10, 11-17, 18-65 y mayores de 65 años): 5.55–6.57. En cuanto al reconocimiento del género, la tasa de aciertos estuvo entre 70% y 82%, salvo en varones menores de 18 años (menos de 45%) y mujeres mayores de 65 (57%). Estos resultados son aceptables, aunque se deben mejorar antes de utilizar BRPY en un entorno real, donde las condiciones de iluminación, escala y pose de los rostros no son controlables. Sin embargo, son alentadores, lo que permite pensar que es solo cuestión de tiempo que los algoritmos utilizados en BRPY mejoren lo suficiente para pasar el software a fase de producción. Esta aplicación utiliza un método de clasificación supervisado, por lo que el uso de un conjunto de datos de mayor tamaño para generar el modelo podría mejorar su fiabilidad. En un futuro próximo, probaremos la utilización de alguna variante de LBP que ha mostrado mejores resultados en la literatura y características locales invariantes alternativas a SIFT, como es SURF. ■

## Referencias

- Ahonen, T., Hadid, A. & Pietikainen, M. (2006). Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition. En *Proceedings of IEEE Transactions on PAMI*, 28(12), 2037–2041.
- Alley, T.R. (1988). *Social and Applied Aspects of Perceiving Faces*. Lawrence Erlbaum Assoc.
- Cootes, T., Edwards, G. & Taylor, C. (2001). Active Appearance Models, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(6), 681–688.
- De Paz, I., Fidalgo, E., García-Olalla, O. & Alegre, E. (2015). Design and implementation of BRPY: A biorecognition system (Face detection and recognition, age estimation and gender estimation) based on the face. En *XXXVI Jornadas de Automática*.
- Farkas, L. (1994). *Anthropometry of the Head and Face*. Raven Press.

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

- Fu, Y., Xu, Y. & Huang, T.S. (2007). Estimating Human Ages by Manifold Analysis of Face Pictures and Regression on Aging Features. En *Proceedings of IEEE Conference on Multimedia and Expo*, 1383–1386
- Geng, X., Zhou, Z.-H., Zhang, Y., Li, G. & Dai, H. (2006). Learning from Facial Aging Patterns for Automatic Age Estimation. En *Proceedings of the ACM Conference on Multimedia*, 307–316.
- Geng, X., Zhou, Z.-H. & Smith-Miles, K. (2007). Automatic Age Estimation Based on Facial Aging Patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(12), 2234–2240.
- Guo, G., Mu, Y., Fu, & Huang, T. S. (2009). Human Age Estimation Using Bio-Inspired Features. En *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 112–119.
- Pontes, J., Alceu S., Britto Jr., Fookes, C. & Koerich, L. (2015). A Flexible Hierarchical Approach For Facial Age Estimation Based on Multiple Features, *Pattern Recognition*.
- Yan, S., Zhou, X., Liu, M., Hasegawa-Johnson, M. & Huang, T. S. (2008). Regression from Patch-Kernel. En *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1–8.
- Yan, S., Liu, M. & Huang, T. S. (2008). Extracting Age Information from Local Spatially Flexible Patches. En *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 737–740.
- Hole, G. & Bourne, V. (2010). *Face Processing. Physiological, Neuropsychological and Applied Perspectives*. Oxford University Press.
- Buchala, S., Davey, N., Frank, R.J., Loomes, M. & Gale, T.M. (2005). The role of global and feature based information in gender classification of faces: a comparison of human performance and computational models. *International Journal of Neural Systems*, 15(1-2), 121–128.
- Yang, W., Chen, C., Ricanek, K. & Sun, C. (2011). Gender classification via global-local features fusion, *Lecture Notes in Computer Science*, 7098, 214–220
- Andreu, Y., García-Sevilla, P. & Mollineda, R. (2014). Face gender classification: A statistical study when neutral and distorted faces are combined for training and testing purposes, *Image and Vision Computing*, 32(1), 27–36.
- Hadid, A., Ylioinas, J., Bengherabi, M., Ghahramani, M. & Taleb-Ahmed, A. (2015). Gender and texture classification: A comparative analysis using 13 variants of local binary patterns, *Pattern Recognition Letters*, 68, Parte 2, 15, 231–238.



- Kannala, J. & Rahtu, E., (2012). BSIF: Binarized statistical image features, En *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 1363–1366.
- Mansanet, J., Albiol, A. & Paredes, R. (2016). Local Deep Neural Networks for gender recognition, *Pattern Recognition Letters*, 70(15), 80–86.
- Anwaar, W. & Shah, M.A. (2015). Energy Efficient Computing: A Comparison of Raspberry Pi with Modern Devices, *International Journal of Computer and Information Technology*, 4(2).
- Daye, A., Gobee, S. & Durairajah, V., (2015). Autonomous Tour Guide Robot using embedded system control. En *Proceedings of the IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors*.
- Lavanya, D., Keerthi, C.V. & Nirmala (2015). License Plate Extraction Of Images Using Raspberry Pi, *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*. 4(1).
- Neethu J., Surya R., Ashwini R., Sachin K. & Soman KP. (2015). A Low Cost Implementation of Multi-label Classification Algorithm using Mathematica on Raspberry Pi, En *Proceedings of the International Conference on Information and Communication Technologies (ICICT 2014)*, Procedia Computer Science, 46, 306–313.
- Nikisins, O., Fuksis, R., Kadikis, A. & Greitans, M. (2015). Face recognition system on Raspberry Pi, En *International Conference on Information Processing and Control Engineering (ICIPCE-2015)*.
- Shipurkar, A. (2015). Building Supercomputer With Raspberry Pi, *International Journal of Advance Foundation And Research In Science & Engineering (IJAFRSE)*, 1.
- Singh, G., Dawud, M. & Gupta, P. (2015). Design and implementation of autonomous car using raspberry pi, *International Journal of Computer Applications*, 113(9).
- BenAbdelkader, C. & Griffin, P. (2005). A Local Region-based Approach to Gender Classification From Face Images, En *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops, 2005*, 52.
- Guo, G., Dyer, C.R., Fu, Y. & Huang, T.S. (2009). Is gender recognition affected by age?, En *Proceedings of the IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*, 2032–2039.

## 2. VISIÓN ARTIFICIAL

Klare, B., (2011). Spectrally sampled structural subspace features (4SF). En *Michigan State University Technical Report*, MSU-CSE-11-16, 2011.

Viola, P. & Jones, M. (2001). Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features, En *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.

Klontz, J.C., Klare, B.F., Klum, S., Jain, A.K. & Burge, M.J. (2013). Open source biometric recognition, En *Proceedings of the IEEE Sixth International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS)*.