

## Reconocimiento automático de personalidad aparente contra prueba estandarizada

Ramón Zatarain Cabada<sup>1</sup>, María Lucía Barrón Estrada<sup>1</sup>,  
Hugo Jair Escalante<sup>2</sup>, Héctor Manuel Cárdenas López<sup>1</sup>,  
Víctor Manuel Bátiz Beltrán<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto Tecnológico de Culiacán,  
Posgrado e Investigación,  
México

<sup>2</sup>Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica, Puebla,  
México

{ramon.zc, lucia.be, victor.bb}@culiacan.tecnm.mx,  
hugojair@inaoep.mx, hector\_cardenas@itculiacan.edu.mx

**Resumen.** En el ámbito del reconocimiento automático de la personalidad se han realizado diversos estudios que alcanzan diferentes niveles de certeza con base a conjuntos de datos de video y voz previamente etiquetados; por otra parte, existen pruebas estandarizadas de personalidad que permiten con base a un modelo de factores de la personalidad determinar el nivel de desarrollo de cada factor en una persona. Sin embargo, no existe una plataforma que permita al investigador poder recolectar por una parte nuevos conjuntos de datos de video y voz y así mismo, permita aplicar una prueba de personalidad estandarizada y almacenar dicha información para posteriormente evaluar la certeza de los reconocedores automáticos aplicados a los conjuntos de datos recolectados. Por lo anterior, el presente trabajo muestra el desarrollo de una plataforma de recolección de datos para poder realizar análisis de la efectividad de reconocedores automáticos de la personalidad con respecto a los resultados de una prueba estandarizada de personalidad del mismo participante y de esta forma, contar con elementos que permitan la mejora de los modelos evaluados.

**Palabras clave:** reconocimiento automático de personalidad, aprendizaje profundo, plataforma web, pruebas estandarizadas de personalidad.

### Automatic Recognition of Apparent Personality Against Standardized Test

**Abstract.** In the area of automatic personality recognition, various studies have been carried out that reach different levels of certainty based on previously labeled video and voice data sets; On the other hand, there are standardized personality tests that allow, based on a model of personality factors, to determine the level of development of each factor in a person. However, there is no platform that allows the researcher to collect new video and voice data sets and likewise, allow to apply a standardized personality test and store this information to later evaluate the accuracy of the automatic recognizers applied to the collected data

sets. Therefore, the present work shows the development of a data collection platform to be able to perform analysis of the effectiveness of automatic personality recognizers with respect to the results of a standardized personality test of the same participant and in this way, to have elements that allow the improvement of the evaluated models.

**Keywords:** Automatic recognition of personality, deep learning, web platform, standardized personality tests.

## 1. Introducción

En la actualidad, conocer los rasgos de personalidad es importante porque permite entender mejor a los individuos y con ello adaptar de una mejor forma los procesos de enseñanza o colocar a la persona en el puesto adecuado dentro de una organización, buscando lograr el mayor impacto posible en el aprendizaje o desempeño del individuo en su proceso cognitivo o práctica profesional.

En los últimos años los modelos más utilizados y aceptados para determinar la personalidad con base a pruebas escritas, son los modelos basados en rasgos y específicamente el modelo conocido como los cinco grandes (Big-Five).

Este modelo es usualmente representado por el acrónimo OCEAN donde cada letra se refiere a un término en inglés que representa cada uno de los cinco grandes rasgos de personalidad: Apertura a la experiencia (Openness to Experience), Responsabilidad (Conscientiousness), Sociabilidad o Extroversión (Extraversion), Amabilidad (Agreeableness) y Neuroticismo o Estabilidad Emocional (Neuroticism) [1].

Uno de los esfuerzos más relevantes en cuanto a la definición de los reactivos o preguntas (ítems, como se les conoce en el ámbito de la psicología) a utilizar para el modelo de los cinco grandes, es el realizado por el International Personality Item Pool (IPIP), el cual podemos considerarlo como un laboratorio científico para el desarrollo de medidas avanzadas de rasgos de personalidad y otras diferencias individuales que son del dominio público gracias a su sitio Web [2].

Dicho sitio mantiene un inventario de miles de ítems y cientos de escalas para la medición de los rasgos de personalidad y en general se basan en los estudios realizados por Goldberg [3, 4, 5]. Por otra parte, en los últimos años, se han realizado investigaciones que buscan implementar reconocedores automáticos de la personalidad por medio del aprendizaje automático.

Estos estudios se han encaminado a utilizar el modelo de los cinco grandes para detectar personalidad aparente con base en características en el texto, la voz o rasgos faciales. El principal reto que enfrentan estas investigaciones es la dificultad de contar con un conjunto de datos (dataset) representativo y, por otra parte, la necesidad de etiquetar las imágenes y el hecho de que típicamente estos esfuerzos no son del dominio público y por lo tanto es complicado reproducir sus resultados [1].

La principal contribución de este trabajo es el desarrollo de un ambiente integrado que permita valorar los rasgos de personalidad de un individuo mediante el uso de una prueba estandarizada, basada en el modelo de los cinco grandes y también permita capturar interacciones de video para usar reconocedores automáticos que busquen determinar los mismos aspectos de personalidad. Lo anterior, con la finalidad de poder evaluar la eficacia de dichos reconocedores automáticos con respecto a la prueba

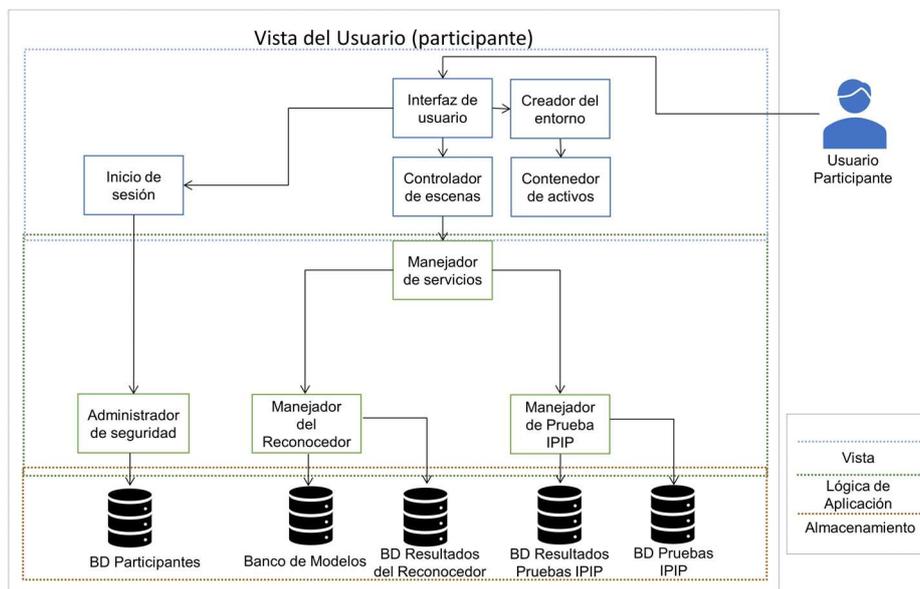


Fig. 1. Vista lógica de la plataforma.

estandarizada y contar así con información relevante para mejorar los modelos utilizados por los reconocedores.

Este artículo está estructurado en el siguiente orden: en la Sección 2 presentamos los trabajos relacionados en las áreas de pruebas estandarizadas y reconocimiento automático de la personalidad; en la Sección 3 se presenta un análisis de la plataforma de recolección de datos propuesta; en la Sección 4 se plantea el flujo de trabajo para la recolección de datos utilizado; en la Sección 5 se describen los experimentos, pruebas y resultados, y finalmente en la sección 6 se presentan las conclusiones y trabajos futuros.

## 2. Trabajos relacionados

En esta sección describimos algunos trabajos de investigación relacionados con el área de las pruebas estandarizadas y del reconocimiento automático de la personalidad. Estos trabajos, aunque son esfuerzos separados, guardan similitud con elementos del presente trabajo de investigación y fueron considerados como base para el desarrollo e integración de este proyecto.

Diversos estudios han demostrado que uno de los mejores enfoques para la detección de la personalidad es el modelo de los cinco grandes (Big Five) o modelo de los cinco factores (FFM por sus siglas en inglés) de la personalidad. Su fortaleza recae en que de forma general se acepta que los rasgos de personalidad, aunque se observen algunos cambios, se mantienen relativamente estables a lo largo de la vida de una persona [6].

En los últimos años se han realizado diversos trabajos que presentan adaptaciones a diversos idiomas de los ítems proporcionados por el IPIP, con la finalidad de evaluar su aplicabilidad en diversas culturas, encontrándose resultados positivos. Como

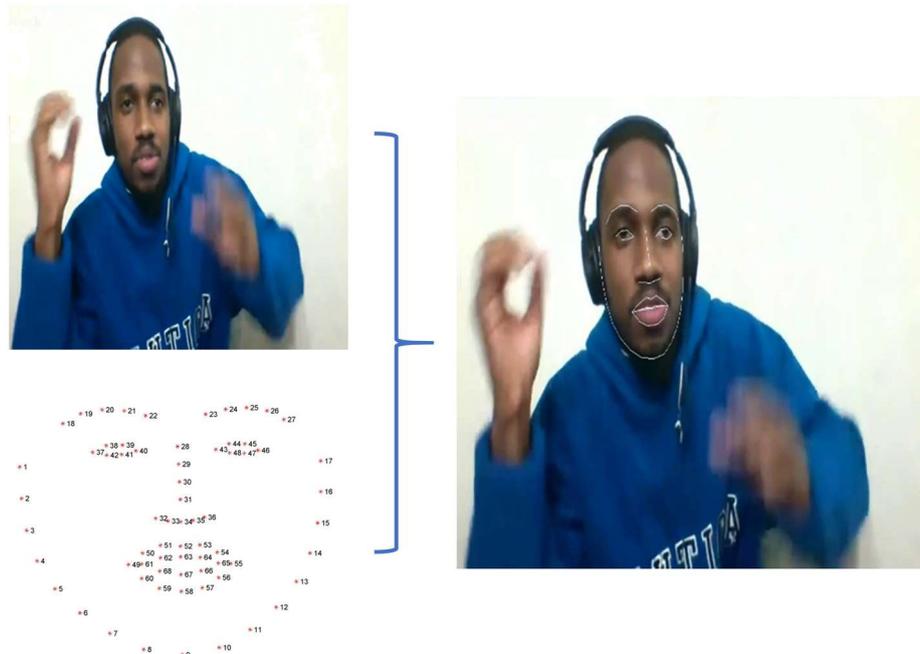


Fig. 2. Proceso de etiquetado del rostro.

ejemplo de lo anterior tenemos el estudio realizado por Gross y Cupani para la adaptación y contextualización de 100 ítems del IPIP en el medio argentino, obteniendo resultados satisfactorios en sus estudios de confiabilidad [7] y por otra parte la adaptación realizada por Laverdière et al. [6] para la aplicación de una versión reducida del cuestionario IPIP en participantes franceses.

Dicha versión constaba de 20 ítems en total, en donde cada uno de los rasgos de la personalidad se evaluó con 4 ítems, obteniendo como resultado la confirmación de la pertinencia transcultural de los indicadores de personalidad, del modelo de los cinco grandes en participantes con antecedentes idiomáticos y culturales diversos. En el ámbito del reconocimiento automático, en los últimos años se han propuesto diversos enfoques para el reconocimiento de la personalidad aparente.

Algunos estudios han trabajado en el reconocimiento automático con base a información textual, como por ejemplo la información generada por los usuarios en redes sociales como Facebook, Twitter y YouTube [8].

Otros estudios han trabajado en el reconocimiento de la personalidad aparente con base en la voz de los participantes [9]. Asimismo, se han realizado investigaciones para la detección de la personalidad aparente con base en imágenes extraídas de videos de los participantes, utilizando diversos modelos de redes neuronales [1, 10].

El renovado interés por el mundo de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, así como la existencia de competencias como las realizadas por ChaLearn Looking at People han ayudado al crecimiento de diversos modelos de redes

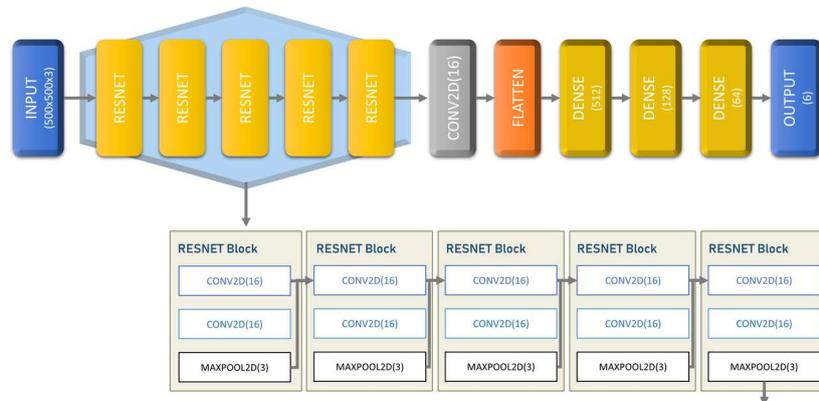


Fig. 3. Topología de red neuronal convolucional discreta.

neuronales para la detección de personalidad aparente con base en primeras impresiones [1, 11, 15].

### 3. Plataforma para la recolección de datos para el reconocimiento automático

Como estamos trabajando con información de personas, es importante resaltar que los participantes son notificados de que los datos recabados de la prueba estandarizada y los videos son utilizados de forma interna para los experimentos, por el equipo de investigadores, por lo que no se publica información que revele o comprometa su identidad sin consentimiento previo.

No es la intención de la investigación hacer público el conjunto de datos obtenido, y solo se haría exclusivamente con el consentimiento de los participantes. Para ello, la plataforma solicita siempre el registro de estos para contar con sus datos de contacto.

#### 3.1. Arquitectura

La recolección de datos presenta un reto, ya que debemos establecer un medio para almacenar y consultar la información. En la actualidad, debido al avance de la tecnología, podemos desarrollar ambientes que hagan uso de Internet y de esta forma poder llegar a más personas sin importar su ubicación ni el dispositivo que utilicen para conectarse al internet.

Por lo anterior, optamos por desarrollar una plataforma en la nube, que funcionara en cualquier dispositivo y que permitiera almacenar la información en un repositorio localizado en Internet para facilitar el estudio de los datos. Optamos por utilizar un modelo arquitectónico de capas sobre una arquitectura cliente/servidor. Definimos 3 capas: presentación, lógica de la aplicación y datos. En la Figura 1 podemos apreciar la vista lógica de la plataforma.

**Tabla 1.** Comparativa entre la técnica utilizada y otros enfoques del estado del arte.

Nombre	Año	Técnica	Exactitud (Accuracy)
TNMCUL	2021	CNN Discreta	0.936158
NJU-LAMDA	2016	Deep Multi-Modal Regression	0.912968
evolgen	2016	Multi-modal LSTM Neural Network with Randomized Training	0.912063
DCC	2016	Multi-modal Deep ResNet 2D kernels	0.910933
Ucas	2016	AlexNET, VGG, ResNet con HOG3D, LBP-TOP	0.909824
BU-NKU	2016	Deep feature extraction with regularized regression and feature level fusion	0.909387
Pandora	2016	Multi-modal deep feature extraction single frame and late fusion	0.906275
Pilab	2016	Speech features 1000 forest random trees regression	0.893602
Kaizoku	2016	Multi-modal parallel CNN	0.882571

La capa de presentación muestra a los usuarios una interfaz gráfica que les ofrece la opción de registrarse en el sistema o iniciar sesión. La capa de presentación usa a la capa de lógica de la aplicación, para ejecutar las operaciones soportadas por el sistema.

La capa de lógica de la aplicación, a su vez, se conecta a la capa de datos que contiene la base de datos donde se guarda la información referente a la identificación de los usuarios, los resultados de la prueba del IPIP y de los reconocedores automáticos y también en esta capa se tiene el almacenamiento de datos cuya función es almacenar los archivos de video (incluido el audio) relacionados con los usuarios.

La aplicación desarrollada para la recolección de datos, llamada PersonApp, es un sistema multiplataforma hospedado en la nube de Internet, utilizando el hospedaje gratuito que ofrece Google Firebase como parte de sus servicios. Para el desarrollo de la interfaz de usuario decidimos utilizar React y para la parte de lógica de la aplicación y almacenamiento de información y de archivos, optamos por los servicios gratuitos de Google Firebase.

Lo anterior, nos da la flexibilidad de tener la información disponible desde cualquier ubicación que cuente con conexión a Internet. Otra ventaja de utilizar dichos servicios es el respaldo en privacidad y seguridad de los datos que nos ofrece Firebase, ya que está certificado en los principales estándares de seguridad y privacidad [17].

### 3.2. Reconocimiento automático de personalidad

En este proyecto hemos decidido evaluar inicialmente un modelo de reconocimiento automático basado en aprendizaje profundo, utilizando redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés). Dicho reconocedor automático fue entrenado utilizando el conjunto de datos sobre personalidad de ChaLearn el cual



Fig. 4. Flujo de trabajo para la recolección de datos.

contiene 10,000 videos con una duración aproximada de 15 segundos y que fueron extraídos de más de 3,000 videos de alta definición de la plataforma Youtube [12].

El reconocedor utiliza imágenes extraídas de los videos. Aunque PersonApp permite almacenar solo video y voz, dejaremos para estudios posteriores la evaluación de reconocedores automáticos basados en audio. Para extraer de manera efectiva las características de los datos de video y cumplir con los requisitos de CNN, es mejor muestrear los videos espacial y temporalmente.

Primero, cada video se muestrea con 32 cuadros con ayuda de la biblioteca OpenCV [13] usando un tiempo de muestra de 2 segundos. Este número es uno de los más utilizados para equilibrar la extracción efectiva de características de las señales relevantes para el movimiento y los requisitos computacionales en este conjunto de datos de video.

Luego los redimensionamos a un tamaño de  $200 \times 200 \times 3$  y usamos la biblioteca dlib [14] para detectar rostros en cada cuadro. Una vez obtenidos los vectores representativos de los puntos de referencia faciales, los usamos para dibujar líneas para enfatizar los rasgos faciales en las imágenes. La Figura 2 describe el proceso anterior. La arquitectura utilizada por el reconocedor automático evaluado es una red neuronal residual convolucional discreta (Resnet).

Se usaron imágenes de tamaño de  $200 \times 200 \times 3$  píxeles con sus correspondientes etiquetas de video para la entrada. Posteriormente procedimos a usar 5 módulos de redes residuales convolucionales para procesar los datos de las imágenes y crear vectores de atributos. Finalmente usamos una red neuronal de 3 capas para la clasificación de características con una capa de salida de 6 neuronas para la regresión.

La pérdida se midió utilizando el error promedio medio (MAE, por sus siglas en inglés). La arquitectura completa es la siguiente (ver Figura 3): primero tenemos nuestra capa de entrada de tamaño  $200 \times 200 \times 3$ . Luego creamos 5 módulos Resnet, donde cada módulo Resnet contiene una capa convolucional bidimensional (Conv2D) de 16 filtros en 3 dimensiones, con activación de unidad lineal rectificadora (Relu) conectada a otra capa Conv2D, con 16 filtros en 3 dimensiones con activación Relu.

Se usó una capa de concatenación para agregar las características de esta convolución con las características del último bloque de Resnet obtenido. Finalmente, esa capa se conectó a una capa de agrupación máxima bidimensional (Maxpool2D) con

**Tabla 3.** Resultados de la prueba IPIP y reconocedor automático Participante 2.

Factor	Prueba IPIP	TNMCUL-Video 1	TNMCUL-Video 2	TNMCUL-Video 3	TNMCUL-Video 4
Amabilidad	0.5	0.31156	0.36113	0.31811	0.32420
Apertura	0.7	0.43183	0.50609	0.44732	0.44102
Neuroticismo	0.9	0.28898	0.35877	0.29758	0.29936
Responsabilidad	0.8	0.32328	0.39110	0.33087	0.33213
Sociabilidad	0.7	0.35664	0.41527	0.35632	0.35798

un paso (stride) de 3. Luego se usó una sola capa Conv2D con 16 filtros en 3 dimensiones y una agrupación promedio global.

Se aplanó el vector de características y procedimos a conectar 4 capas densamente conectadas, cada una con 512, 128, 64 y 6 neuronas respectivamente. Las primeras 3 utilizaron la activación de Relu y la última capa usada para la regresión utilizó la activación sigmoidea.

En la Tabla 1, mostramos los resultados de exactitud (accuracy) del modelo utilizado (denominado TNMCUL) y su comparativa contra enfoques del estado del arte, incluidos en las publicaciones de los mejores participantes en los concursos de reconocimiento de personalidad aparente con base a primeras impresiones de ChaLearn [15, 16].

### 3.3. Prueba estandarizada de personalidad

Para el desarrollo de este proyecto, en la parte de la prueba estandarizada utilizamos una representación IPIP de 50 ítems de los marcadores mencionados por Goldberg para la estructura factorial del modelo de los cinco grandes [3].

Cada uno de los cinco factores de la personalidad es evaluado por medio de 10 ítems, los cuales a su vez son calificados por el participante en una escala de Likert de 5 elementos (totalmente en desacuerdo; parcialmente en desacuerdo; ni de acuerdo, ni en desacuerdo; parcialmente de acuerdo y totalmente de acuerdo) con base a su nivel de acuerdo o desacuerdo con respecto a cada declaración mostrada.

Cada opción tiene un valor de 1 a 5 puntos, por lo que 50 es el máximo puntaje por factor. Al final, convertimos el puntaje obtenido a un valor entre 0 y 1. Esta información es almacenada en el repositorio en la nube y se registra a que usuario pertenece. Dichos valores se utilizan para compararlos contra los resultados de los reconocedores automáticos.

## 4. Flujo de trabajo para la recolección de datos

En la Figura 4 podemos observar, de manera gráfica, el flujo de trabajo utilizado para la recolección de datos: como primer paso, el participante debe registrarse en la plataforma e iniciar sesión. Una vez dentro de la plataforma, el participante deberá completar un proceso de dos fases; en la primera fase el participante deberá responder la prueba estandarizada IPIP de 50 ítems. Una vez completada la prueba, el participante, será dirigido a la fase 2 de la intervención.

**Tabla 4.** Resultados de la prueba IPIP y reconocedor automático Participante 3.

Factor	Prueba IPIP	TNMCUL-Video 1	TNMCUL-Video 2	TNMCUL-Video 3	TNMCUL-Video 4
Amabilidad	0.8	0.40334	0.39985	0.39004	0.40899
Apertura	0.8	0.55564	0.55591	0.55077	0.56592
Neuroticismo	0.9	0.40694	0.39845	0.40062	0.41116
Responsabilidad	0.8	0.48791	0.47217	0.47934	0.49052
Sociabilidad	0.3	0.49638	0.47952	0.49235	0.49898

En dicha fase deberá grabar tres diferentes videos de una duración aproximada de un minuto cada uno. PersonApp divide cada grabación en 4 videos de aproximadamente 15 segundos cada uno y los almacena en nuestro repositorio en la nube.

Con lo anterior, el participante completa su colaboración; posteriormente, los videos recopilados son procesados y evaluados utilizando el reconocedor automático y la información generada es almacenada en el repositorio en la nube, vinculando los datos al usuario. Finalmente, podemos comparar los resultados de los reconocedores automáticos o personalidad aparente contra los valores obtenidos por la prueba estandarizada o personalidad real.

## 5. Experimento, pruebas y resultados

En esta sección presentaremos el experimento inicial, las pruebas y los resultados obtenidos. Estos resultados son preliminares ya que el objetivo era realizar una primera prueba de la plataforma de recolección de datos y su integración con un modelo a evaluar. A cada participante se le invitó a responder la prueba IPIP y posteriormente grabar, durante un minuto, un video en donde se le pide hablar libremente sobre un tema cualquiera.

Posteriormente, el video es procesado y separado en cuatro videos de 15 segundos cada uno. Cada uno de los cuatro videos es utilizado para extraer las imágenes que alimentan al reconocedor automático y los resultados son almacenados directamente en la base de datos. A continuación, en las Tablas 2, 3 y 4, presentamos una muestra de los resultados obtenidos de tres participantes.

En dichas tablas se aprecian los valores obtenidos en cada factor de personalidad del modelo de los cinco grandes tanto en la prueba estandarizada del IPIP como el valor estimado por el reconocedor automático en cada uno de los cuatro videos.

Analizando los resultados, observamos que el reconocedor automático, aunque arroja valores diferentes entre las evaluaciones de los cuatro videos de cada participante, estas diferencias son mínimas. En la Tabla 5, podemos observar los valores promedio y la desviación estándar para cada conjunto de valores de los cinco factores de personalidad para el caso del participante 3, comprobando con ello que las diferencias entre las mediciones de los 4 segmentos de video son irrelevantes.

Por otra parte, observamos que los valores obtenidos por el reconocedor automático TNMCUL están muy distantes de los valores reportados por la prueba del IPIP en todos

**Tabla 5.** Valores estadísticos del reconocedor automático Participante 3.

Factor	Promedio	Desviación Estándar	Video 1	Video 2	Video 3	Video 4
Amabilidad	0.40056	0.00796	0.40334	0.39985	0.39004	0.40899
Apertura	0.55706	0.00636	0.55564	0.55591	0.55077	0.56592
Neuroticismo	0.40429	0.00583	0.40694	0.39845	0.40062	0.41116
Responsabilidad	0.48249	0.00837	0.48791	0.47217	0.47934	0.49052
Sociabilidad	0.49181	0.00863	0.49638	0.47952	0.49235	0.49898

los casos presentados. Si bien, el reconocedor automático TNMCUL, como se menciona en la Tabla 1, presentaba una exactitud de 94% con el dataset de ChaLearn podemos observar que al utilizarlo en un dataset distinto no proporciona resultados aceptables.

Entre los factores que pueden ocasionar lo anterior, consideramos que el hecho de que el dataset de ChaLearn utilizado para el entrenamiento haya sido etiquetado con base a la opinión de un evaluador al observar los videos del dataset, produce una valoración subjetiva. Por otra parte, la prueba del IPIP proporciona valores con base a la opinión que el participante tiene de sí mismo.

## 6. Conclusiones y trabajos futuros

La plataforma desarrollada permite una recolección de datos muy sencilla y aplicable a través de cualquier dispositivo para navegar en Internet. La decisión de optar por un almacenamiento en la nube nos permite la posibilidad de recolectar información desde cualquier ubicación y apoya la disponibilidad inmediata de los datos recolectados para su análisis.

Hemos agregado como aportación secundaria, la evaluación de un modelo de reconocimiento automático con la finalidad de revisar la funcionalidad de la plataforma PersonApp. En este primer ejercicio, hemos encontrado que el reconocedor evaluado presenta una brecha en los resultados con respecto a la prueba IPIP. Posteriormente, se continuará recolectando datos y conduciendo más experimentos para ampliar la muestra y poder presentar información estadística de mayor relevancia.

Lo anterior, nos abre un nuevo reto para las futuras investigaciones, ya que con base a la información obtenida podemos trabajar en mejorar los modelos de reconocimiento automático utilizando el dataset que se está generando y los resultados de la prueba IPIP, buscando generar un modelo más acorde al ámbito analizado y utilizando los valores de la prueba del IPIP como etiquetas de los rasgos de personalidad.

Como trabajo futuro, se pretende analizar reconocedores automáticos con base en la voz, buscando utilizar modelos del estado del arte pero que han sido entrenados con videos en inglés y corroborar si los resultados son parecidos a los de la prueba estandarizada y en su defecto trabajar en el reentrenamiento de dichos modelos, aprovechando el dataset que se está formando con videos en español.

También se tiene como objetivo futuro, el poder utilizar los reconocedores automáticos mejorados en herramientas como sistemas tutores inteligentes para personalizar la enseñanza con base a la personalidad detectada del participante.

## Referencias

1. Bradski, G.: The openCV library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, vol. 120, pp. 122–125 (2000)
2. ChaLearn (2021) [chalearnlap.cvc.uab.es/](http://chalearnlap.cvc.uab.es/)
3. Escalante, H. J., Kaya, H., Salah, A. A., Escalera, S., Gucluturk, Y., Guclu, U., Baro, X., Guyon, I., Junior, J. C., Madadi, M., Ayache, S., Viegas, E., Gürpınar, F., Sukma-Wicaksana, A., Liem, C. C. S., van Gerven, M. A. J., van Lier, R.: Modeling, recognizing, and explaining apparent personality from videos. *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 13, no. 2, pp. 894–911 (2022) doi: 10.1109/taffc.2020.2973984
4. Farnadi, G., Sitaraman, G., Sushmita, S., Celli, F., Kosinski, M., Stillwell, D., Davalos, S., Moens, M. F., De Cock, M.: Computational personality recognition in social media. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Springer Science and Business Media LLC, vol. 26, no. 2–3, pp. 109–142 (2016) doi: 10.1007/s11257-016-9171-0
5. Goldberg, L. R., Johnson, J. A., Eber, H. W., Hogan, R., Ashton, M. C., Cloninger, C. R., Gough, H. G.: The international personality item pool and the future of public-domain personality measures. *Journal of Research in Personality*, vol. 40, no. 1, pp. 84–96 (2006) doi: 10.1016/j.jrp.2005.08.007
6. Goldberg, L. R.: A broad-bandwidth, public domain, personality inventory measuring the lower-level facets of several five-factor models. Tilburg, The Netherlands: Tilburg University Press, Mervielde, I., Deary, I., De Fruyt, F., Ostendorf, F. (eds.) *Personality Psychology in Europe*, vol. 7, pp. 7–28 (1999)
7. Goldberg, L. R.: The development of markers for the Big-Five factor structure. *Psychological Assessment*. American Psychological Association (APA), vol. 4, no. 1, pp. 26–42 (1992) doi: 10.1037/1040-3590.4.1.26
8. Gross, M. N., Cupani, M.: Adaptación de los 100 ítems IPIP para medir los cinco grandes factores. *Revista Mexicana de Psicología*, vol. 33, no. 1, pp. 17–29 (2016)
9. International Personality Item Pool: A scientific collaboratory for the development of advanced measures of personality traits and other individual differences (2021) [ipip.ori.org/](http://ipip.ori.org/)
10. Junior, J., Güçlütürk, Y., Pérez, M., Güçlü, U., Andujar, C., Baró, X., Escalante, H. J., Guyon, I., van Gerven, M. A., van Lier, R., Escalera, S.: First impressions: A survey on vision-based apparent personality trait analysis. *IEEE Transactions on Affective Computing*, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), vol. 13, no. 1, pp. 75–95 (2022) doi: 10.1109/taffc.2019.2930058
11. King, D. E.: DLIB-ML: A machine learning toolkit. *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 10, pp. 1755–1758 (2009)
12. Laverdière, O., Gamache, D., Morin, A. J., Diguier, L.: French adaptation of the Mini-IPIP: A short measure of the Big Five. *European Review of Applied Psychology*, vol. 70, no. 3 (2020) doi: 10.1016/j.erap.2019.100512
13. Ponce-López, V., Chen, B., Oliu, M., Corneanu, C., Clapés, A., Guyon, I., Baró, X., Escalante, H. J., Escalera, S.: ChaLearn LAP 2016: First round challenge on first impressions - Dataset and results. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, pp. 400–418 (2016) doi: 10.1007/978-3-319-49409-8\_32
14. Privacidad y seguridad en Firebase. (2021) [firebase.google.com/support/privacy](https://firebase.google.com/support/privacy)
15. Subramaniam, A., Patel, V., Mishra, A., Balasubramanian, P., Mittal, A.: Bi-modal first impressions recognition using temporally ordered deep audio and stochastic visual features. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer International Publishing, pp. 337–348 (2016) doi:10.1007/978-3-319-49409-8\_27
16. Ventura, C., Masip, D., Lapedriza, A.: Interpreting CNN models for apparent personality trait regression. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* (2017) doi: 10.1109/cvprw.2017.217

*Ramón Zatarain Cabada, María Lucía Barrón Estrada, Hugo Jair Escalante, et al.*

17. Yu, J., Markov, K., Karpov, A.: Speaking style based apparent personality recognition. *Speech and Computer*, Springer International Publishing, pp. 540–548 (2019) doi: 10.1007/978-3-030-26061-3\_55