

## Predicción de la Edad a Partir de Textos Manuscritos usando Aprendizaje Automático

### Age Prediction from Handwritten Texts Using Machine Learning

Maria-Magdalena Rosas Hernández<sup>b</sup>, José-Sergio Ruiz Castilla<sup>a</sup>

---

#### Abstract:

Basic education in Mexico is structured into six years of primary school, three years of secondary school, and three years of high school. In addition, there are up to six years of university education. Children begin writing in primary school by drawing large, imprecise letters. Meanwhile, students in secondary and high school write smaller letters. On the other hand, students in university end up writing less structured text. A teacher can predict the age of the person who wrote the text with good accuracy. However, can an algorithm make a good prediction of the age of the person who wrote a handwritten text? Therefore, in this work, thousands of photographs of student notes were collected to integrate a Dataset of 2,000 images. We divided the group into students from 6 to 12 years old, from 13 to 15 years old, from 16 to 18 years old, and those over 18 years old. Then, an artificial intelligence model was designed and trained to predict the age of the person who wrote the text. Results of 86% accuracy were obtained. It is concluded that an artificial intelligence algorithm can accurately predict the age of the person who wrote a handwritten text. This result can help confirm the authenticity of a handwritten text in cases of plagiarism detection or in criminal investigations.

#### Keywords:

Images classification, Age prediction, Handwritten text, Machine learning

---

#### Resumen:

La educación básica en México está estructurada en: seis años de primaria, tres de secundaria y tres de preparatoria. Además, en la Universidad existen hasta seis años. Los niños inician su escritura desde la primaria trazando letras grandes e imprecisas. Mientras que, los estudiantes en la secundaria y la preparatoria hacen las letras más pequeñas. Por otro lado, los estudiantes en la universidad terminan haciendo texto menos estructurado. Un profesor puede predecir la edad de quien escribió el texto, con buena precisión. Sin embargo, ¿Un algoritmo puede hacer una buena predicción de la edad de quién escribió un texto manuscrito? Por lo que, en este trabajo se recabaron miles de fotografías de apuntes de estudiantes para integrar un Dataset de 2,000 imágenes. Nosotros dividimos el grupo en estudiantes de 6 a 12 años, de 13 a 15 años, de 16 a 18 años y mayores de 18 años. Luego, se diseñó un modelo de inteligencia artificial y fue entrenado para predecir la edad de quien escribió el texto. Se obtuvieron resultados de un 86% de precisión. Se concluye que, un algoritmo de inteligencia artificial puede predecir con buena precisión la edad de quien escribió un texto manuscrito. Dicho resultado puede ayudar a confirmar la autenticidad de un texto manuscrito en casos de detección de plagio o en investigación criminalística.

#### Palabras Clave:

Clasificación de imágenes, Predicción de la edad, Texto manuscrito, Aprendizaje automático

---

### Introducción

El sistema educativo en México inicia con la Pre-primaria. En la Pre-primaria los alumnos no escriben, sino que aprenden a tomar el lápiz y a hacer trazos. En la Primaria se inicia formalmente la enseñanza de la escritura y

lectura. Como el alumno tiene un motor motriz fino poco desarrollado escriben letras y números de gran tamaño. A medida que transcurren los grados el niño aprende a leer y escribir. Al terminar la Primaria, el niño ha aprendido a escribir y sus letras son mejor trazadas y de menor tamaño. En la Secundaria y Preparatoria el estudiante hace los caracteres más pequeños y en cierta medida con

---

<sup>a</sup> Autor de Correspondencia, Universidad Autónoma del Estado de México, <https://orcid.org/0000-0001-7821-4912>, Email:

[jsruizc@uaemex.mx](mailto:jsruizc@uaemex.mx)

<sup>b</sup> Universidad Autónoma del Estado de México, <https://orcid.org/0009-0005-5857-1601>, Email: [marihedz\\_jul2120@outlook.com](mailto:marihedz_jul2120@outlook.com)

estética. En la Universidad el estudiante se enfoca en la escritura dejando en segundo plano la caligrafía. Lo anterior provoca que, el Universitario escriba con poca estructura y estética.

Un profesor identifica los textos y puede predecir fácilmente la edad del estudiante. Sin embargo. ¿Puede la inteligencia artificial predecir la edad del autor del texto manuscrito?

En este trabajo de investigación, se han recolectado 2,000 fotografías de apuntes de los estudiantes. Se han clasificado en etapas como sigue: de 6 a 12 años, de 13 a 15 años, de 16 a 18 años y mayores de 18 años.

Para lograr el objetivo se aplicó la siguiente metodología. Se integró un Dataset de 2,000 imágenes agrupadas en cuatro categorías. Se eliminaron elementos de ruidos de las imágenes, tales como dibujos de colores. Se configuró un modelo para hacer el entrenamiento y predicción. Para el entrenamiento del modelo se usó la herramienta de Orange Data mining. Se usaron los clasificadores: Máquina de soporte vectorial (SVM), Regresión logística y Redes neuronales (RN).

Los resultados muestran que es posible predecir la edad del estudiante a partir de una fotografía del texto manuscrito. La predicción puede ayudar a identificar la autenticidad del texto. La autenticidad del texto es importante en la detección de plagio de tareas. Por otro lado, puede ayudar en una investigación criminalística, para probar la autoría de un texto

### Estado del Arte

Se revisaron trabajos relacionados con este trabajo de investigación encontrando los siguientes trabajos significativos. El trabajo de Levy y Hassner trabajaron en la clasificación de edad y género usando Redes neuronales convolucionales. Para ello, se basaron en rostro de las personas. No se precisa cuantos rostros usaron. Logrando un 86.8% de precisión [1]. En el trabajo de Attia y otros clasificaron la edad y el género usando Redes neuronales convolucionales. A partir de 275,056 pacientes adultos a partir de electroencefalogramas [2]. Por otro lado, Verma y otros hicieron la predicción de la edad a partir de imágenes. Para lo anterior, usaron Redes neuronales convolucionales. Para la predicción se usaron imágenes de los rostros. Clasificaron personas en cinco categorías, incluyendo niños y adultos. Usaron 23,708 imágenes en el Dataset. Obteniendo una precisión de 61.7% [3]. También Haseena y otros hicieron la predicción de la edad y el género a partir de rostros. Para ello, usaron algoritmos de Aprendizaje profundo, en este caso Redes neuronales convolucionales. Clasificaron 8 categorías incluyendo niños. Usaron un Dataset de 19, 847 rostros. Obteniendo precisiones desde el 87.93% hasta el 98.89% [4]. En otro trabajo de Dileep y Danti hacen la predicción de la edad usando redes neuronales. Con un Dataset de 1000 imágenes de rostros incluyendo niños, con resultados del 95% de precisión [5]. Ver la Tabla 1. Es importante notar que, no se encontraron trabajos basados en la escritura de textos manuscritos para predecir la edad.

Tabla 1 Resumen de trabajos del Estado del arte.

Autores	Problema	Técnicas	Resultados
Levy y Hassner	Predicción de la edad y genero a partir de reconocimiento facial	CNN	86.8%
Attia y otros	Predicción de edad y género usando Electrocardiogramas	CNN	90.4%
Verma y otros	Predicción de la edad a partir de rostros	CNN	61.7%
Haseena y otros	Predicción de la edad y genero a partir de imágenes de rostros	CNN	98.89%
Dileep y Danti	Predicción de la edad y genero a partir de imágenes de rostros	Redes neuronales	95%

### Fundamentos teóricos

#### Escritura manuscrita en niños y jóvenes

Los niños inician a escribir a partir de los cinco o seis años. En la primaria los niños escriben letras grandes y separadas [6]. Ver la Tabla 2. En la secundaria los estudiantes escriben letras más pequeñas. Mientras que en la preparatoria y nivel universitario el texto es más pequeño, estructurado y en algunos casos estético y de manera más analítica obtenemos datos a través de la inclinación o verticalidad de la letra, del tamaño, su espaciamiento, la presión, la regularidad de la base de la línea, posición del escrito en el papel, contraste entre la letra del texto y de la firma [14].

Tabla 2 Escritura de niños en Educación Básica en el ciclo anual de julio a junio del siguiente año.

a) Primer grado, en agosto	b) Primer grado, en noviembre	c) Primer grado en marzo

#### Dataset de imágenes

El Dataset consiste en el conjunto de imágenes para el entrenamiento del Modelo. Las imágenes deben coleccionarse de manera uniforme. Después, es recomendable un procesamiento por ejemplo para eliminar ruido o bien segmentar las imágenes. Cada conjunto de imágenes debe pertenecer a una categoría. Por lo tanto, cada imagen tiene una etiqueta [7]

**Aprendizaje automático**

El Aprendizaje automático consiste en algoritmos capaces de analizar datos para hacer clasificación o predicción principalmente. El Aprendizaje automático consiste en ajustar pesos hasta encontrar un punto de optimización. Los tres tipos de aprendizaje son: el primero, Aprendizaje supervisado con datos etiquetados, retroalimentación directa y pronóstico de resultados. El segundo, Aprendizaje no supervisado sin etiquetas, sin retroalimentación para encontrar estructuras ocultas en los datos. El tercero, Aprendizaje por refuerzo, para proceso de decisión, con sistema de recompensas y aprender desde una serie de acciones [7].

Así como muchas técnicas de inteligencia artificial para el desarrollo de métodos anticipativos con el fin de afrontar los desafíos relacionados con nuevos sistemas [11]

**Herramientas para el Aprendizaje automático**

Para entrenar modelos de Inteligencia artificial existen diversas herramientas tales como: Python con las librerías Scikit-learn y TensorFlow así como PyTorch. Y por supuesto siguen apareciendo nuevos y poderosas herramientas.

**Modelo de inteligencia artificial**

El modelo corresponde a la red neuronal u otro algoritmo que ha sido configurado para realizar alguna tarea. Por lo tanto, un modelo es una red entrenada para hacer una tarea. El modelo guarda los parámetros necesarios para aprender y llevar a cabo la tarea de clasificación, predicción y así estimar el modelo de aprendizaje[12].

**Métricas de evaluación del modelo de Inteligencia artificial**

Como resultado de una clasificación se genera la Matriz de confusión que contiene los lementos mostrados en laTabla 3.

Tabla 3 Clases pronósticas contra las que se predicen.

Clase real	Clase pronosticada	
	P-Positivos	N-Negativos
P-Positivos	Verdaderos positivos (TP)	Falsos negativos (FN)
N-Negativos	Falsos positivos (FP)	Verdaderos negativos (TN)

Con la Matriz de confusión se pueden calcular métricas de rendimiento del modelo [7]. Ver la tabla n.

La exactitud o Accuracy (Acc) se calcula con la formula.

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{1}$$

La precisión (Pre) resulta de la fórmula.

\tag{2}

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP}$$

Mientras que el Recall se calcula con la fórmula.

$$Recall = \frac{VP}{VP + FN} \tag{3}$$

Por otro lado F1 se calcula con la fórmula.

$$F1 = \frac{2(TP)}{2(TP) + FP + FN} \tag{4}$$

**Orange Data mining**

Orange Data mining fue desarrollado por la Universidad de Ljubljana. Orange es un sitio abierto para la comunidad. La herramienta soporta múltiples librerías y permite infinidad de usos. En el ámbito de la industria y la investigación. En la plataforma es posible arrastrar y soltar los componentes de las librerías. Se define la carga del Dataset, otra herramienta hace la extracción de las características (Embedding). Es posible ver las características extraídas. Luego, se puede agregar el módulo donde se lleva a cabo el entrenamiento y pruebas con los clasificadores que arrojen mejores resultados. Cada clasificador tiene sus parámetros y es posible hacer ajustes. Una vez que se ha realizado la clasificación es posible ver el rendimiento del modelo tales como la Matriz de confusión y Área bajo la curva. Permite hacer pruebas hasta optimizar los hiper parámetros del modelo. Una vez que se ha optimizado el modelo es posible hacer predicciones con nuevos datos o imágenes de prueba

**Metodología propuesta**

Para lograr el objetivo de este proyecto se propone la siguiente metodología. Primero, se recabaron las imágenes a través de fotografías. Segundo, se integró un Dataset de imágenes debidamente categorizadas. Tercero, se aplicó una eliminación de ruido en imágenes como dibujos con colores. Cuarto, se aplicó la Herramienta de Orange Datamining. Quinto, el modelo nos arrojó resultados de la clasificación. Ver la Figura 1.

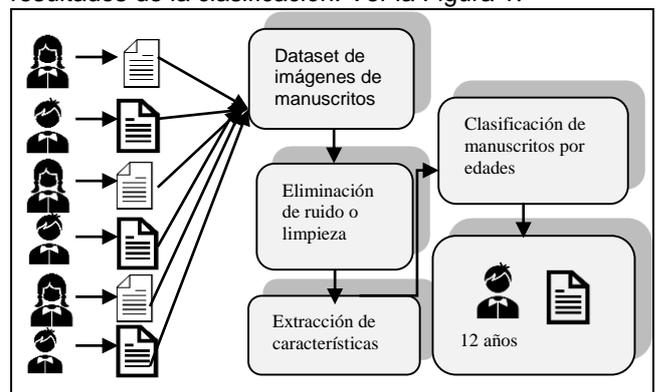


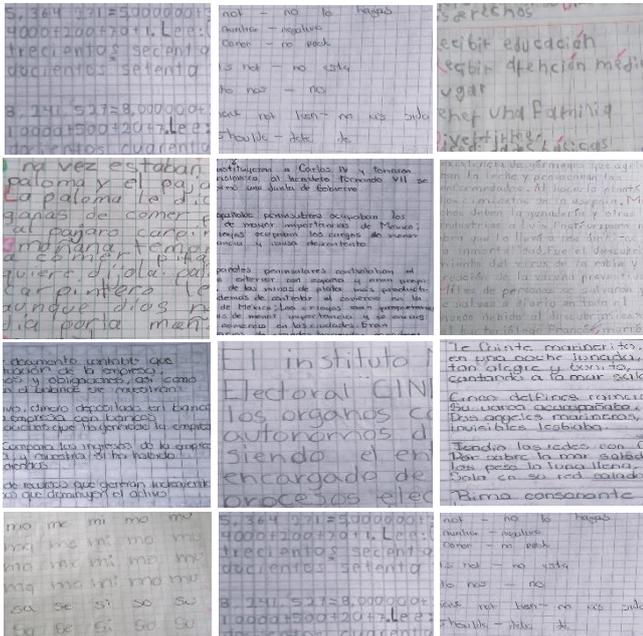
Figura 1 Esquema del Modelo propuesto.

**Dataset de imágenes**

Las imágenes corresponden a los apuntes de libretas de los estudiantes. Fue necesario eliminar elementos que podrian causar ruido o interferir con el reconocimiento del texto. Al final el Dataset quedó con imágenes como las que se muestran en la Tabla 4.

Tabla 4 Muestra de imágenes de apuntes para integrar el Dataset

6-12 años (Primaria), 13-15 años (Secundaria), 16-18 años (Preparatoria), 19 o más (Universidad)



Se obtuvieron fotografías de cada etapa de los estudiantes. El procesamiento que se les hizo fue: eliminación de márgenes con adornos y saturación de colores, dibujos, texto con marcador y/o tinta de colores, fondos negros. Una vez preparado el Dataset las imágenes quedaron como las que se muestran en la Tabla 5.

Tabla 5 Cantidad de imágenes de cada categoría del Dataset.

Categoría	Cantidad	Formato	Entrenamiento	Validación
Primaria	800	.jpg	640	160
Secundaria	400	.jpg	320	80
Preparatoria	400	.jpg	320	80
Universidad	400	.jpg	320	80
	2000		1600	400

**Características extraídas**

La herramienta de Orange Data mining extrae características de cada imagen. En este caso extrajo 2,048 características. Dichas características son normalizadas con valores entre 0 y 1.

Las características extraídas son: Tamaño en pixeles, Ancho, altura y otros 2,048 características normalizadas entre 0 y 1.0 en total 4,096,000 parámetros.

Algunas características corresponden al tamaño en pixeles, el ancho y lo alto de cada imagen. Las demás características solo son numeradas de n1 hasta n2048.

**Proceso de entrenamiento y clasificación**

Para llegar a la clasificación o identificación de una categoría se sigue un proceso. El proceso consiste en extraer las características de la imagen. Se agregan los algoritmos de clasificación. Se han agregado tres con la finalidad de comparar y determinar el mejor clasificador para este Dataset. Ver la Figura 2.

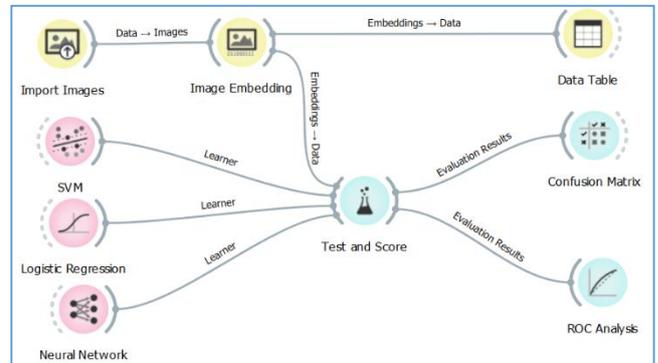
**Modelo de inteligencia artificial**

En este trabajo se usó la herramienta de Orange Data mining. Se creó un modelo como el de la Figura 2. Dicho modelo permitió incorporar herramientas de entrenamientos (Embedding) y clasificadores (SVM,

Neural network y Regresión logística) que mejores resultados arrojaran.

Figura 2 Modelo implementado en Orange Data mining.

**Elementos y Parámetros**



Los elementos incorporados contienen parámetros. Los parámetros usados en los elementos de detallan en la tabla que sigue. Ver Tabla 6.

Tabla 6 Parámetros configurados para cada uno de los Clasificadores.

Embedding	SVM	Loogistic Regression	Neural network
Modelo Inception V3 Red pre entrenada ImageNet	Costo = 3.5 Tolerancia numérica = 0.0010 Iteracione s = 100	Regularizació n = Ridge (L2) Streng C = 1	Neuronas ocultas = 100 Función de activación = ReLu Optimizador = Adam Iteraciones = 100

**Resultados**

Después del entrenamiento y clasificación de las categorías de textos manuscritos se obtuvieron los siguientes resultados. Los parámetros para el entrenamiento fueron: 5 folds en la Validación cruzada, 2 Épocas, el 80% del Dataset para entrenamiento y 20% para validación. La Tabla 7. Se muestran los resultados obtenidos de cada categoría y de cada técnica.

Tabla 7 Resultados obtenidos para cada Categoría.

a) De 6 a 12 años (Primaria)					b) De 13 a 15 años (Secundaria)				
Modelo	AUC	F1	Prec	Recall	Modelo	AUC	F1	Prec	Recall
SVM	0.97	0.91	0.89	0.85	SVM	0.96	0.80	0.82	0.78
RL	0.97	0.91	0.90	0.85	<b>RL</b>	<b>0.95</b>	<b>0.83</b>	<b>0.83</b>	<b>0.80</b>
<b>RN</b>	<b>0.97</b>	<b>0.91</b>	<b>0.91</b>	<b>0.86</b>	RN	0.96	0.79	0.79	0.83
c) De 16 a 18 años (Preparatoria)					d) De 19 años o más (Universidad)				
Modelo	AUC	F1	Prec	Recall	Modelo	AUC	F1	Prec	Recall
<b>SVM</b>	<b>0.97</b>	<b>0.84</b>	<b>0.87</b>	<b>0.81</b>	SVM	0.96	0.82	0.81	0.83
RL	0.97	0.83	0.87	0.80	RL	0.95	0.82	0.80	0.84
RN	0.97	0.81	0.80	0.81	<b>RN</b>	<b>0.96</b>	<b>0.78</b>	<b>0.82</b>	<b>0.75</b>

Como se puede observar se obtuvo el 91% como mejor resultado en niños de 6 a 12 años con la Red neuronal. Mientras que, se obtuvo el 89.85% como peor resultado

en niños de 13 a 15 años. Es importante mencionar que los resultados promedio fueron: Para la SVM el 86.1%, para la regresión logística el 86.2% y para la SVM el 85.1%.

La matriz de confusión de cada técnica se muestra en la Tabla 8. En la cual podemos observar los verdaderos positivos, verdadero negativo, falsos positivos y falso negativos.

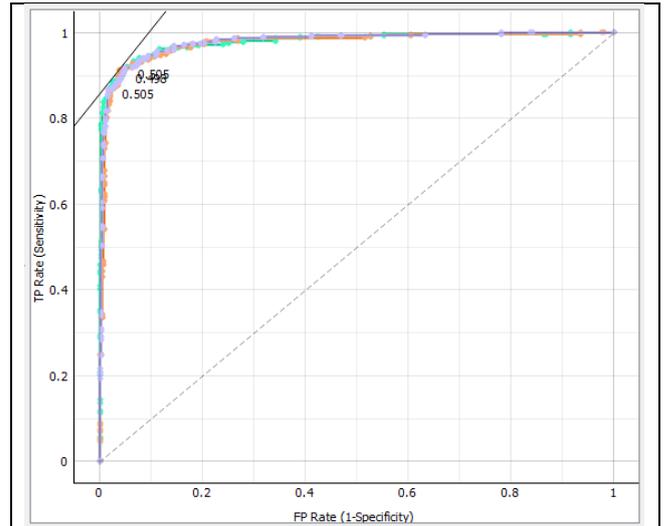
Tabla 8 Matriz de confusión de cada clasificador.

Matriz de confusión de cada clasificador						
a) SVM						
		Predicted				
		Preparatoria	Primaria	Secundaria	Universidad	$\Sigma$
Actual	Preparatoria	131	10	2	17	160
	Primaria	8	296	14	2	320
	Secundaria	11	9	134	6	160
	Universidad	12	10	18	120	160
$\Sigma$		162	325	168	145	800
b) Regresión logística						
		Predicted				
		Preparatoria	Primaria	Secundaria	Universidad	$\Sigma$
Actual	Preparatoria	128	11	5	16	160
	Primaria	5	298	11	6	320
	Secundaria	8	13	129	10	160
	Universidad	6	9	10	135	160
$\Sigma$		147	331	155	167	800
c) Red neuronal						
		Predicted				
		Preparatoria	Primaria	Secundaria	Universidad	$\Sigma$
Actual	Preparatoria	131	11	2	16	160
	Primaria	6	299	11	4	320
	Secundaria	7	16	126	11	160
	Universidad	6	7	14	133	160
$\Sigma$		150	333	153	164	800

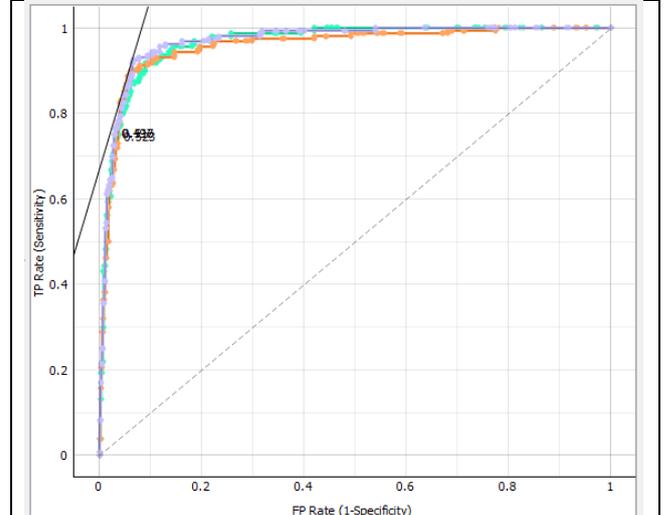
Otro elemento importante es la gráfica de la curva ROC (Receiver Operating Characteristic). En la Tabla 9 que muestra las gráficas de las curvas ROC de cada categoría.

Tabla 9 Gráficas ROC de cada Categoría.

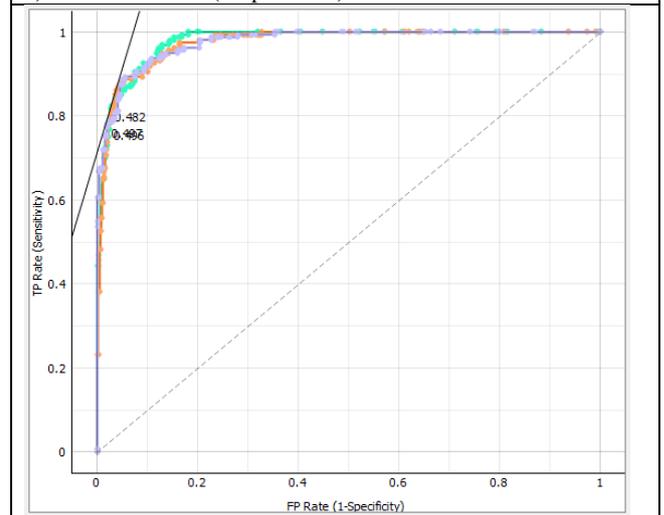
a) De 6 a 12 años (Primaria)
------------------------------



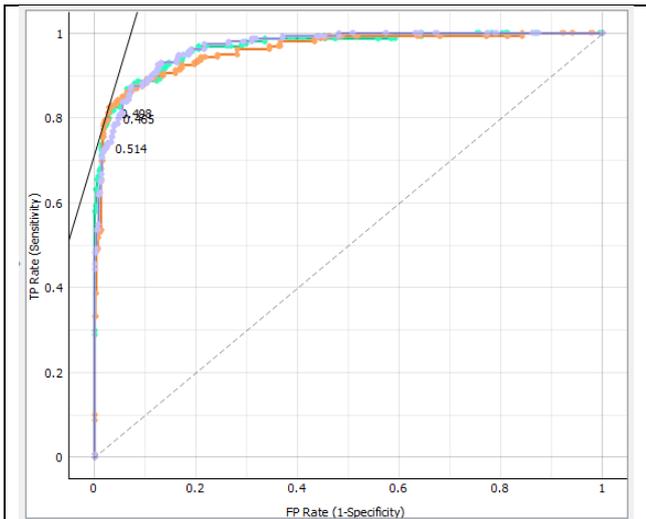
C) De 13 a 15 años (Secundaria)



c) De 16 a 18 años (Preparatoria)



d) De 19 años o más (Universidad)



En todos los casos se observa un comportamiento adecuado al haber un espacio estrecho en la esquina superior izquierda.

## Conclusiones y trabajo a futuro

Se pretende crear una herramienta que pueda ser usada por profesores o investigadores. Dichos personajes podrían usar la herramienta en escuelas instituciones de justicia. La aplicación estaría instalada en un celular. Después de abrir la aplicación tomaría una fotografía y obtendría la predicción de la edad, por el periodo escolar. Por otro lado, se está trabajando en la predicción del género, es decir saber si quien escribió el texto fue un hombre o una mujer.

## Referencias

- [1] G. Levi and T. Hassner, "Age and gender classification using convolutional neural networks," 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Boston, MA, USA, 2015, pp. 34-42, doi: 10.1109/CVPRW.2015.7301352.
- [2] Z. I. Attia, P. A. Friedman, P. A. Noseworthy, F. Lopez-Jimenez, D. J. Ladewig, G. Satam, P. A. Pellikka, T. M. Munger, S. J. Asirvatham, C. G. Scott, R. E. Carter, S. Kapa. (2019). Age and Sex Estimation Using Artificial Intelligence From Standard 12-Lead ECGs. *Circ Arrhythm Electrophysiol.* 2019 Sep;12(9):e007284. doi: 10.1161/CIRCEP.119.007284. Epub 2019 Aug 27. PMID: 31450977; PMCID: PMC7661045.
- [3] I. Verma, U. Marhatta, S. Sharma, V. Kumar. (2019). Age Prediction using Image Dataset using Machine Learning, *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, ISSN: 2278-3075, Volume-8 Issue-12S3, October 2019
- [4] S. Haseena, S. Saroja, R. Madavan, A. Karthick, B. Pant, M. Kifetew. (2022). Prediction of the Age and Gender Based on Human Face Images Based on Deep Learning Algorithm, *Computational and Mathematical Methods in Medicine* Volume 2022, Issue 1 Jan 2022, <https://doi.org/10.1155/2022/1413597>
- [5] M. R. Dileep & A. Danti. (2018). Human Age and Gender Prediction Based on Neural Networks and Three Sigma Control Limits, *Applied Artificial Intelligence*, 32:3, 281-292, DOI: 10.1080/08839514.2018.1451217 To link to this article: <https://doi.org/10.1080/08839514.2018.1451217>
- [6] R. Treiman. (1993). *Beginning to Spell: A Study of First-grade Children*, Oxford University Press, 1993. Disponible en:

[https://books.google.com.mx/books?id=kWVnDAAAQBAJ&printsec=copyright&hl=es&source=gbp\\_pub\\_info\\_r#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.mx/books?id=kWVnDAAAQBAJ&printsec=copyright&hl=es&source=gbp_pub_info_r#v=onepage&q&f=false)

- [7] S. Raschka, Y. Xu, V. Mirjalili. (2023). *Machine learning con Pytorch Scikiy-Learn Marcombo*, Bogotá.
- [8] J. Demsar, T. Curk, A. Erjavec, C. Gorup, T. Hocevar, M. Milutinovic, M. Mozina, M. Polajnar, M. Toplak, A. Staric, M. Stajdohar, L. Umek, L. Zagar, J. Zbontar, M. Zitnik, B. Zupan. (2013). Orange: Data Mining Toolbox in Python, *Journal of Machine Learning Research* 14(Aug): 2349-2353.
- [9] F. Sabry, *Reconocimiento Inteligente de caracteres: Avances en la percepcion artificial en la vision por computadora: Mil millones de Conocimiento*, 2024.
- [10] W. A. Ramírez Gil y M. C. Ramírez Gil, *Programación de Inteligencia Artificial; Curso Práctico*, Bogotá: Ediciones de la U, 2023.
- [11] *Deep Learning and Neural Networks: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications*, Estados Unidos: IGI Global, 2019.
- [12] C. Pineda Pertuz, *Aprendizaje Automático y profundo en Python*, Bogotá: Ediciones de la U, 2021.
- [13] A. M. Orlandi, *Tecnologías Big Data, Minería de Datos y Analítica aplicada a la gestion de Recursos Humanos*, Contiene: un caso de estudio, Brasil: Dialética, 2024.
- [14] A. Casanova, *Educacion: Crónica de Actualidad*, Madrid: ACCI Ediciones, 2024.
- [15] R. E. Mayer, *Aprendizaje e Instruccion*, Madrid: Alianza Editorial, 2024.