**Uso de Machine Learning para Maximizar las Métricas de Desempeño**

Jorge Eduardo Enciso Agudelo1, Daniel Figueroa Torres1, Sergio Andrés Rojas Moreno1, Édison Javier Diaz Prieto1, Alexander Luna Ruiz1, Árnol Guerrero Calderón1

1 Sistemas Inteligentes, Maestría en Inteligencia Artificial, Pontificia Universidad Javeriana Bogotá D.C., Colombia

**Resumen.** En este proyecto se quiere usar una herramienta que permita implementar algoritmos de aprendizaje de máquina para mejorar el resultado obtenido en la primera y segunda entrega del proyecto, donde se pretendía clasificar los diferentes géneros musicales basado en características medidas para cada canción. Se espera que mediante machine learning se pueda maximizar las métricas de desempeño del algoritmo, más exactamente la función objetivo que en este caso sería el F1 Score, con el fin de obtener mejores resultados a los ya obtenidos con la aplicación de redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos.

# Motivación y Contextualización del Problema

Dentro de los retos que surgieron de la primera entrega del proyecto de “Sistema de Clasificación de Géneros Musicales para Plataformas de Streaming”, se encontraba el poder encontrar el clasificador más adecuado para para mejorar las métricas de desempeño que se obtuvieron inicialmente. Gracias a los algoritmos genéticos, se pudo utilizar una herramienta en Python que permite maximizar dichas métricas de desempeño, por lo tanto, se pudo obtener mejores resultados.

Con esto en mente es posible continuar con el problema inicial de clasificación, pues con mejores métricas se podrá crear un sistema con la capacidad de segmentar de manera más eficiente los géneros musicales, que actualmente son muy amplios y con características heterogéneas, como en el caso de la música alternativa y la música indie. Claramente, es difícil asegurar que con todos los géneros se va a obtener un resultado muy específico de clasificación, por el contrario, se quiere llegar a un punto donde se pueda dar un porcentaje de similitud a los diferentes géneros, pues existen tantos géneros basados en otros, que al final, lograr ver esa mezcla sería más eficiente.

## Estado del arte del uso de AM para un problema similar

A partir de la motivación y contextualización del problema descritos en el acápite anterior, se llega a la conclusión que el uso de Aprendiza de Maquina puede resultar beneficioso en cuanto a los resultados que se obtienen, dada la complejidad y magnitud de los datos disponibles. Se decidió hacer uso de esta técnica con referencia en el artículo “**FALTA**”. Este documento tiene como objetivo

### Inteligencia Artificial (IA)

Con el fin de introducir el concepto de Inteligencia Artificial, en adelante (IA), esta puede definirse como “la capacidad de las máquinas para usar algoritmos, aprender de los datos y utilizar lo aprendido en la toma de decisiones tal y como lo haría un ser humano” (Rouhiainen, 2018, p.17), o como interpretase Marvin Minsky: “...diseño de máquinas con el objeto de simular el funcionamiento de la mente humana y con capacidad adaptativa y libertad de actuación” (Minsky, 2010).

A partir de esta definición, y dado que “las diferentes técnicas de IA, tales como los algoritmos genéticos, las redes neuronales, la lógica difusa, las hiper-heurísticas y en general los sistemas de aprendizaje automático (Machine Learning)” (Azar, Tapia, García y Pérez, 2019, p.1), han obtenido resultados importantes en el procesamiento de Big Data y en la resolución de problemas complejos, se propone solucionar el problema de clasificación de música, objeto del presente artículo, a partir de la implementación de Redes Neuronales Artificiales, teniendo en cuenta su capacidad de generalizar información extraída de datos experimentales (Ponce C., 2010).

### Redes Neuronales Artificiales

Se conoce como Red Neuronal Artificial (Por sus siglas en inglés, ANN) a un modelo matemático o computacional basado en el aspecto o estructura funcionales de las redes neuronales biológicas. La ANN se compone de neuronas artificiales (nodos) interconectados entre sí.

Una definición adicional de ANN propone que es “una técnica de aprendizaje automático que es generalmente eficaz para extraer características críticas de conjuntos de datos complejos y derivar una función o modelo que expresa esas características” (Pelchat y Gelowitz, 2019, p. 1).

Las ANN normalmente buscan solucionar problemas no lineales, las cuales generalmente proporcionan salidas continuas y realizan funciones simples. Las ANN tienen entradas de datos las cuales son ensambladas al modelo de acuerdo con sus funciones operativas y producen respuestas teniendo en cuenta su función de activación.

El tipo de modelo más simple de neurona fue propuesto por McCulloch y por Pitts (1943) y sigue siendo el modelo más utilizado en las distintas arquitecturas de las redes neuronales. Desde 1943, se han desarrollado modelos mucho más detallados y realistas, tanto para neuronas como para sistemas más grandes en el cerebro, lo que lleva al campo moderno de la neurociencia computacional. Por otro lado, los investigadores en inteligencia artificial y estadística se interesaron en las propiedades más abstractas de las redes neuronales, como su capacidad para realizar cálculos distribuidos, tolerar entradas ruidosas y aprender. Aunque ahora entendemos que otros tipos de sistemas, incluidas las redes bayesianas, tienen estas propiedades, las redes neuronales siguen siendo una de las formas más populares y efectivas de sistema de aprendizaje y son dignas de estudio por derecho propio (Rusell & Norvig, 2010).

Este modelo se compone por múltiples señales de entradas del ambiente exterior, las cuales estas conectadas a una neurona artificial, cada conexión cuenta con un peso el cual busca similar las conexiones sinápticas de una red neuronal biológica. Este peso busca dar la relevancia que tiene cada entrada para la neurona. El nodo básicamente hace una suma pondera del peso multiplicado por las entradas menos el sesgo, el cual lo que busca es darle el umbral adecuado a la neurona. A este resultado se le aplica una función de activación el cual tiene como objetivo limitar la salida de la neurona dentro de un rango de valores razonable. Por último, el modelo arroja una señal de salida el cual es el valor final producido por la neurona.

Las redes neuronales están diseñadas a partir de una arquitectura que define como se organiza cada neurona entre sí. Existen distintos tipos de arquitecturas, cada una de estas se debe aplicar dependiendo la problemática que se aborde. Entre estas arquitecturas se pueden encontrar: Arquitectura feed-forward de una sola capa, la Arquitectura feed-forward multicapa, la Arquitectura recurrente, entre otros.

En este caso nos enfocaremos en la arquitectura feed-foward multicapa. Esta arquitectura se compone por una capa de entrada la cual se encarga de recibir la información, una o varias capas ocultas dependiendo la complejidad del modelo, esta capa es la encargada de extraer patrones asociados con el proceso o sistema que se está analizando y por último una capa de salida la cual se encargar de dar la salida final de la red, el cual es el procesamiento realizado por los nodos de las anteriores capas. Este tipo de arquitectura normalmente es utilizado para: clasificación de patrones, identificación de sistemas, control de procesos, optimización, robótica, entre otros.

Las ANN se caracterizan porque tienen la capacidad de aprender, el cual consiste en aplicar una serie de pasos ordenados para ajustar el peso y el sesgo de cada neurona, con el propósito de generalizar la solución producida por sus salidas. Existen distintos tipos de aprendizaje entre los cuales esta: el Aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado, el aprendizaje por refuerzo, entre otros.

Para abordar esta problemática el modelo se acogerá a utilizar el aprendizaje supervisado. Este consiste en aprender de los datos que se le proporcionan al modelo para entrenar. Estos datos deben estar categorizados para que el modelo al momento de entrenar pueda comparar su salida con el resultado esperado y así por medio de la función de perdida y la función de optimización, el modelo pueda ajustar sus parámetros para disminuir el error que existe entre el dato que se predijo con el dato que se esperaba.

### Machine Learning

Machine learning es una rama de la inteligencia artificial encargada de estudiar técnicas que permitan modelar el conocimiento a partir del aprendizaje. El machine learning fue infundado principalmente por el desarrollo y las capacidades tecnológicas que fue adquiriendo la humanidad con el tiempo, tiene una gran variedad de áreas de aplicación, entre las más destacadas está el campo de la genética, la seguridad informática, el transporte autónomo, entre otras, y sus objetivos pueden ser de predicción, o identificación de patrones complejos basados en los datos, por mencionar algunos (Duarte, 2019, p.21).

El Machine Learning se utiliza para el manejo de altos volúmenes de información que permiten detectar patrones de comportamiento como resultado de la aplicación del algoritmo, lo que no sería posible sin él. Permite que las empresas e instituciones pasen de un estado reactivo a un estado proactivo al crear una base de datos con toda la información pertinente por voluminosa que sea. Es decir que el Machine Learning (ML) tiene como objetivo desarrollar técnicas que les permita a las computadoras “aprender” o sea crear programas capaces de generalizar comportamientos a partir de una información suministrada mediante una base de datos depurados con antelación. Cuando se tiene un alto volumen de datos es difícil que una sola persona analice, saque conclusiones y prediga, entonces es ahí donde aparecen los algoritmos que pueden detectar patrones de comportamiento, partiendo de las variables presentadas y descubriendo las que están perjudicando al sistema en estudio (Mendez & Lopez, 2019, p.69).

### Artículos

Se decidió tomar como referencia para el presente problema de clasificación dos artículos relacionados con el procedimiento a realizar, así:

**1.1.4.1.** “Using logistic regression method to classify tweets into the selected topics” ya que el objetivo de la investigación se asocia con lo que queremos realizar en el presente proyecto. El objetivo de la investigación realizada en este artículo, consiste en diseñar una aplicación que utilice el método de aprendizaje automático llamado Regresión logística para clasificar tweets en cuatro temas principales (Salud, Deportes, Tecnología y música). Durante la investigación se trabajaron cuatro procesos principales que fueron: la obtención de tweets, el preprocesamiento, la extracción de características de texto y el aprendizaje automático.

Para realizar el proceso de diseño se decidió dividir el modelo de datos en tres conjuntos: el conjunto de datos de entrenamiento, el conjunto de datos de evaluación y el conjunto de datos de prueba. Donde el conjunto de datos de entrenamiento se utilizó para entrenar al clasificador, el conjunto de datos de evaluación fue el 20% de los datos de entrenamiento, el cual se utilizó para evaluar la precisión del modelo y el conjunto de datos de prueba se utilizó para clasificar los tweets en uno de los cuatro grandes grupos principales.

Para el primer proceso de obtención de los tweets, se utilizó una API de Twitter para la captura de los tweets. Posterior a esto, se realiza el proceso de preprocesamiento de los datos, en donde se eliminan las URL, siglas y palabras que no contengan ningún valor. Una vez realizado esto, se prosigue al proceso de extracción de características, en el cual utilizando el modelo ‘Bag of Words’, se convierten los tweets en conjunto de características vectoriales en forma de números reales, pasando así al clasificador de regresión logística. Finalmente, en el proceso de aprendizaje automático se usa la ecuación de regresión logística, calculando el valor de probabilidad de cada etiqueta del tweet, donde los valores de las palabras se multiplican por los pesos que se tienen para cada temática, el resultado mayor de estas ecuaciones referenciará a que temática pertenece el tweet. Una vez terminado el entrenamiento del clasificador se evalúan los datos para medir la precisión del clasificador entrenado. Por último, se utiliza el conjunto de pruebas en el clasificador donde se pudo evidenciar que al utilizar la matriz de confusión es necesario utilizar la misma cantidad de palabras clave únicas por tema para lograr una mayor precisión en el modelo.

Tabla

Descripción generada automáticamente

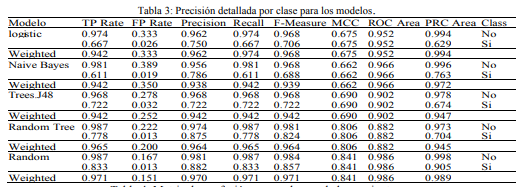
**1.1.4.2.** “Valoración de riesgo cardiovascular mediante modelos de clasificación” (Castellanos, Santiago, Bouza y Vallejo, 2019), seleccionado en tanto que el ejercicio de clasificación utilizado por los autores, está encaminado a la valoración de un conjunto de variables que describen el riesgo cardiovascular (RC) de pacientes mexicanos, con el objetivo de seleccionar los modelos que faciliten el diagnóstico de riesgo cardiovascular a los médicos tratantes. El problema descrito cuenta con particularidades que se asimilan al problema de clasificación objeto del presente proyecto, constituyéndose como marco de referencia para el mismo.

Así entonces, se define el riesgo cardiovascular como la probabilidad de muerte cardiovascular de una persona en un período determinado, que, en el caso del artículo, se proyectó a 10 años. Es de anotar que aproximadamente 37 millones de personas en el mundo sufren un evento cardiovascular cada año, y unas 17.5 millones mueren por dichas causas (Castellanos, Santiago, Bouza y Vallejo, 2019).

Los datos utilizados se tomaron de un estudio realizado por autoridades sanitarias mexicanas (Estado Guerrero). El criterio clásico para evaluar el RC, exige que el paciente tenga una puntuación de 0.2 (20%) o mayor. Por lo anterior, los pacientes fueron agrupados en dos grupos excluyentes, a partir de su inclusión en una variable dicotómica, donde los pacientes con RC se calificaron con 1, y los que no presentan RC se calificaron con 0. Lo anterior a partir de las variables predictoras analizadas (presión arterial alta o hipertensión arterial (T): colesterol elevado o lipoproteína de baja densidad (C): las lipoproteínas de alta densidad (H): diabetes (D): obesidad (OB) y sobrepeso (Sp): tabaquismo (Tab): inactividad física (IF): sexo (Hombre, Mujer): herencia (Her) y la edad (E).

Sobre los datos descritos se ejecutaron 5 modelos, a saber: (i) regresión logística, (ii) Naive Bayes, (iii) Árboles de decisión (Tree-J48), (iv) Random Tree, y (v) Random Forest.

Los resultados presentados en el artículo, evidencian que el resultado más preciso lo obtuvo el modelo Random Forest, a partir de las validaciones realizadas con 10-fold cross-validation y Kappa statistic, aunque en general todos los modelos obtuvieron resultados relativamente altos.



Como conclusiones del trabajo presentado, se tiene que, aunque la tasa de clasificaciones correctas fue alta (superiores al 94%), el mejor resultado lo obtuvo el modelo Random Forest (97.1%). Sin embargo, de acuerdo a los autores, este modelo tiende a sobreajustar ciertos grupos de datos, además de difícil interpretación por el hombre. Por lo anterior los autores sugieren, para fines prácticos de interpretación, utilizar los modelos Random tree o el modelo logístico, toda vez que con estos modelos es posible hacer predicciones de RC en términos probabilísticos, donde un valor cercano a 1 implica un alto RC, y, por el contrario, un valor cercano a 0, representa un bajo RC.

# Descripción de la Tarea

Se implementan algoritmos de machine learning para obtener la mejor clasificación de géneros musicales. Inicialmente, se hace un grid search sobre los parámetros de cada uno de los algoritmos en cuestión y se escoge el algoritmo que maximice la función objetivo, en este caso se obtienen mejores resultados con la regresión logística, que mejora significativamente el F1 Score ponderado. También, se hizo un grid search con métodos de muestreo, es decir, el over sampling y under sampling, además de agregar variables de texto, más específicamente usando los títulos de las canciones y probar con el grid search para ver si esta inclusión realmente tiene gran valor en la clasificación de los géneros.

## Visión General

Basado en que actualmente existen muchas canciones en el mundo, existen diferentes características que pueden describir el género. Entre ellas tenemos 'Popularidad', 'bailabilidad', 'energía', 'clave', 'sonoridad', 'acústica', 'instrumentalidad', 'viveza', 'valencia', 'tempo', entre otros. Lo que se puede notar de estas características es que, a pesar de estar relacionadas con la música, no necesariamente se conectan a la hora de describir un género musical porque en la lógica humana, por ejemplo, la popularidad no necesariamente puede definir un género, o la bailabilidad, pues, claramente muchos de estos géneros musicales pueden compartir estas características. En este punto es donde se hace necesario el reto de seleccionar correctamente la información para poder llegar a una clasificación efectiva.

Por otro lado, también vale la pena recalcar que la motivación para realizar este proyecto radica en la importancia de reconocer los estilos propios de los diferentes géneros musicales en los diferentes países. Colombia tiene una cultura musical amplia, diferentes géneros que pueden ser muy genéricos, por ejemplo, la cumbia, pero si comparamos las características que tiene este género en Colombia con el estilo que se puede presentar en Argentina o en México, se presentaran diferencias importantes, lo mismo con un género como la Salsa, pues a pesar de que Colombia tiene varios grupos musicales que manejan el género, no es posible comparar los estilos con países como Cuba, Puerto Rico o Republica Dominicana.

Finalmente, del dataset seleccionado hemos analizado asuntos de similitud en medidas, denotando que un entrenamiento de la red con variables que se comportan de la misma forma no resulta favorable para una correcta clasificación, también se encontró un desbalanceo en las diferentes clases, por lo que se tiene que tomar una decisión importante sobre el número de muestras que hay para cada uno de los géneros o clases que se quieren clasificar, con el objeto de lograr resultados coherentes y favorable

## Restricciones

Una de las restricciones más notables para esta aplicación de aprendizaje de máquina, se encuentra que se pueda replicar el modelo y que los parámetros de los modelos no generen overfitting en el data set estudiado. Tras la visión general presentada, se pueden notar varias restricciones presentes desde el simple hecho de la selección de los datos de valor del dataset. Inicialmente, se requiere hacer el balanceo de los datos, pues de las diferentes clases se ven unos porcentajes desproporcionados que producen fallas a la hora de querer entrenar la red. Adicionalmente, como parte de un análisis de los diferentes géneros, para los casos de la música alternativa y aquellas canciones clasificadas en el género indie, se ha encontrado que dentro de ese mismo género siempre van a existir subgéneros muy marcados, por lo tanto, la clasificación de un género tan variante resulta compleja en términos de lograr un alto margen de exactitud del modelo, dado que existen otros géneros que presentan características mucho más evidentes.

Adicionalmente, se tiene el caso de los géneros Folk y Country, donde, técnicamente, la música folk es la que emplea instrumentos y formas tradicionales de un territorio para crear nuevos temas musicales, así que, puede haber música folk de cualquier origen y con diferentes características, en tanto reconozca ese origen en los ritmos y los instrumentos que se emplean. Por su parte, la música country es la música folk rural de Estados Unidos, especialmente del centro y oeste del país, es decir, el country representa un subgénero del folk. De lo anterior, se pudo definir que el dataset presenta algunas incongruencias con respecto a la selección de los géneros que se querían clasificar, situación que además hacía parte del reto del hackathon en donde se empleó este set de datos.

## Alcance

Dada la limitación de tener un sistema que sea capaz de clasificar géneros tan genéricos como el Folk, Alternativo o Indie, es importante tomar decisiones con respecto al dataset, que realmente permitan tener mayor exactitud en los resultados del modelo planteado. Por lo anterior, realizan varias pruebas con modificaciones leves en la selección de los atributos a tener en cuenta en su entrenamiento y posterior clasificación. Con un conocimiento en el alcance que hubo a nivel del concurso donde originalmente se usó este dataset, se pretende lograr mejores resultados que la media en la exactitud del modelo final, sin embargo, se esperan resultados más favorables con métodos diferentes a las redes neuronales artificiales, como es el caso de los algoritmos genéticos.

# Análisis de Viabilidad de Validación Experimental

A continuación, se describen los métodos empleados para el tratamiento de los datos, preprocesamiento, selección de características, aplicación de algoritmos de machine learning, maximizando la métrica de precisión usando algoritmos genéticos y validación en el proceso de clasificación de los géneros musicales de acuerdo con las características seleccionadas.

## Selección de la base de datos.

Para la selección de la base de datos, se tomó un dataset de un concurso tipo ‘hackatón’ de la página machinehack.com, en asociación con la plataforma de concursos Kaggle, cuyo objetivo es la realización de concursos para la comunidad de científicos de datos, de tal manera que puedan aplicar los conocimientos relacionados a la disciplina de ciencia de datos.

El dataset es un extracto de las canciones más famosas en el año 2020, que se tomó como referencia para el concurso. El dataset de entrenamiento consiste en 17,000 registros que contienen atributos de las canciones. El dataset está compuesto por 14 variables numéricas que describen características específicas de la canción como la instrumentalidad, el tempo, entre otros, y fueron extraídas a priori haciendo uso de software sofisticado de edición de música como Premier Studio. Por otro lado, también se incluyeron variables como popularidad de la canción, la cual fue obtenida directamente de la plataforma que suministró la base de datos. Además de estas variables cuantitativas, se incluyeron 2 variables cualitativas: nombre de la canción y autor, más la variable de respuesta que es el género de las canciones.

## Preprocesamiento de los datos

Para la limpieza de los datos se realizó una exploración, cuyo objetivo consistió en encontrar datos atípicos e identificar otros faltantes. En primera instancia, se identificó alrededor del 5% de datos faltantes en la variable del ranking de popularidad y en la variable de instrumentalidad.

Por otro lado, también se consideró generar un balance de las clases debido a que existe una cantidad desproporcional entre la clase mayoritaria en comparación a la minoritaria.

### Imputación de valores

Debido a que el porcentaje de faltantes no era significativamente alto, se decidió imputar los valores. En este caso se ejecutó un ‘Random Forest’ con entrada de las otras variables para poder predecir los registros faltantes.

### Estandarización de las variables

Con el fin de utilizar algoritmos de Machine Learning y de Deep Learning, se decidió estandarizar todas las variables cuantitativas usando la inversa de una función uniforme, o como bien se conoce, usando el algoritmo Min Max.

## Exploración de variables

Para esta sección se un análisis por variable y entre variables para poder encontrar datos atípicos y relaciones entre variables que puedan mejorar el desempeño de los modelos. En la tabla de correlaciones se puede apreciar que la mayoría de las variables no tiene una correlación lineal. A excepción de la variable de energía y de ruido(loudness) que tienen un coeficiente de Pearson de 0.77.

Chart, histogram

Description automatically generated

*Tabla 1. Correlación entre las variables*

Debido a que este problema es de multi clase y contiene 10 posibles etiquetas, un F1 score de 0.5 es muy optimista, ya que no se está tratando con un modelo binario. Por esta razón, se propuso tomar como línea base un modelo de predicción simple o ingenuo que no tenga gran cantidad de híper parámetros para ajustar. En este caso se optó por un modelo de ingenuo bayes, el cual está basado en probabilidad condicional. Además, se incluyó un modelo más sofisticado para que se tenga una idea del comportamiento de los datos bajo otro modelo.

Calendar

Description automatically generated

Calendar

Description automatically generated with medium confidence  


En las tablas 2 y 3, se aprecia que los resultados de los modelos iniciales o base tienen un F1 Score de 0.31 y 0.47, lo cual implica que los modelos que se generen a partir de técnicas de aprendizaje profundo y más adelante con algoritmos genéticos deben mejorar estos resultados.

## Implementación de Machine Learning

Después de tener una línea de base para poder comparar los desempeños del modelo, se prosiguió a usar los mejores modelos encontrados en la anterior parte de algoritmos genéticos, como se puede apreciar en la anterior entrega los algoritmos que mejor rendimiento obtuvieron fueron los algoritmos basados en arboles. Como por ejemplo XGBoost o Random Forrest.

### Protocolo experimental

La validación experimental como se ha manejado es cambiando los parámetros de los algoritmos de machine learning, se incluirán las variables de texto en el nombre de la canción como variable de insumo para la búsqueda de grilla.

Para cada experimento se realizó una búsqueda de grilla para encontrar los mejores híper parámetros para cada algoritmo de la búsqueda de grilla, asimismo se tomará como parámetro en la búsqueda de grilla diferentes métodos de sampling para comprobar cuál es el mejor método de reducción en este problema. Cada experimento de los mencionados en la tabla a continuación tenía el mismo campo de búsqueda por lo cual se evaluaban todos los escenarios.

Al realizar la búsqueda de grilla, se encontró que el mejor modelo no necesitaba un over o under sampling, es decir con los datos actuales se pudo determinar las mejores clases para el modelo.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Escenario | Características | Best F1 Score |
| 1 | Linea Base Random Forest. | 0.47 |
| 2 | Mejor modelo usando Random Forest | 0.58 |
| 3 | Mejor modelo usando arboles de clasificación | 0.41 |
| 4 | Mejor modelo usando XGBoost | 0.52 |
| 5 | Mejor modelo usando regresión lineal | 0.61 |
| 6 | Mejor modelo usando maquinas de soporte vectorial | 0.56 |

A picture containing text

Description automatically generated

# Conclusiones

Se puede concluir que modelos sencillos pueden ser más útiles que modelos con una arquitectura más sofisticada como los modelos de regression basados en arboles. El algoritmo que mejor desempeño obtuvo con variables de texto de los títulos fue una regresión logística con 0.61 en precisión. Mientras que algoritmos que se suponen un mejor rendimiento, tuvieron una precisión (f1-score) de alrededor de 0.56.

# Referencias

1. Rouhiainen, L. Inteligencia Artificial. 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro. Editorial Planeta (2018)

2. Minsky, M. La Máquina de las Emociones. Barcelona: Debate. (2010).

3. Ponce C., P. Inteligencia Artificial con Aplicaciones a la Ingeniería. México: Algaomega. (2010).

4. Pelchat, N; Gelowitz, Craig. Neural Network Music Genre Classification. IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering (CCECE) (2019).

5. Rusell, S., & Norvig, P. Artificial Intelligence A Modern Approach. New Jersey: Prentice Hall. (2010).

6. Mendez, O; Lopez, J. Técnicas De Machine Learning Para La Predicción De Desempeño Académico En El Desarrollo Del Espacio Proyectivo Del Pensamiento Espacial (2019).

7. Uribe, N., Estudio E Implementación De Machine Learning En El Desarrollo De Videojuegos. (2019) https://repository.unab.edu.co/bitstream/handle/20.500.12749/6971/2019\_Tesis\_Duarte\_Antolinez\_Juan\_Diego.pdf?sequence=1&isAllowed=y.

8. Castellanos, J; Santiago, A; Bouza, C; Maclovio, J. Valoración de riesgo cardiovascular mediante modelos de clasificación (2019). Pp 80-87. Tomado de: http://www.invoperacional.uh.cu/index.php/InvOp/article/viewFile/650/610.