

Reconocimiento sonoro de instrumentos musicales

TITULACIÓN:

Máster Inteligencia Artificial

Curso académico:

2021-2022

Lugar de residencia, mes y
año: Medellín, Colombia 30-
05-2022

Alumno/a:

Rodríguez Villamizar, William
Steve

D.N.I:

1098685961

Director:

Escrig Pérez, Helio

Convocatoria:

Segunda

Orientación:

Virtual

Créditos:

12 ECTS

viu

Universidad
Internacional
de Valencia

Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a Dios y seguido mi familia, a mi esposa e hijos quienes con su amor me llenan de complacencia infinita y motivación sin límites.

A todos mis profesores, por la paciencia que ha tenido conmigo, por aguantar todas las dudas y preguntas infinitamente largas.

William Steve Rodríguez Villamizar

Colombia, 2022

Resumen

Con el presente trabajo se pretende abordar la clasificación de instrumentos musicales en una señal de audio y a su vez razonar cuales son las características de audios que son más razonables para lograr la clasificación. En este caso clasificar: Piano, Violín, Viola, Violonchelo, Clarinete, Fagot, Bocina, Oboe, Flauta, Clave y Contrabajo, para ello se han dividido los audios en audios de 2 segundos y extraído 26 características a cada audio, a posterior se ha aplicado PCA al 93% y se han utilizado algoritmos de IA para llevar a cabo la clasificación y finalmente se verá la tabla de resultados (comparando diferentes modelos entrenados) y el modelo seleccionado en base a porcentaje de aciertos y tiempo de respuesta, el cual fue para este trabajo el modelo de Random Forest, modelo cuya salida es un vector binario (cada posición del vector representa a cada instrumento) donde se muestra un uno (1) cuando el instrumento suena o cero (0) cuando no suena en el audio a clasificar.

Abstract

With the present work it is intended to approach the classification of musical instruments in an audio signal and at the same time to reason which are the audio characteristics that are more reasonable to achieve the classification. In this case, classify: Piano, Violin, Viola, Cello, Clarinet, Bassoon, Horn, Oboe, Flute, Harpsichord and Contrabass, for this the audios have been divided into 2-second audios and 26 characteristics have been extracted from each audio, subsequently PCA has been applied to 93% and AI algorithms have been used to carry out the classification and finally the results table will be seen (comparing different trained models) and the selected model based on the percentage of hits and response time, which For this work, the Random Forest model was used, a model whose output is a binary vector (each position of the vector represents each instrument) where a one (1) is shown when the instrument sounds or zero (0) when it does not sound in the audio to classify.

Tabla de Contenido

Agradecimientos	2
Resumen.....	3
Abstract	4
Tabla de Contenido	5
Índice de tablas	8
Índice de imágenes.....	9
1. Objetivos	11
2. Introducción	13
2.1. Estado del arte.....	13
2.2. Dataset	15
2.3. Metodología CRISP-DM	17
3. Inteligencia artificial	19
3.1. ¿Qué es IA?.....	19
3.2. Que es Machine learning.....	19
3.3. Que es Deep learning	20
3.4. Que es aprendizaje supervisado	21
3.5. Que es PCA	22
3.1. Que es Árbol de decisión.....	23
3.2. Que es Random Forest	23
3.3. Que es Regresión Logística	24
3.4. Que es el clasificador Dummy	25
3.5. Que es Vecinos más cercanos.....	26
3.6. Que es Gaussian Naive Bayes.....	26
4. Preparación de los datos.....	28
4.1. Metodología a aplicar.....	28
4.2. Metodología Split segundos para facilitar despliegue en producción.....	28
4.3. Data audio incrementation	30
4.3.1. Librería para audio data incrementation	31

4.4.	Extracción características	32
4.4.1.	Taza cruce por cero	32
4.4.2.	Centroide espectral	33
4.4.3.	Reducción espectral	33
4.4.4.	RMS	33
4.4.5.	croma	33
4.4.6.	ancho de banda	33
4.4.7.	MFCC — Coeficientes centrales de frecuencia Mel	34
4.4.8.	Resumen extracción	34
4.4.9.	Librería publicada para extracción de características	34
4.5.	PCA	35
4.6.	Definición configuraciones de datos para modelo.....	38
4.6.1.	Elección del Split en segundos a usar	38
4.6.2.	Función de evaluación a usar	39
4.6.3.	División de datos en train, valid y test	40
5.	Entrenamiento modelo	41
5.1.	Modelo RNA básico	41
5.2.	Modelo RNA experimental	42
5.3.	Entrenando Random Forest	44
5.4.	Entrenando Regresión Logística	44
5.5.	Entrenando el Árbol de decisión	45
5.6.	Entrenando el Clasificador Dummy	45
5.7.	Entrenando el algoritmo Vecinos más cercanos	46
5.8.	Entrenando Gaussiano Naive Bayes	46
5.9.	Comparación resultados.....	46
5.10.	Elección modelo usar	47
5.11.	Buscar los mejores hiperparametros del modelo seleccionado	48
6.	Despliegue producción en modo API	53
7.	Conclusiones y siguientes pasos.....	56

7.1. Conclusiones.....	56
7.2. Sigüientes pasos	57
Bibliography.....	58
Anexos	63
Anexo 1: Repositorio GitHub	63
Anexo 2: Júpiter colab con código final	64
Anexo 3: Librería Python extracción de características	65
Anexo 4: Librería Python audio data augmentation.....	66
Anexo 5: Código publicado en kaggle.....	67
Anexo 6: Despliegue de API en dockerhub	68
Anexo 7: Evidencia en video del funcionamiento de la API	69

Índice de tablas

Tabla 1: Resumen dataset.....	16
Tabla 2: Vector de salida luego de extraer las características del audio.....	34
Tabla 3: Resumen modelos entrenados.....	47

Índice de imágenes

Ilustración 1. Ejemplo partitura	15
Ilustración 2. Metodología CRISP-DM	17
Ilustración 3. Ejemplo de red neuronal	20
Ilustración 4. Aprendizaje supervisado	21
Ilustración 5. Ejemplo Árbol de decisión	23
Ilustración 6. Ejemplo Random Forest	24
Ilustración 7. Ejemplo regresión logística	25
Ilustración 8. Ejemplo matriz de confusión	25
Ilustración 9. Ejemplo Vecinos más cercanos	26
Ilustración 10. ejemplo de Naive Bayes	27
Ilustración 11. Cantidad de datos según Split elegido	29
Ilustración 12. Cantidad de entradas según Split	30
Ilustración 13. Librería Python: AudioAugmentation	31
Ilustración 14. tres dimensiones de un audio	32
Ilustración 15. ejemplo cruce por cero	33
Ilustración 16. Librería Python: ProcessAudio	35
Ilustración 17. Cantidad de información en cada componente	36
Ilustración 18. Porcentaje de información luego de aplicar PCA	37
Ilustración 19. % Información vs componentes en PCA	38
Ilustración 20. Aciertos train modelo default	39
Ilustración 21. RNA Simple	42
Ilustración 22. Resultados entrenar RNA básico	42
Ilustración 23. RNA experimental, parte 1	43
Ilustración 24. RNA experimental, parte 2	43
Ilustración 25. Resultados entrenar RNA experimental	44
Ilustración 26. Resultado entrenar Random Forest	44
Ilustración 27. Resultados entrenar Regresión Logística	45
Ilustración 28. Resultados entrenar Árbol de decisión	45
Ilustración 29. Resultados Clasificador Dummy	45
Ilustración 30. Resultados Vecinos más cercanos	46
Ilustración 31. Resultados Naive Bayes	46
Ilustración 32. hiperparametros a evaluar	48
Ilustración 33. Modelo seleccionado inicial	48
Ilustración 34. Buscador mejores hiperparametros	49
Ilustración 35. Cantidad de entrenamientos para búsqueda de hiperparametros	49
Ilustración 36. Maquina creada en AWS	50
Ilustración 37. Código en google colab	50

Ilustración 38. Uso de la maquina EC2 durante el entrenamiento	51
Ilustración 39. Modelo seleccionado con mejores hiperparametros encontrados	51
Ilustración 40. Archivos resultantes del entrenamiento final	52
Ilustración 41. Contenido archivo despliegue con docker-compose	53
Ilustración 42. Imagen en dockerhub.....	54
Ilustración 43. Usando la API.....	54
Ilustración 44. Predicción de la API	55
Ilustración 45. Respuesta Real	56
Ilustración 46. Repositorio GitHub	63
<i>Ilustración 47. Código en google colab</i>	<i>64</i>
<i>Ilustración 48. Librería ProcessAudio en pypi.....</i>	<i>65</i>
<i>Ilustración 49. Librería AudioAugmentation en pypi.....</i>	<i>66</i>
<i>Ilustración 50. código en kaggle.....</i>	<i>67</i>
<i>Ilustración 51. API publicada en dockerhub</i>	<i>68</i>
Ilustración 52. Evidencia TFM2022	69

1. Objetivos

La finalidad de este proyecto es entrenar un modelo de inteligencia que pueda definir qué instrumentos musicales están sonando en un audio, se pretende reconocer 11 instrumentos, estos son:

- Piano
- Violín
- Viola
- Violonchelo
- Clarinete
- Fagot
- Bocina
- Oboe
- flauta
- Clave
- Contrabajo

Para ello se usara un dataset de kaggle, una web que contiene confiables y amplios datasets para diversos proyectos de ciencia de datos, big data y machine learning, en específico se usara la base de datos de Musinet (kaggle & Musinet, 2020).

Además de entrenar un modelo que sea funcional para este trabajo, se ha pensado en la fase final de la metodología CRISP-DM (Detalle sobre el mismo en el capítulo 2.3) la fase de llevar el modelo a producción, como deseado que sea lo más cercano al tiempo real, en esto el tamaño (en segundos del audio) debería ser pequeño para procesarlo rápidamente y dar un resultado que se pueda presentar al usuario final, con ello se decide realizar un Split de los datos para no tratar la canción completa sino el mismo audio pero procesado en fragmentos del mismo (los detalles sobre cuál es el valor en segundos del Split están en el capítulo 4.2).

A su vez sobre los audios, luego del Split, se realiza un incremento de audios al realizar diversas transformaciones sobre los audios, multiplicando de esta manera la cantidad de datos, sobre los cuales se procederá a aplicar una extracción de características, según lo propone (Méndez Hernández, 2020), en esto solo se elegirán unas características a usar, a fortuna (Doshi, <https://towardsdatascience.com>,

2018) define las características más relevantes y que en su trabajo dieron importantes resultados, y al igual que El, se usará la librería (<https://librosa.org>, 2022), la cual es una librería para extraer características de audios.

Luego de la extracción de características se creará un archivo .csv en el cual se incorporan estas características mencionadas, archivo que se usará para el modelo.

Finalmente se evaluará el modelo y se definirá la confianza, precisión y exactitud del mismo.

2. Introducción

2.1. Estado del arte

Durante una exhaustiva investigación de trabajos relacionados se ha revisado entre otros el trabajo de Aurora (Salgado Díaz del Río, 2019), donde en su trabajo usa un dataset que contiene audios de instrumentos específicos (violín, piano, etc.), en su trabajo cada audio tiene solo un instrumento, pero su proceso de tratamiento de audios es un punto de partida crucial que se nos permite aprovechar su experiencia para nuestro tratamiento de datos.

Valorando el trabajo del Museo Chileno de Arte Precolombino (E. Fonseca, 2017), donde antes de poder clasificar los instrumentos musicales realizan una extracción de características de forma similar a como lo hace Aurora (Salgado Díaz del Río, 2019) y con otras librerías, dando fuerza a que este es el camino a seguir para los objetivos de este trabajo.

Seguidamente se estudió el trabajo realizado por la universidad de Washington (John Thickstun, 2017), donde recopilaron y clasificaron un amplio dataset (kaggle & Musinet, 2020) y entrenaron varios modelos usando scratch (MIT, 2022) y redes neuronales convolucionales, funciones de activación ReLu, maxpooling, entre otras consideraciones logran resultados más que admirables, pero en particular bastante llamativo se nota la importancia sobre como al aplicar el PCA (Rodrigo, 2021) a conjunto de datos de tipo audio esto facilita de forma crucial en la facilidad del aprendizaje del modelo.

En particular revisando también el trabajo de JUAN SEBASTIÁN MÉNDEZ HERNÁNDEZ (Méndez Hernández, 2020), donde con las características de audio de MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients por sus siglas en ingles), demuestran que estas características son fundamental para la clasificación de instrumentos, para el cual le prestaremos especial atención a la extracción de esta característica, la cual se explicara a más detenimiento en el capítulo 4.4.7.

También y profundizando en la forma como (MANUEL ENRIQUE ALDANA SÁNCHEZ, 2013) ataca el problema de clasificación de partituras, lo cual abre un camino de como al tener cierta atención sobre cuando usar o no usar el PCA en audios para reducir sus características, lo que se aplicará como base de experiencia al momento de configurar el PCA.

Sin olvidar mencionar a Silvia Jiménez Gómez (GOMEZ, 2018) donde consigue crear un modelo de red neuronal capaz de generar audio, si bien, el trabajo que se presenta no trata de generar audio, las capas de las neuronas y funciones de activación que ella expone son de vital importancia cuando en este trabajo se diseñe el modelo RNA (Capítulo 5.1).

Finalmente se usará lo aprendido por Juan Sebastián Gómez Cañón (Cañón., 2018), que le en su experiencia luego de crear su clasificador de instrumentos musicales usando redes neuronales, confirma por qué a mayor cantidad de datos se obtienen mejores métricas positivas en el entrenamiento y test de modelos de IA, en especial en dataset de audios, experiencia que viene bien pues solo se tienen 330 audios (muestras), mientras que en todas las menciones anteriores se contaban con más de 5000 muestras, por lo cual más adelante, además de hacer un audio data incrementation con una librería hecha para este trabajo, basada en (Edward, 2022), se usará una técnica para aumentar la cantidad de muestras mediante un Split de datos, Split que más que ayudar al incremento de datos abre la puerta para usar el modelo en un entorno productivo casi en tiempo real al procesar los audios en secciones de un audio original e ir clasificándolo poco a poco, para por ejemplo una clasificación en una orquesta sinfónica, aunque este ejemplo es un poco ambicioso (por la cantidad de instrumentos superior a los usados para el entrenamiento del modelo) sirve bien para explicar la razón de este Split de datos.

La propuesta del Split de datos si bien no es una idea tomada de ningún estado del arte encontrado, surgió como idea luego de profundizar en el trabajo de (Chris Duxbury, 2001) donde usan técnicas de multirresolución para análisis de audios e información musical en audios cortos de tiempo.

En otros trabajos relevantes se debe mencionar el aporte realizado por (Fu, Lu, Ting, & Zhang, 2010) donde los autores realizan una clasificación de audios con el fin de anotar género, estado de ánimo, reconocimiento de artistas y de instrumentos, si bien su modelo es bastante potente es a la vez un modelo lento para lanzarlo a producción en un hardware de escasos recursos también es importante el tratamiento previo de los datos que en su trabajo demostró grandes rendimientos al modelo que ellos entrenaron.

Cabe resaltar que en temas de IA, el tratamiento de datos no ha sido tan profundizado en temas de audio como lo ha sido vasta-mente investigado para temas de visión por computadora (por poner un ejemplo), sin embargo, se ataca el problema teniendo como base el estado del arte y diversos experimentos que fueron plasmados en el repositorio que contiene el código (WISROVI, 2022) y resultados de este trabajo, en el cual se usó la metodología CRISP-DM.

2.2. Dataset

Para poder llevar a cabo este trabajo se ha hecho una búsqueda de un dataset que estuviera etiquetado, pero sobre todo que fuera confiable en su fuente para poder usarlo como medio de este trabajo, en esta búsqueda varios trabajos, entre ellos, como el realizado por John Thickstun, Zaid Harchaoui y Sham Kakade (John Thickstun, 2017), donde usaron el dataset de Musinet (kaggle & Musinet, 2020) y Scratch para enseñar a un modelo a aprender diferentes características de audios, que si bien en este trabajo no se usara scratch o se usara el mismo enfoque, fue suficiente para entender que este es dataset adecuado para este trabajo.

En esto hay una comunidad dedicada a reunir diferentes datasets para diferentes usos de inteligencia artificial (IA para abreviar), en esto se hace referencia a kaggle (<https://www.kaggle.com>, 2022) la cual es una web altamente enriquecida con variedad de paquetes de datos para modelados de diferentes algoritmos.

En kaggle se ha logrado encontrar un conjunto de datos que es preciso al proporcionar un dataset apropiado para este trabajo, este es llamado como el conjunto de datos de musinet (kaggle & Musinet, 2020) **Fuente especificada no válida.**



ILUSTRACIÓN 1. EJEMPLO PARTITURA

FUENTE KAGGLE (KAGGLE & MUSINET, 2020)

El cual está constituido por 330 grabaciones de música clásica con licencia libre, junto con más de 1 millón de etiquetas anotadas que indican el tiempo preciso de cada nota en cada grabación, el instrumento que toca cada nota y la posición de la nota en la estructura métrica de la composición.

Las etiquetas se adquieren a partir de partituras musicales alineadas con grabaciones mediante deformación dinámica del tiempo. Las etiquetas son verificadas por músicos calificados, donde se estima una tasa de error de etiquetado del 4%, a continuación, un resumen del dataset:

Compositor	cantidad de audios	tiempo total (segundos)
Beethoven	157	65149
Bach	67	11041
Schubert	30	15188
Mozart	24	9386
Brahms	24	11531
Cambini	9	2577
Dvorak	8	3343
Ravel	4	1643
Faure	4	1963
Haydn	3	888
TOTAL	330	122709

TABLA 1: RESUMEN DATASET

FUENTE MUSINET (KAGGLE & MUSINET, 2020)

Con esto se puede observar que como valor adicional a la descripción oficial del dataset tenemos 122.709 segundos de grabación, esta es una nota importante pues se usará como referencia en el momento de realizar el `train_test_split` con este dato en el momento de preparar los datos (Capítulo 4.6.3), esto debido a que hasta el momento solo se tienen 330 registros de diferentes autores, que si bien es un numero de composiciones que en sí, es un valor importante, para entrenar nuestros futuros modelos se va a incrementar la cantidad de registros con audio incrementación y Split de datos la cual es una técnica propuesta en este trabajo para que el modelo pueda generalizar mejor el aprendizaje de los datos.

Cabe resaltar que este paquete de datos es un conjunto de audios en .wav con un peso en disco (luego de descomprimir) de 33,5GB.

También se distinguen los instrumentos con sus id:

1. Piano
2. Violín
3. Viola
4. Violonchelo
5. Clarinete
6. Fagot
7. Bocina

8. Oboe
9. Flauta
10. Clave
11. Contrabajo

Este dataset fue diseñado para atacar varios problemas:

- Identificar las *notas* interpretadas en momentos específicos de una grabación.
- Clasificar los *instrumentos* que intervienen en una grabación.
- Clasificar al *compositor* de una grabación.
- Identifique *inicio* de las notas en una grabación.
- Prediga la *siguiente nota* en una grabación, condicionada por la historia.

Entre ellos este trabajo atacará: Clasificar los *instrumentos* que intervienen en una grabación.

2.3. Metodología CRISP-DM

Antes de empezar a atacar los objetivos de este trabajo se debe entender el proceso de cómo se va a buscar la solución al problema. Para ello se usará la metodología CRISP-DM, el cual es una forma perfecta para atacar un problema de ciencia de datos para modelados de algoritmos de IA, lo que viene perfecto para este problema.



ILUSTRACIÓN 2. METODOLOGÍA CRISP-DM

Fuente (<https://i.ytimg.com>, 2022)

El **entendimiento del negocio** hace referencia a entender los objetivos, entender el problema y tener claro la meta que se deberá alcanzar al final de la implementación, para este trabajo, como se ha mencionado anteriormente se quiere entregar un audio al modelo y que este en respuesta indique que instrumentos musicales han sonado en ese audio.

El **entendimiento de los datos** es un análisis del dataset, revisar cada dato, revisar las etiquetas, ver que datos aparecen con ruido o alguna anomalía que se pueda identificar, etc.

La **preparación de los datos** nos conlleva a trabajar sobre los datos para solucionar lo detectado en el punto anterior, separar datos, hacer incremento de la información con alguna técnica de data-incrementation, normalizar o estandarizar la información, extraer las características de los datos, quizás, hacer reducción de dimensionalidad, extraer los componentes principales, quitar datos null, ausentes y por supuesto convertir a vectores, matrices y tensores los datos (paso crucial pues los modelos trabajan con matrices o tensores).

El **modelado**, es quizás la parte más llamativa del proceso, acá es donde modificamos el algoritmo, dejamos fluir la creatividad para tratar de crear un modelo de inteligencia artificial que pueda aprender de los datos, se entrena ese modelo, se valida y se pone a prueba las habilidades del programador al momento de diseñar el algoritmo.

La **evaluación**, es usar del dataset el conjunto de datos de test, el cual es una pequeña información aislada del resto para poner a prueba el modelo diseñado y entrenado en el paso anterior, con el fin de entregar al modelo datos nuevos, frescos, desconocidos y ver qué métricas entrega, y así evaluar la eficiencia del mismo, esta evaluación define si el modelo está listo o no para pasar a producción.

Implementación es precisamente ese paso a producción cuando el modelo ha demostrado que es capaz de procesar efectivamente nuevos datos y se pone en un entorno de producción, generalmente a través de una API, ya sea en AWS o en un servidor local.

3. Inteligencia artificial

Hasta la fecha, no se ha diseñado un ordenador que sea
consciente de lo que está haciendo; pero, la mayor parte del tiempo,
nosotros tampoco lo somos
Marvin Minsky

3.1. ¿Qué es IA?

La Inteligencia Artificial (IA) es la combinación de varios algoritmos planteados con el propósito de crear máquinas que presenten las capacidades iguales o parecidas a las del ser humano, en términos prácticos es enseñarle a la máquina a través de datos ciertas habilidades de análisis que han sido el fuerte del ser humano. En particular esta es una tecnología que todavía nos resulta lejana de una máquina consciente, pero muy real en ejecución de tareas frecuentemente luego de un entrenamiento previo.

3.2. Que es Machine learning

La programación clásica es cuando un usuario programa instrucciones específicas para llevar a cabo una tarea, pero existen infinidad de problemas donde es difícil o casi imposible pensar todos los caminos que debe llevar un proceso para dar la salida correcta, sobre todo si la cantidad de datos es tal que si incrementa la secuencia de instrucciones, se debería modificar el algoritmo para entender ahora los nuevos datos, en esto nace una programación dinámica a los datos de entrada, y se construye un algoritmo con técnicas avanzadas que sin importar los datos de entrada, generalice la información y sobre esta defina un conjunto de caminos a seguir para dar una respuesta, en esto, con un entrenamiento previo, un algoritmo podría recibir un dato y entregar una respuesta consecuente al mismo, en esto se dice que el algoritmo aprende de los datos en lugar de aprender de la programación.

Para definir el machine learning prefiero usar la definición de IBM ya es muy completa “Machine learning es una forma de la IA que permite a un sistema aprender de los datos. Un modelo de machine learning es la salida de información que se genera cuando entrena su algoritmo de machine learning con datos. Después del entrenamiento, al proporcionar un modelo con una entrada, se le dará una salida. Por ejemplo, un algoritmo predictivo creará un modelo predictivo. A continuación, cuando proporcione el modelo predictivo con datos, recibirá un pronóstico basado en los datos que entrenaron al modelo.”

3.3. Que es Deep learning

Si bien el machine learning es un conjunto de algoritmos que tratan de replicar procesos que repliquen algunos eventos de la naturaleza (generalmente), cuando en esa naturaleza llegamos al ser humano para replicar su procesamiento cerebral, nace la necesidad de un algoritmo que pueda procesar la información como lo haría el ser humano, basado en su red neuronal, y de esta manera nace una red neuronal artificial, en el cual un conjunto de varias neuronas sería lo que conoceremos como una capa de red neuronal, y el conjunto de capas sería una red neuronal, el problema de una red neuronal artificial al igual que una natural es su complejidad que para verla se requiere un microscopio, pero como no todo el mundo tiene un microscopio, entonces se centra la atención en la capa primera y la capa final, y en ello a las capas intermedias se conocerán como capas profundas, de ahí que se conozca como un aprendizaje profundo o Deep learning (por sus palabras en inglés).

El Deep learning es especialmente útil cuando se trata de aprender patrones de datos no estructurados. Estas están diseñadas para emular de forma muy similar el cómo funciona el cerebro humano. El Deep learning es usado popularmente para reconocimiento de imágenes, voz y aplicaciones de visión de computadora, sin embargo, puede ser usado para atacar cualquier problema que requiera una modelación de datos, esto es más práctico verlo a través de una imagen:

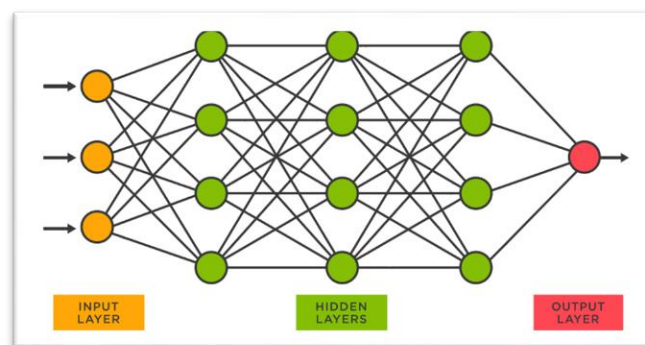


ILUSTRACIÓN 3. EJEMPLO DE RED NEURONAL

FUENTE ([HTTPS://WWW.TIBCO.COM](https://www.tibco.com), 2022)

En la imagen anterior se puede observar cómo están interconectadas las neuronas, en especial lo que se conoce como capa de entrada (que contiene las neuronas que reciben los datos de entrada), la capa de salida (con la o las neuronas que dan la respuesta luego del procesamiento de los datos) y las capas ocultas (estas pueden ser una o varias, y son las encargadas de dar el procesamiento de los datos mediante transformaciones de los mismos), las líneas que unen las neuronas es como cambian información estas, la idea es que cada neurona aprenda una parte del conocimiento y al sumar todo el conocimiento, la red neuronal podrá atacar el problema en cuestión.

3.4. Que es aprendizaje supervisado

En términos de IA hay dos formas de generalizar el conocimiento sobre los datos, cuando se tiene las salidas esperadas (por ejemplo, esta imagen es un gato, esta imagen es un perro, etc.) y en base a estas salidas se desea entrenar un modelo, se dice que esta supervisado este entrenamiento, y cuando no se tienen dichas etiquetas el aprendizaje será no supervisado, pero este último no se tocará en este documento.

Este tipo de aprendizaje tiene la intención de encontrar patrones en los datos para realizar una analítica sobre los mismos, estas etiquetas son lo que define el significado del dato de entrada, por ejemplo si se entrena un modelo que distinga entre imágenes de gatos e imágenes de perros, se tendrán un conjunto de imágenes de gatos y perros, pero es imposible tener todas las imágenes posibles de imágenes de gatos y perros (edad, tamaño, raza, ángulo de toma de la foto, calidad de imagen, cercanía del animal a la cámara que toma la foto, posición del animal, etc.), en ello en lugar de poder tener todas las posibles imágenes, se limita a un pequeño conjunto de dichas posibles imágenes, y se entrena un modelo de forma tal que aprenda la generalidad de los datos y cuando se le entregue una imagen nueva que es diferente a todas las imágenes usadas previamente para entrenar el modelo, el conocimiento del modelo le permitirá predecir con una probabilidad a que categoría es la nueva imagen (por ejemplo, es 85% un gato y 15% un perro, en esto suponiendo que el umbral de decisión es superior al 80%, entonces el modelo habrá predicho que es un gato la nueva imagen presentada al modelo para predecir), en esto en base a esta probabilidad definir una respuesta.

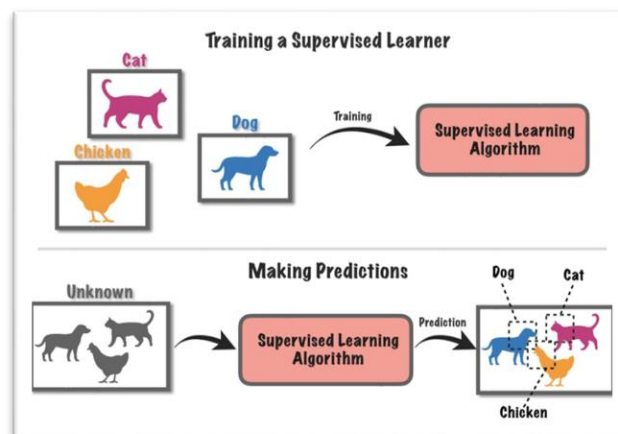


ILUSTRACIÓN 4. APRENDIZAJE SUPERVISADO

FUENTE ([HTTPS://MANUALESTUTOR.COM](https://manualestutor.com), 2022)

3.5. Que es PCA

Un dataset tiene una cierta cantidad de entradas que serán las entradas del modelo, para un modelo computacional, entre menos entradas hayan más fácil el modelo podrá aprender la generalidad de los datos y en consecuencia dar una predicción más acertada posible, pero al tener una cantidad de entradas y definir cuales entradas son más importantes que otras es un proceso complejo, para ello una técnica de aprendizaje no supervisado llamado PCA (análisis de componentes principales) evalúa la correlación entre las entradas y proporciona el porcentaje de información presente en cada entrada, en ello, ya se podrá definir cuales entradas son porcentualmente más representativas que otras y cuales entradas no lo son, esto no se realiza por el hecho de eliminar aquellas entradas que menos referentes sean, sino para ilustrar que al usar algunas entradas de las entradas originales, se está manteniendo un porcentaje de la información original, y con ello definir (de forma manual) que porcentaje de información se desea mantener para reducir la cantidad de entradas original a una cantidad de entradas menor que favorezca al modelo su aprendizaje.

Seguramente esta es la cuestión importante pues sacrificar un porcentaje de información para reducir la cantidad de entradas, aunque favorezca al modelo, genera la pregunta: ¿Qué porcentaje es adecuado sacrificar?, realmente esta pregunta no tiene una respuesta que se pueda generalizar para todos los problemas, sencillamente se puede decir que a menos que se evalúen todas las opciones y los datos sobre este porcentaje en PCA permitió que el modelo tenga una validación del modelo en un x% y este otro porcentaje de PCA haga que el modelo se valide con un y%, entonces se podrá definir cuál porcentaje de PCA es mejor que otro porcentaje, y elegir en consecuencia ese porcentaje de PCA que es mejor de acuerdo a los resultados obtenidos, ahora hacer este recorrido requiere mayor tiempo, mayor costo computacional y más diseño del código que realice este recorrido y almacene los resultados, por ello no se suele hacer este recorrido por todos los porcentajes por haber sino elegir algunos (aquellos prometedores) cuya relación entre porcentaje de información reducida y cantidad de nuevas entradas tenga una relación que se pueda considerar como “un buen negocio”, por ejemplo, si ante unos datos, sacrificar el 7% de la información permite reducir la cantidad de entradas a la mitad (reducción al 50%), es decir se tendría una relación 7/50, que al resolver sería 0.14, entre menor del resultado, será mejor el negocio, y en esto se elige este valor de PCA usando el porcentaje de información mantenida, en el ejemplo usado sería un PCA con configuración del 93%.

Ya habiendo elegido este valor, se le configura al PCA y se le entregan los datos de entrenamiento, de esta manera el PCA podrá simplificar la cantidad de entradas a la vez que conserva la mayor información posible, de esta forma se condensa la información en las nuevas entradas, entradas que son diferentes a las entradas originales, por tanto no se ha realizado una eliminación de algunas entradas sino se ha tomado todas las entradas y se han transformado para generar las nuevas entradas resultantes, y esto lo hace un método bastante útil para aplicar en algoritmos de inteligencia artificial.

3.1. Que es Árbol de decisión

Un árbol de decisión es un algoritmo de aprendizaje supervisado cuyo pseudocódigo es similar a las hojas de un árbol y sus caminos desde el tallo principal, donde la raíz recibe los nutrientes y estos siguen un camino para llevar a las hojas cada nutriente de forma individual, en términos prácticos estos nutrientes son los datos, pero se procesan de uno en uno, a medida que un dato va moviéndose por las ramas del árbol se van tomando decisiones en los nodos donde se presentan dos o más caminos con el objetivo de elegir un solo camino (rama), sin retroceder y siempre hacia adelante hasta llegar a la hoja decidida, y estas decisiones definen un único camino tomado desde la raíz hasta la hoja, donde el camino que sigue es único, ahora estas hojas representan las salidas, por ejemplo si el dato fuera una imagen de una vaca y se tuvieran que clasificar entre 10 animales de una granja, se tendrían 10 hojas en este árbol de decisión, el tallo recibiría la imagen de la vaca y a través de varias preguntas este dato viajaría por diferentes ramas del árbol hasta llegar a la hoja correspondiente y definir que es una imagen de una vaca. Un ejemplo sería:

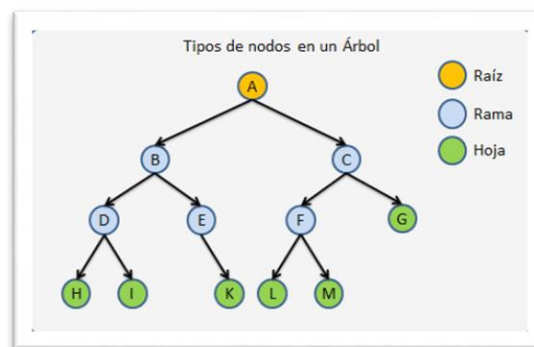


ILUSTRACIÓN 5. EJEMPLO ÁRBOL DE DECISIÓN

FUENTE ([HTTPS://OSCARBLANCARTEBLOG.COM](https://oscarblancarteblog.com), 2022)

Si bien el ejemplo usado es de clasificación, que es cuando se etiqueta el dato en alguna categoría (por ejemplo: categoría de vaca), los árboles de decisión sirven también para la regresión que es cuando en lugar de definir una categoría para un dato, el árbol puede definir una proyección de un dato, por ejemplo: el futuro valor del dólar en base a movimientos del valor del dólar en el tiempo en el último mes.

3.2. Que es Random Forest

El Random Forest (bosque aleatorio en español) es en sí, un conjunto de árboles de decisión que forman equipo cuya interrelación es por bagging (<https://machinelearningparatodos.com>, 2022), y por ende también hace parte de los algoritmos de aprendizaje supervisado, por ejemplo un bosque podría tener 4 árboles, cada árbol funcionaria tal cual como lo explicado en el Capítulo 3.1, como se

tienen varios árboles, no es necesario que todos los arboles reciban todos los datos sino que cada uno recibe una porción de los mismos y cada árbol daría su predicción a distintas muestras del mismo problema, con esto al combinar las respuestas de los arboles algunos errores se compensan con otros y la predicción que generaliza mejor la respuesta a los datos, además de que cada árbol tiene menos datos para entrenar entonces su entrenamiento es más rápido, a la vez que se puede entrenar cada árbol en paralelo, una imagen representativa seria la siguiente:

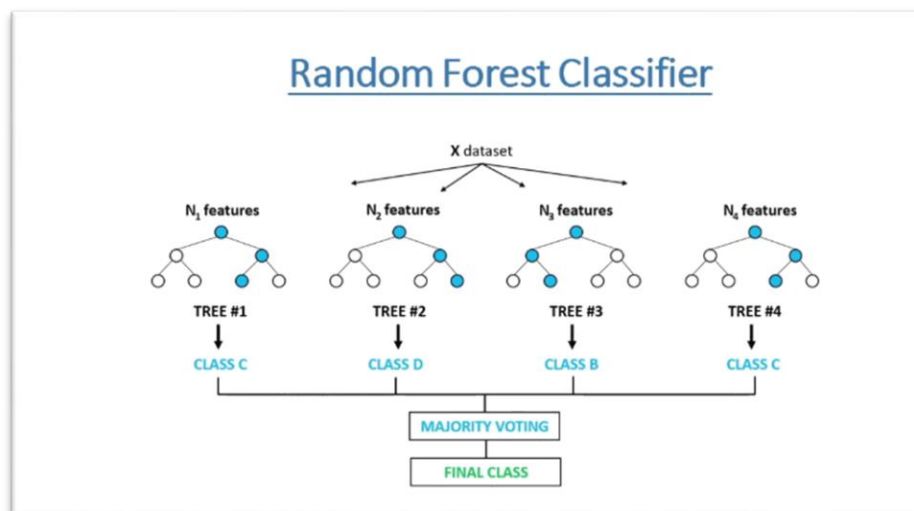


ILUSTRACIÓN 6. EJEMPLO RANDOM FOREST

FUENTE ([HTTPS://WWW.FREECODECAMP.ORG/](https://www.freecodecamp.org/), 2022)

3.3. Que es Regresión Logística

La regresión es un tipo de algoritmo donde se estima el valor de probabilidad de que una respuesta sea dada a una entrada, en términos de clasificación esto generara un valor de probabilidad para cada categoría donde sumando todos los valores de probabilidad da 1, en esto para usarla ante un problema de clasificación lo que se realiza es una aproximación binaria al dígito más cercano (cero o uno) a partir de un umbral mínimo de probabilidad, es decir si para una categoría X se tiene una probabilidad del 0.85 y el umbral de decisión de aproximación binaria es de 0.6, entonces se aproximara diciendo que esa entrada pertenece a la categoría que se aproximó y las demás categorías serán aproximadas a cero indicando con esto que pertenece a una categoría y a las demás no, una imagen que lo podría representar seria:

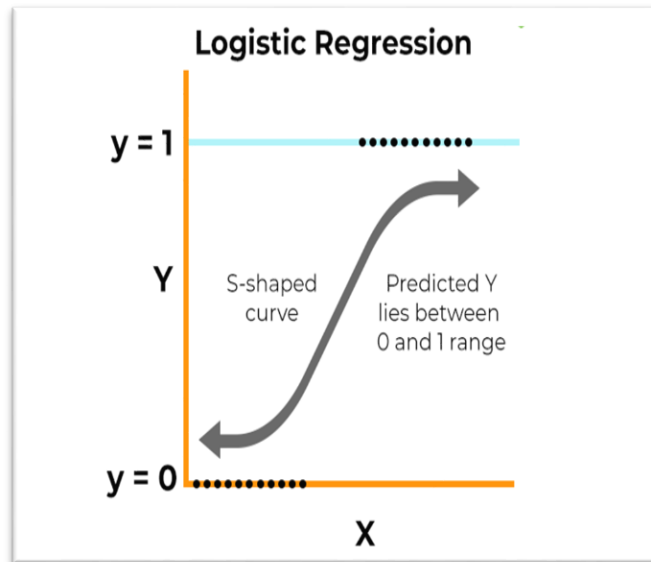


ILUSTRACIÓN 7, EJEMPLO REGRESIÓN LOGÍSTICA

FUENTE PIMAGES ([HTTPS://PIMAGES.TOOLBOX.COM](https://pimages.toolbox.com), 2022)

3.4. Que es el clasificador Dummy

El clasificador Dummy es quizás uno de los más sencillos y es debido a contrario a otros algoritmos de aprendizaje supervisado, este no intenta aprender la generalidad de los datos o patrón de los mismos, este modelo analiza cual etiqueta es más frecuente en el conjunto de datos de entrenamiento y hace algunas predicciones basadas en esta etiqueta, por ello a veces se le llama clasificador ficticio y se le suele representar con una matriz de confusión, así:

		Ground Truth	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	True positives	False positives
	Negative	False negatives	True negatives

ILUSTRACIÓN 8. EJEMPLO MATRIZ DE CONFUSIÓN

FUENTE ([HTTPS://INTERACTIVECHAOS.COM](https://interactivechaos.com), 2022)

3.5. Que es Vecinos más cercanos

El clasificador por agrupamiento de vecinos más cercanos es un algoritmo de aprendizaje supervisado donde se busca clasificar los datos en base a similitud con otros datos del dataset, de esta manera un nuevo dato será clasificado acorde al grupo de datos (categoría) más cercana, de esta manera se establecen cantidad de grupos iguales a la cantidad de categorías, y el algoritmo aprende a agrupar los datos durante el entrenamiento, de esta manera cuando llega un nuevo dato, este es agrupado a la categoría más próxima en el momento de realizar la predicción, por ejemplo:

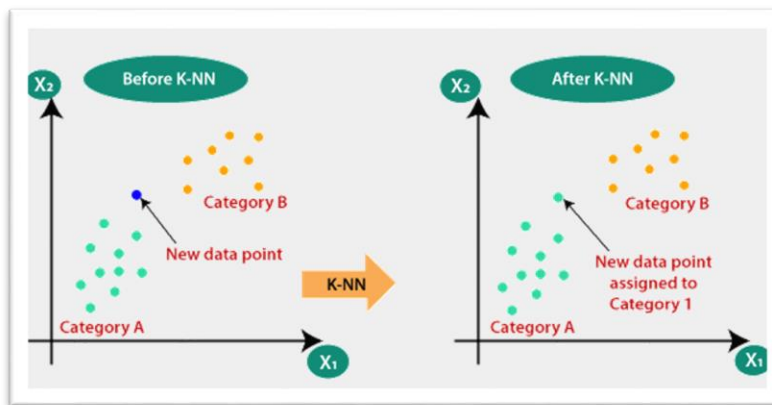


ILUSTRACIÓN 9. EJEMPLO VECINOS MÁS CERCANOS

FUENTE ([HTTPS://STATIC.JAVATPOINT.COM](https://static.javatpoint.com), 2022)

3.6. Que es Gaussian Naive Bayes

El clasificador Gaussiano de Naive Bayes, es un algoritmo de aprendizaje supervisado, pero es diferente a los demás, a diferencia de los algoritmos anteriormente mencionados los cuales son discriminativos a las categorías, donde un dato pertenece a solo una categoría, es decir, aprenden directamente la relación entre la salida de los datos y los datos en sí. En lugar de hacer esto Naive Bayes se basa en la probabilidad condicional y el teorema de Bayes.

Esta probabilidad condicional es establecer la probabilidad en base al resultado actual (llamaremos a esta probabilidad como A para fácil interpretación) y a los resultados previos (llamaremos a esto B para poder entenderlo más fácil), es decir tomando la probabilidad del evento previo y la probabilidad del evento actual se calcula una nueva probabilidad en base a estos dos datos así: $P(A | B) = P(A, B) / P(B)$, pero esta ecuación es fácil cuando se habla de solo dos eventos, cuando son muchos eventos, todos independientes entre sí en términos de que cada entrada no tiene relación entre ellas mismas,

o al menos se asume que no tienen relación y es por esta suposición que a veces a este algoritmo también se le conoce como Bayes simples, se utiliza el teorema de Bayes:

$$P(B_1, B_2, \dots, B_n, A) = P(B_1 \mid B_2, B_3, \dots, B_n, A)P(B_2, B_3, \dots, B_n, A)$$

Por supuesto no se trata de resolverla de forma manual y menos cuando en un conjunto de entrenamiento puede haber fácilmente unos 10.000 datos para ingresar a esta ecuación, si bien no es compleja, resulta ser, este algoritmo, un algoritmo muy potente. Un ejemplo sería:

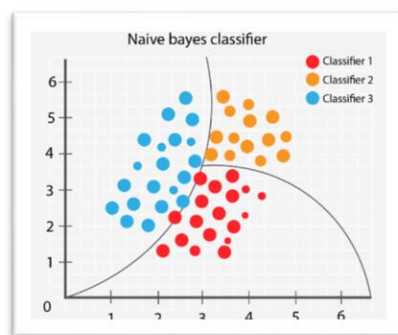


ILUSTRACIÓN 10. EJEMPLO DE NAIVE BAYES

FUENTE ([HTTPS://EDITOR.ANALYTICSVIDHYA.COM](https://editor.analyticsvidhya.com), 2022)

4. Preparación de los datos

4.1. Metodología a aplicar

En este apartado se define el proceso a seguir para preparar los datos, para ello y considerando la experiencia de Aurora Salgado (Salgado Díaz del Río, 2019), donde nos muestra que para tratar una muestra de audio la forma recomendada es extraer las características del audio y crear un vector donde cada posición del mismo es una característica de esta extracción, lo único es que Aurora extrae casi todas las características de las que son posible extraer (>35), por lo que revisando otras fuentes bibliográficas con el fin de comparar y hallar el factor común entre las diversas metodologías, para ver cuáles son las características más relevantes, con el trabajo de Sanket Doshi (Doshi, Music Feature Extraction in Python, 2018) quien da mucha valiosa importancia al croma, rms, Centroide espectral, ancho de banda, reducción espectral, el cruce por cero y el MFCC y el trabajo de Juan Sebastián Méndez (Méndez Hernández, 2020), fortalece algunos de ellos y enfoca un valor que resalta la importancia del MFCC.

Si bien Juan Sebastián usa mayormente el MFCC, Sanket Doshi y Aurora tiene un punto en común con las características mencionadas, con ello se tienen 6 características a extraer y 20 que entrega el MFCC, para un total de 26 características.

Seguido a esto y aplicando lo aprendido por el trabajo de la universidad de Washington (José Pérez de Arce, 2013) a esas 26 posiciones del vector resultante le aplicaremos el PCA para reducir aún más la dimensionalidad de este vector.

4.2. Metodología Split segundos para facilitar despliegue en producción

Hasta el momento se tienen los datos en crudo proporcionados por kaggle, pero la mayoría de los audios tienen una duración superior a los 2 minutos y casi todos en tiempos distintos, por ello se requiere estandarizar la información de entrenamiento buscando que todos tengan la misma longitud temporal por ello se decide no usar el audio con su total longitud sino procesar el audio por fracciones del mismo en modo similar a lo que es un espectrograma, con esto se estará directamente aplicando el otro punto a considerar el cual viene relacionado con lo expuesto por Juan Sebastián Gómez Cañón (Cañón., 2018), donde estipula que la cantidad de datos que se usa en el entrenamiento del modelo es un factor crucial para el aprendizaje del mismo, por ello al realizar este Split de los datos se estaría haciendo un ligero incremento en la cantidad de datos a comparación del tamaño original.

Ahora para tomar la elección sobre cuál es el Split correcto, se ha calculado el cómo afecta el incremento de datos a medida que se hace el Split, como la idea de este modelo es poder aplicar todas las etapas de la metodología CRISP-DM (Capítulo 2.3), incluyendo la etapa de llevar el modelo a producción, puntualmente en un entorno donde se pueda implementar el modelo casi en real time, esto se puede representar así:

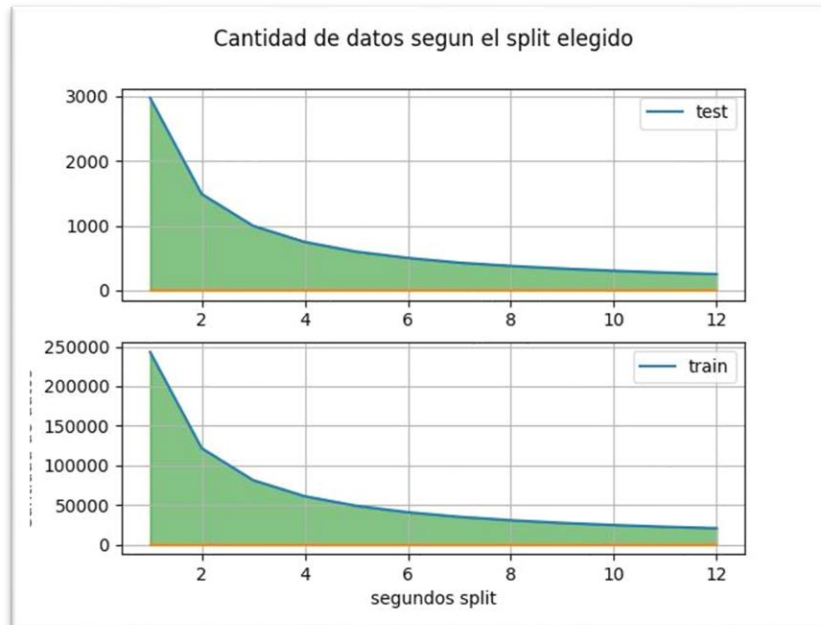


ILUSTRACIÓN 11. CANTIDAD DE DATOS SEGÚN SPLIT ELEGIDO

FUENTE: AUTOR

Por supuesto al fragmentar el audio también se debe fragmentar el vector de salida (con las etiquetas que apliquen) esto para cada fragmento de audio, por ejemplo, si se divide en secciones de 2 segundos un audio de 100 segundos se tendrán 50 muestras de audio y sus 50 salidas.

En total hay 11 salidas etiquetadas (binarias), para 11 instrumentos, una por cada etiqueta posible según el dataset, cabe aclarar que para algunas de estas salidas simplemente será cero, es decir, este instrumento no suena en este audio, esto se hace para poder estandarizar la cantidad de salidas igual para todas las muestras.

Esta división también afecta el tamaño del vector que representa cada audio (antes de la extracción de características que se aplicará más adelante), si bien esto no afecta el tamaño del vector que se entrega al modelo, entre más corto sea el vector más rápido será la extracción de características, una relación se vería con el siguiente gráfico:

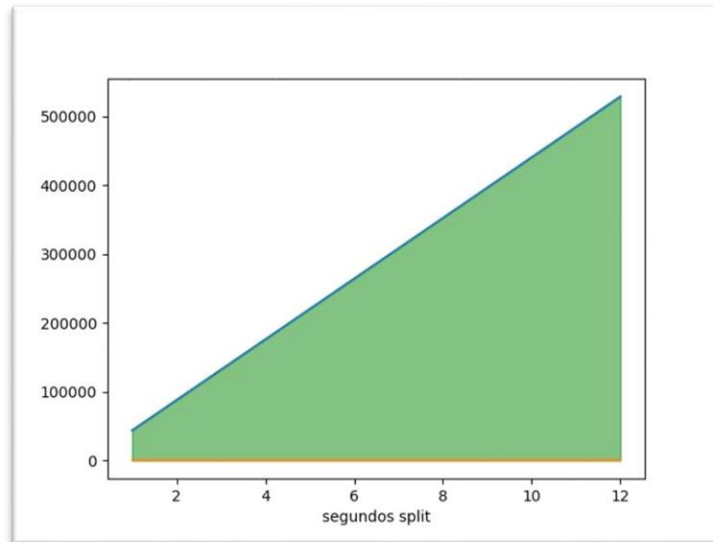


ILUSTRACIÓN 12. CANTIDAD DE ENTRADAS SEGÚN SPLIT

FUENTE: AUTOR

Con lo cual ya se tienen dos relaciones: la primera es inversa donde a un Split pequeño (ejemplo 2 segundos) se tienen un aumento de datos significativo y dos, directa, es que a un Split pequeño el vector del audio será pequeño y con ello pequeño el vector que lo representa.

En este punto de este trabajo aún no se definirá el valor del Split a usar, esto se hace en el apartado de modelado (más puntualmente en el capítulo 4.6.1), por lo que por ahora centraremos la atención en realizar data incrementation sobre cada fragmento de audio.

4.3. Data audio incrementation

En el momento de necesitar realizar un incremento de datos ahí varias transformaciones que se le pueden realizar a los datos, desde poner ruido, hacer modificaciones a la frecuencia o velocidad de reproducción, entre otras, afortunadamente existe la librería `nlpaug` (<https://nlpaug.readthedocs.io>, 2019), la cual es una librería para realizar diversas transformaciones sobre audios entre ellas están:

- Añadido de ruido aleatorio
- Añadido de una máscara para poner elementos de fondo
- Pitch para ajuste de tono
- Añadido ruido de fondo en base a armónicos del mismo audio

- Modificación parcial de volumen sobre un tramo del audio
- Cambio de tono parcial en una porción del audio
- Ajuste volumen del audio
- Cambio velocidad de reproducción del audio
- Normalización sobre la máscara de audio

Todas las transformaciones sobre los audios no se pueden realizar en todas las ocasiones, por ejemplo, si en un audio abunda silencio (no sonidos) en una porción del audio, esto generará un error para algunas conversiones, pero las demás se podrán realizar con normalidad, por ello se han aplicado la mayoría de las conversiones según el audio lo permita.

En esto, casi se tendrá un aumento de data en una relación de 1 a 9, es decir un audio se puede convertir a un máximo de 9 audios, los cuales ya estarán listos para el siguiente paso, extracción de características.

4.3.1. Librería para audio data incrementation

Para facilitar esta tarea de realizar el incremento de audios se ha construido una librería que usando algunas dependencias de procesamiento de audio como `nlpaug`, `Librosa` y `scipy` y junto a lógica propia recibe un audio y lo multiplica por 9 audios, que son el mismo audio pero con algunas transformaciones, como por ejemplo la inclusión de ruido al audio original; entregando la respuesta en forma de vector de 9 posiciones con las diversas como la adición de ruido, esta se ha publicado en el nombre de `AudioAugmentation`

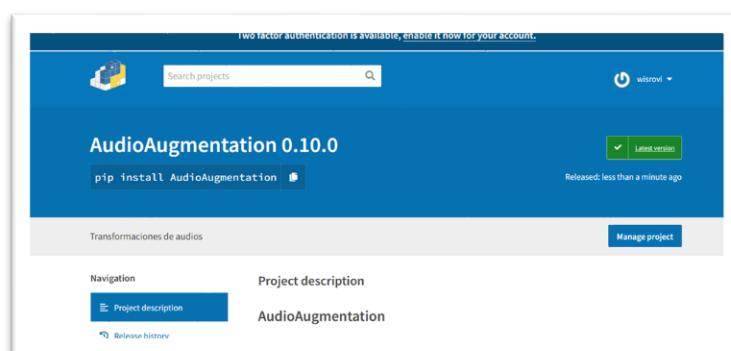


ILUSTRACIÓN 13. LIBRERÍA PYTHON: AUDIOAUGMENTATION

FUENTE: AUTOR

Si el usuario desea puede guardar y/o visualizar cada uno de los audios generados, de esta manera se contendría las transformaciones.

4.4. Extracción características

La extracción de características es una parte muy importante para analizar y encontrar relaciones entre diferentes cosas. Los datos proporcionados de audio no pueden ser entendidos por los modelos directamente para convertirlos en un formato comprensible. Se utiliza la extracción de características. Es un proceso que explica la mayor parte de los datos de forma comprensible. La extracción de características es necesaria para los algoritmos de clasificación, predicción y recomendación, específicamente en este trabajo el de clasificación.

En la literatura de tratamiento de señales, un audio es una señal tridimensional en la que tres ejes representan el tiempo, la amplitud y la frecuencia.

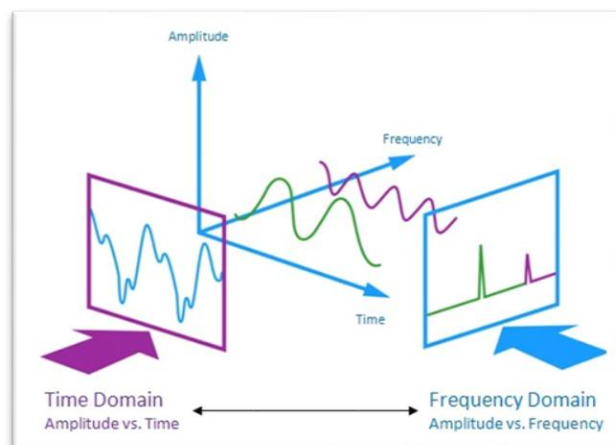


ILUSTRACIÓN 14. TRES DIMENSIONES DE UN AUDIO

FUENTE (TOWARDSDATASCIENCE, 2022)

En los siguientes puntos de este capítulo se va a profundizar en diferentes características que se pueden extraer a un audio.

Se usará Librosa (<https://librosa.org>, 2022), una librería de Python para analizar y extraer características de una señal de audio

4.4.1. Taza cruce por cero

Una señal de audio es una variación donde la señal pasa varias veces entre valores positivos y negativos, estos cambios es lo que define cada tonalidad e intensidad del sonido, esta es la tasa de cambio

de signo a lo largo de una señal, es decir cambia de positiva a negativa y viceversa, esto es muy usado para el reconocimiento de voz, a gran percusión en valor es mayor, como es el caso del metal o rock.

Por ejemplo, para el siguiente audio se puede identificar que hay cinco cruces por cero:

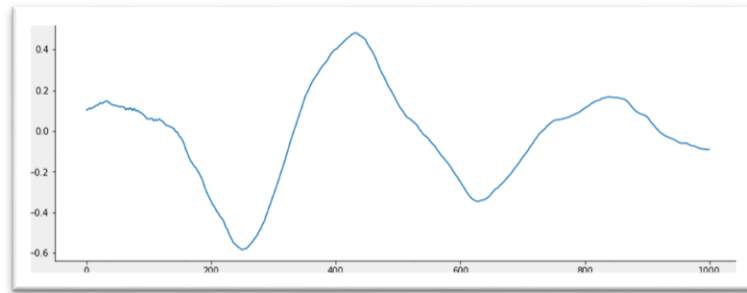


ILUSTRACIÓN 15. EJEMPLO CRUCE POR CERO

FUENTE ([HTTPS://JOSERZAPATA.GITHUB.IO](https://joserzapata.github.io), 2022)

4.4.2. Centroide espectral

Este inicia donde se encuentra el “centro de masa” de un sonido, y se calcula como la media ponderada de las frecuencias presentes en el sonido. Si no hay variación de frecuencias entonces el Centroide espectral estaría alrededor de un centro.

4.4.3. Reducción espectral

Es la frecuencia por debajo de la cual se encuentra un porcentaje específico de energía espectral, dicha energía es el promedio de la energía del audio.

4.4.4. RMS

Es el valor de la raíz cuadrada media (RMS) para cada cuadro, ya sea de las muestras de audio y/o de un espectrograma, que se emplea para conocer la media aproximada de potencia.

4.4.5. croma

Se define el espectro de un sonido como la representación de la distribución de energía sonora de dicho sonido en función de la frecuencia. El espectro es importante porque la percepción auditiva del sonido es de naturaleza predominantemente.

4.4.6. ancho de banda

El ancho de banda espectral es la longitud de la extensión de frecuencias, medida en hercios (Hz), en la que se concentra la mayor potencia de la señal.

4.4.7. MFCC — Coeficientes centrales de frecuencia Mel

Esta característica es uno de los métodos más importantes para extraer una característica de una señal de audio y se usa principalmente cuando se trabaja con señales de audio. Los coeficientes centrales de frecuencia de MEL (MFCC) de una señal son un pequeño conjunto de características (generalmente entre 10 y 20) que describen de manera concisa la forma general de una envolvente espectral. Prácticamente el audio original se divide en fracciones (generalmente 20), de esta manera se en cada sección se halla la medida de la envolvente.

4.4.8. Resumen extracción

Con esto ya se ha extraído las características de la señal musical.

Para resumir: para cada audio se tendrá el siguiente vector de respuesta:

croma	rms	Centroide espectral	ancho banda	reducción espectral	cruces por cero	MFCC
1 valor	1 valor	1 valor	1 valor	1 valor	1 valor	20 valores

TABLA 2: VECTOR DE SALIDA LUEGO DE EXTRAER LAS CARACTERÍSTICAS DEL AUDIO

FUENTE: AUTOR

Es decir, para cada audio, sin importar el tamaño del vector de entrada, se convertirá luego de la extracción de características en un vector de tamaño 26 valores.

4.4.9. Librería publicada para extracción de características

Para facilitar esta tarea de extracción de características se ha construido una librería que usando algunas dependencias de procesamiento de audio como Librosa y scipy y junto a lógica propia recibe un audio y le extrae estas 26 características, entregando la respuesta en forma de vector, esta se ha publicado en el nombre de ProcessAudio (<https://pypi.org/project/ProcessAudio>, 2022).

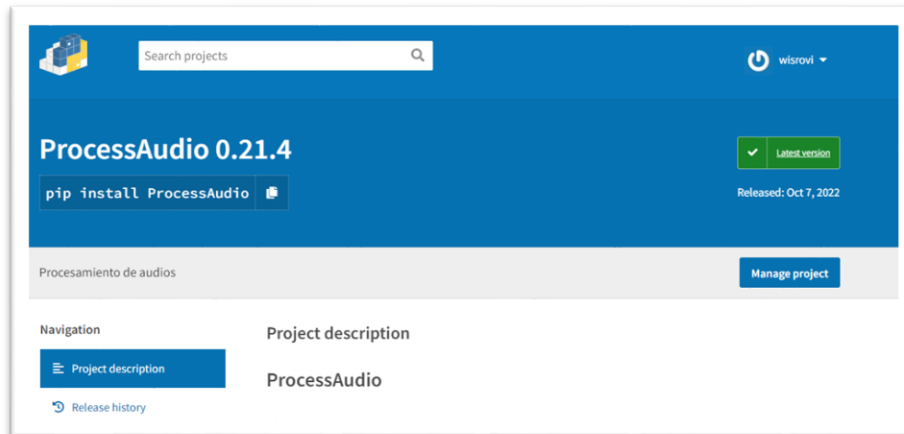


ILUSTRACIÓN 16. LIBRERÍA PYTHON: PROCESSAUDIO

FUENTE: AUTOR

Como el tamaño del vector de entrada no define el tamaño del vector de salida (resultado de la extracción de características), entonces ya el tamaño del vector no es un factor que tenga preocupación para entrenar el modelo, lo único aún por resolver es el Split de datos, tema que se solucionará en el modelado (Capítulo 4.6.1).

4.5. PCA

Luego de extraer las características a todos los audios se tendrán 26 características, pero para fines prácticos, aun es un vector algo amplio, por lo que se realizó sobre los datos un análisis de cada una

de esas características, también llamado componentes, dando el siguiente resultado:

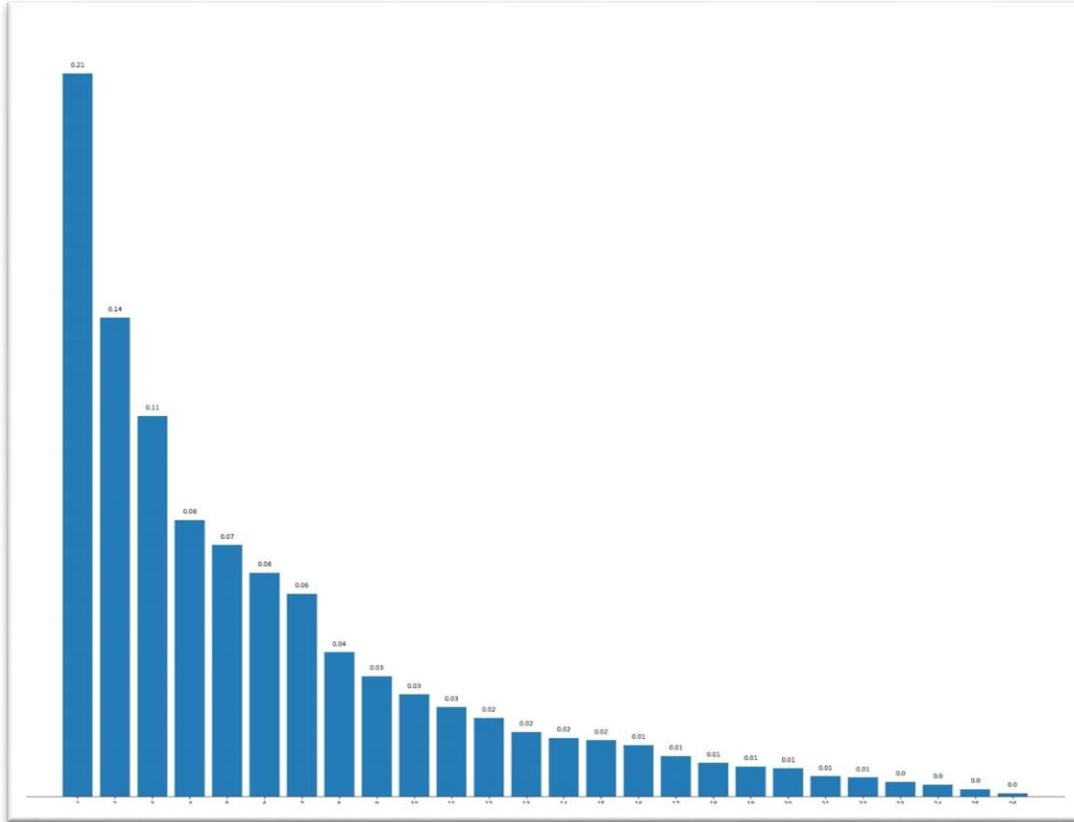


ILUSTRACIÓN 17. CANTIDAD DE INFORMACIÓN EN CADA COMPONENTE

FUENTE: AUTOR

Como se puede observar, las ultimas componentes contienen muy poco de la información original, así que con el PCA, lo cual indica que al aplicar el PCA si se logra tener una reducción de componentes, para ello se evaluará que valor sería más apropiado como nueva cantidad de componentes, en pocas palabras el vector 26 posiciones lo vamos a reducir a un valor menor, por ejemplo 21 componentes, de esta manera al modelo que se entrene le resultará más fácil aprender la generalidad de los datos y dará mejores métricas positivas en la evaluación del modelo, para ello se debe sacrificar un poco de la información, buscando que sea muy poco o mantener al menos un 90% o más de la información, pero cuál sería el porcentaje de la información que se mantendría luego de una reducción de dimensionalidad, para facilitar esta decisión se ha construido el siguiente gráfico:

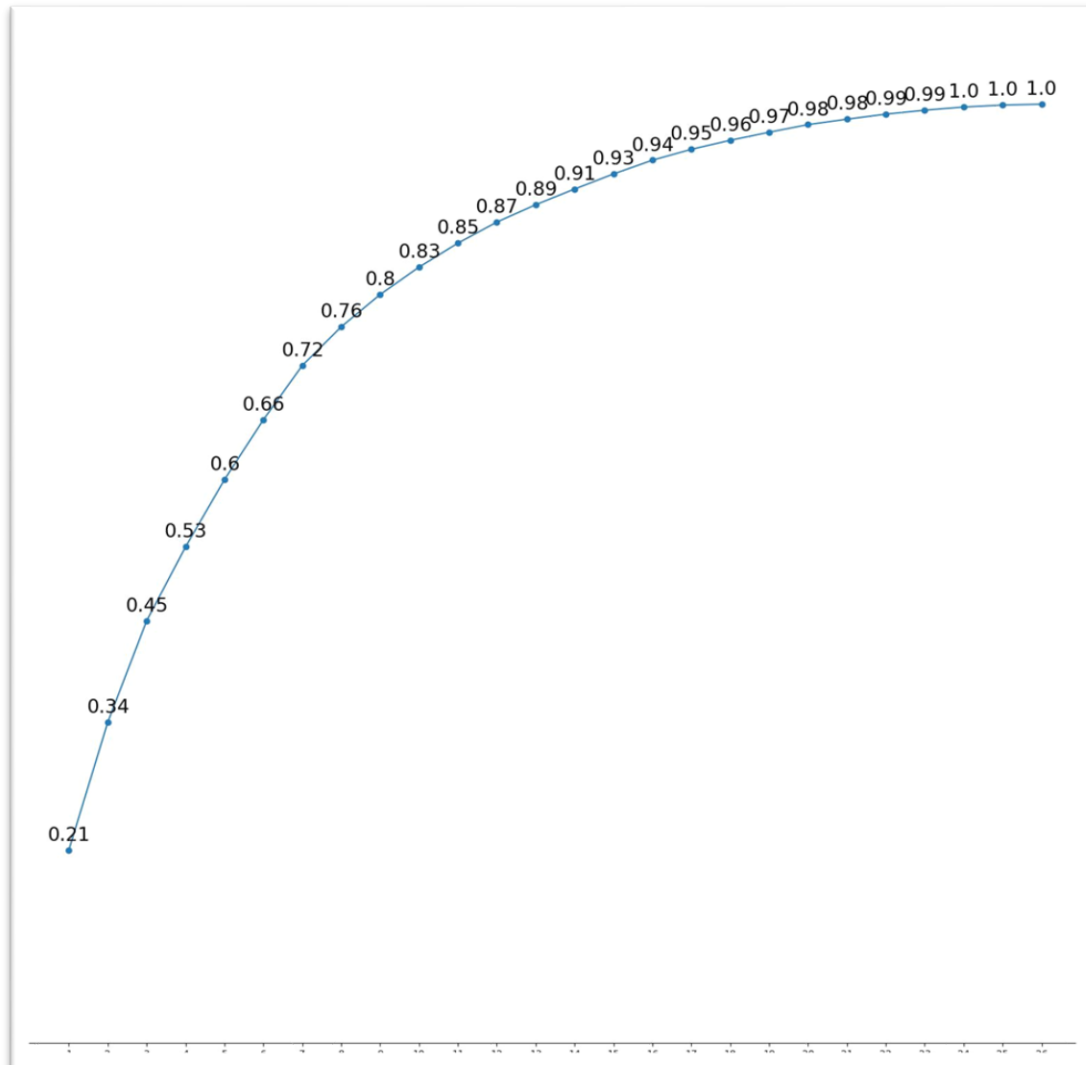


ILUSTRACIÓN 18. PORCENTAJE DE INFORMACIÓN LUEGO DE APLICAR PCA

FUENTE: AUTOR

Ahora la decisión no es fácil, básicamente se busca sacrificar la menor cantidad de información, pero ganando una buena reducción. Con el análisis de resultados de reducción de dimensionalidad, se puede observar que al mantener las 15 primeras características se puede conservar cerca del 93% del total de la información, 15 nuevas componentes diferentes a las componentes originales, dicho de otra manera: al reducir 42% el tamaño del vector de 26 posiciones (tamaño original=26, tamaño luego de PCA=15), puedo mantener el 93% de la información, es decir, sacrificando un aproximado al 7%

de la información puedo reducir la cantidad de entradas a casi la mitad, lo que es un buen negocio, y que va a beneficiar exponencialmente al modelo a entrenar.

Con este análisis, parece conveniente mantener el 93% de la información puesto que así se logra reducir casi a la mitad la cantidad de entradas, por ello se parametriza para este trabajo el 93% para el PCA.

En resumen, se tendría lo siguiente:

split segundos	vector entrada	cantidad datos		extraccion de características	PCA (%)																		
		train	test		85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99				
1	44100	243106	2968	26	12	12	12	13	13	14	15	15	16	17	17	18	20	21	23				
2	88200	121700	1488	26	11	12	12	13	13	14	14	15	16	16	17	18	19	21	23				
3	132300	81248	996	26	11	12	12	13	13	14	14	15	16	16	17	18	19	21	23				
4	176400	61014	748	26	11	12	12	13	13	14	14	15	16	16	17	18	19	21	23				
5	220500	48878	598	26	11	12	12	12	13	14	14	15	16	16	17	18	19	21	23				
6	264600	40780	502	26	11	11	12	12	13	14	14	15	16	16	17	18	19	21	23				
7	308700	34996	428	26	11	11	12	12	13	14	14	15	16	16	17	18	19	21	23				
8	352800	30666	378	26	11	11	12	12	13	13	14	15	15	16	17	18	19	21	23				
9	396900	27290	338	26	11	11	12	12	13	13	14	15	15	16	17	18	19	21	23				
10	441000	24604	304	26	11	11	12	12	13	13	14	15	15	16	17	18	19	21	23				
11	485100	22388	276	26	11	11	12	12	13	13	14	15	15	16	17	18	19	21	23				
12	529200	20550	252	26	11	11	12	12	13	13	14	14	15	16	17	18	19	21	23				

ILUSTRACIÓN 19. % INFORMACIÓN VS COMPONENTES EN PCA

FUENTE: AUTOR

4.6. Definición configuraciones de datos para modelo

4.6.1. Elección del Split en segundos a usar

Ahora ha llegado el momento de tomar la decisión crucial que va a definir cuál es el Split a usar, para ello NO se usó una decisión aleatoria o una de alguna bibliografía debido a que esta división surgió durante conversación con el tutor para facilitar el tratamiento de los datos y que diera como resultado un modelo que pudiera ser implantado en entorno productivo en streaming de audio poder clasificarlo a medida que va ocurriendo el streaming, por lo que se usó el método de evaluación, anteriormente en la ilustración 14, se mostró la posibilidad de usar de 1 a 12 como valor de segundos para el Split, y se profundizo en ese valor en el Capítulo 4.2.

Para poder realizar esta evaluación se entrenaron para cada uno de los Split (1 a 12) un Random Forest con valores por default, buscando ver cómo afecta el aprendizaje del modelo el Split a usar, para ello se muestra el siguiente gráfico que resume un entrenamiento para cada Split:

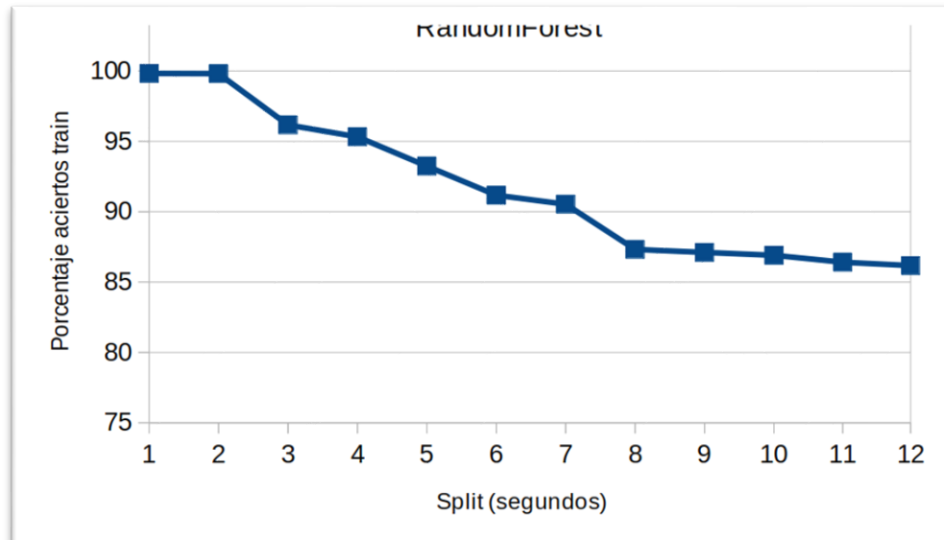


ILUSTRACIÓN 20. ACIERTOS TRAIN MODELO DEFAULT

FUENTE: AUTOR

Para el entrenamiento expuesto a cada audio se ha hecho cada Split expuesto y cada vector resultante se aplicó la extracción de características, incremento de datos y PCA (vector de 15 posiciones resultante para cada audio), luego se creó un archivo csv que contenía en las filas cada vector de cada audio, con esto, se realizó un train usando el algoritmo Random Forest (con hiperparametros por default) con cada archivo de cada Split y con los resultados de cada entrenamiento se generó el grafico anterior, esto para determinar cuál Split era el más adecuado.

Se puede observar que hay dos puntos de inflexión, que disparan las métricas de aprendizaje, el primero es el Split a 7 segundos donde se obtiene un porcentaje de aciertos de 90,53% y otro punto de inflexión en el Split a 2 segundos donde se logra un porcentaje de aciertos de 98,6%, con ello se nota un reflejo en esos puntos de inflexión que acelera de forma importante el aprendizaje del modelo, por lo que se elige usar el Split de 2 dado que entrega en % de aciertos más alto entre los dos punto de inflexión y con un audio de dos segundos es suficiente para lograr la meta de clasificación.

4.6.2. Función de evaluación a usar

Hasta ahora no se ha hablado de accuracy, Recall u otros, esto debido a que sciki-learn para las salidas multiclase no dispone de unas métricas que se puedan usar con facilidad, aún la matriz de confusión (para multiclase), por ello se creó una función que contabiliza la cantidad de aciertos (verdaderos positivos y verdaderos negativos) y los no aciertos como falsos (falsos positivos y falsos negativos),

entonces se tiene una balanza donde en un extremo están los aciertos y en el otro las equivocaciones, función que devuelve el valor en el lado de los aciertos en forma de porcentaje.

4.6.3. División de datos en train, valid y test

Cada dato será un vector de 88200 valores, que seguido de la extracción de características se tendrán 26 valores y finalmente luego del PCA se tendrá 15 valores, es decir, para el entrenamiento, se tendrá una matriz de 15 columnas y $\pm 121700 \times 9$ muestras (el multiplicado a 9 es gracias al incremento expuesto en el capítulo 4.3), con esto ahora ya se puede pasar a entrenar el modelo de inteligencia artificial.

Kaggle en sus datasets siempre entrega dividido el set de train y el set de test, pero se sugiere en estas competencias dejar el set de datos de test para evaluar el entorno productivo y el set de datos de train usarlo para train y valid, generalmente 80% y 20% respectivamente, siendo así se tiene (con Split a 2 segundos):

- Train: 694688 muestras
- Valid: 173672 muestras
- Test: 744 muestras (dadas por kaggle)

5. Entrenamiento modelo

Los autores citados han usado el Deep learning para el desarrollo de este trabajo, así que este fue el camino inicial al usar, para ello partiendo del archivo CSV constituido una matriz de 15X102160X9 se ha diseñado dos modelos de red neuronal, usando la librería de keras con backend de tensorflow 2.1, que par fin de diferenciarlos se han titulado como: básico y experimental.

Adicionalmente y dado que los autores encontrados en el estado del arte se inclinaron directamente por las redes neuronales mayormente, tenía la pregunta de porque habían tomado esa decisión, por ello se quiso por iniciativa en este trabajo comparar con algunos modelos de inteligencia artificial clásicos y en base a esta comparación determinar el porqué de la decisión de estos autores, en ello se decidió entrenar algunos modelos vistos durante el Máster, estos son: Random Forest, Regresión logística, Árbol de decisión, Clasificador Dummy, Vecinos más cercanos y Gaussian Naive Bayes, y en base a esto comparar los resultados, para estos modelos se usó el MultiOutputClassifier (para las salidas multietiqueta), GridSearchCV (Para varias validaciones de parámetros) y 10-Kfold para entrenar varios modelos del mismo tipo de forma simultanea (con ligeros cambios en los hiperparametros) y quedarnos con el mejor de todos los modelos.

Al final de este capítulo se presenta una tabla resumen comparando los resultados y se elegirá el modelo con las mejores métricas en la comparación, el cual se hará un despliegue como API (Detalles en el capítulo 6).

5.1. Modelo RNA básico

Para el primer modelo de red neuronal se ha entrenado un modelo muy sencillo de 8 capas, las capas ocultas usaran la función de activación ReLu, la primera capa tendrá las 15 neuronas (salida del PCA) y la capa final tendrá 11 neuronas, cada una para cada instrumento musical a identificar, en cuanto a la función de optimización se usará Adam con un factor de aprendizaje de 0,00001, se usaron las métricas el error cuadrático medio y accuracy, y para , este modelo tendrá para entrenar 122.423 parámetros, a continuación una imagen que resume al modelo:

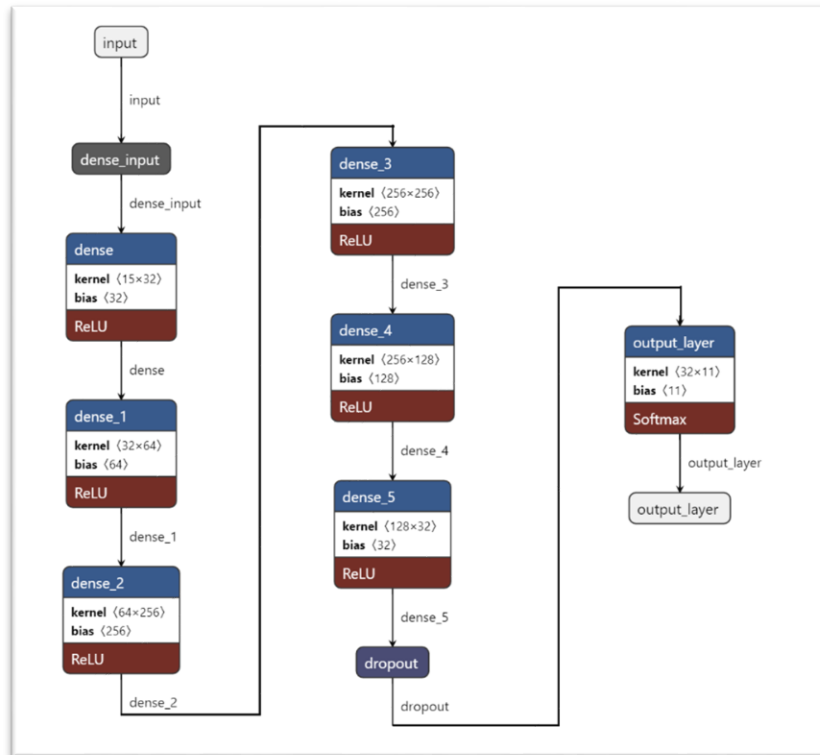


ILUSTRACIÓN 21. RNA SIMPLE

FUENTE: AUTOR USANDO ([HTTPS://NETRON.APP](https://netron.app), 2022)

Se han obtenido los siguientes resultados:

train	valid	test	tiempo respuesta (seg)
90,36%	90,27%	90,09%	0,06

ILUSTRACIÓN 22. RESULTADOS ENTRENAR RNA BÁSICO

FUENTE: AUTOR

5.2. Modelo RNA experimental

Este modelo tiene como base lo aprendido del diseño del modelo anterior, pero mirando la documentación de tensorflow se ha encontrado que hay varias otros tipos de capas a usar, se han mantenido el optimizador y métricas, pero se hace un diseño donde se integren algunas de esas capas con

el intento de mejorar los resultados anteriores, entre ellas la capa Conv1D, UpSampling1D, MaxPooling1D, GlobalAveragePooling1D y Flatten que no se encontraban en el diseño anterior, para un total de 34 capas y 76.255 parámetros, mayormente tiene varios bloques como el siguiente:

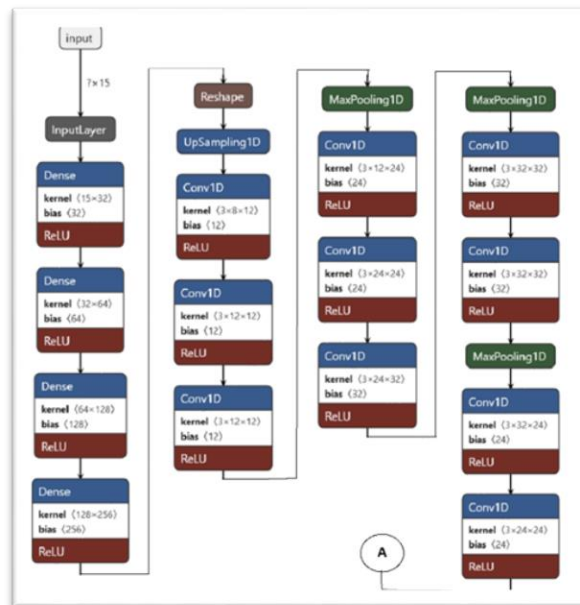


ILUSTRACIÓN 23. RNA EXPERIMENTAL, PARTE 1

FUENTE: AUTOR USANDO ([HTTPS://NETRON.APP](https://netron.app), 2022)

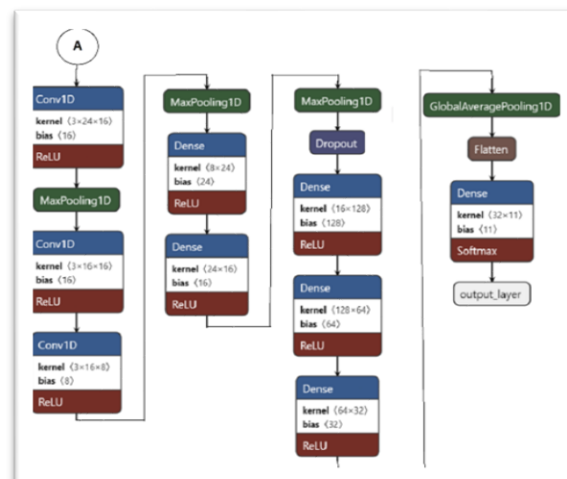


ILUSTRACIÓN 24. RNA EXPERIMENTAL, PARTE 2

FUENTE: AUTOR USANDO ([HTTPS://NETRON.APP](https://netron.app), 2022)

Luego del entrenamiento se lograron los siguientes resultados:

train	valid	test	tiempo respuesta (seg)
78.63%	78.72%	80.09%	0.32

ILUSTRACIÓN 25. RESULTADOS ENTRENAR RNA EXPERIMENTAL

FUENTE: AUTOR

5.3. Entrenando Random Forest

Para entrenar el Random Forest, básicamente se dejaron las configuraciones por defecto, pues desde el primer entrenamiento se tuvieron resultados bastantes interesantes, por lo que no se tuvo la necesidad de buscar mejorar el modelo, no se muestra el árbol debido a su gran tamaño, mas sólo se muestran los resultados obtenidos:

train	valid	test	tiempo respuesta (seg)
99,81%	95,72%	94,90%	0,79

ILUSTRACIÓN 26. RESULTADO ENTRENAR RANDOM FOREST

FUENTE: AUTOR

Si bien los resultados mejoran sustancialmente, el tiempo que toma el modelo en entregar una respuesta a comparación es mucho mayor.

5.4. Entrenando Regresión Logística

Para entrenar este algoritmo se usa un solver=sag, un máximo de iteraciones de 1000, y activamos la multiclasificación con ovr, de esta manera el modelo estará listo para entrenarse y al final del entrenamiento nos dará los siguientes resultados:

train	valid	test	tiempo respuesta (seg)
92,18%	92,36%	90,72%	1,86

ILUSTRACIÓN 27. RESULTADOS ENTRENAR REGRESIÓN LOGÍSTICA

FUENTE: AUTOR

5.5. Entrenando el Árbol de decisión

Para el árbol de decisión se ha dejado la profundidad como None, de esta manera le estamos pidiendo al algoritmo que calcule de forma automática la profundidad, seguidamente le definimos que el mínimo Split es de 2 que el mínimo samples leaf es de 1 y estado Random es de 123, de esta manera podemos configurar la multiclase en la clasificación.

Luego del entrenamiento se tendrán los siguientes resultados:

train	valid	test	tiempo respuesta (seg)
100,00%	92,54%	91,45%	1,15

ILUSTRACIÓN 28. RESULTADOS ENTRENAR ÁRBOL DE DECISIÓN

FUENTE: AUTOR

Este es el primero que logra al 100% en el train.

5.6. Entrenando el Clasificador Dummy

Por las mismas características del Clasificador Dummy se ha optado dejarlo con sus valores por defecto, pues como lo dice la literatura este algoritmo está diseñado más con el fin de comparar que con el fin de poner en producción, sin embargo, para ser un algoritmo tan poco complejo se obtuvieron resultados bastante aceptables, estos son:

train	valid	test	tiempo respuesta (seg)
85,54%	85,63%	81,54%	3,1

ILUSTRACIÓN 29. RESULTADOS CLASIFICADOR DUMMY

FUENTE: AUTOR

5.7. Entrenando el algoritmo Vecinos más cercanos

En mi poca experiencia usando este algoritmo he encontrado cierta utilidad en dejar los hiperparámetros por defecto, muy poco he tenido que hacer ajuste de hiperparámetros, sin embargo, la validación cruzada se encarga de buscar la mejor combinación de hiperparámetros, por ello no se considera hacer ningún ajuste de hiperparámetros, pues al final el GridSearchCV finalizó dejando los hiperparámetros por defecto, y se obtienen los siguientes resultados:

train	valid	test	tiempo respuesta (seg)
96,63%	96,72%	96,00%	2,3

ILUSTRACIÓN 30. RESULTADOS VECINOS MÁS CERCANOS

FUENTE: AUTOR

Y como se puede notar, los resultados son no menos que excelentes en términos de métricas de medición, lo único es el tiempo que toma en realizar una predicción.

5.8. Entrenando Gaussian Naive Bayes

Naive Bayes es un algoritmo particular, cuya forma de aprendizaje es bastante interesante, lo incluí en esta prueba debido a que quería ver qué resultados podría dar a comparación con algoritmos más comunes en aplicaciones de audios.

Los resultados fueron:

train	valid	test	tiempo respuesta (seg)
90,63%	90,81%	89,00%	1,82

ILUSTRACIÓN 31. RESULTADOS NAIVE BAYES

FUENTE: AUTOR

5.9. Comparación resultados

Para resumir, se estipula la siguiente tabla:

Modelos		Algoritmo	train	valid	test	tiempo all test (seg)
Machine learning	Clásicos	Random Forest	99,81%	95,72%	94,90%	0,79
		Regresión logística	92,18%	92,36%	90,72%	1,86
		Árbol de decisión	100,00%	92,54%	91,45%	1,15
		Clasificador Dummy	85,54%	85,63%	81,54%	3,1
		Vecinos más cercanos	96,63%	96,72%	96,00%	2,3
		Gaussiano Naive Bayes	90,63%	90,81%	89,00%	1,82
	Deep Learning	Básico 122.000 parámetros	90,36%	90,27%	90,09%	0,06
		Experimental	78,63%	78,72%	80,09%	0,32

TABLA 3: RESUMEN MODELOS ENTRENADOS

FUENTE AUTOR

5.10. Elección modelo usar

A pesar de que la mayoría de la bibliografía les apuesta a las redes neuronales, para este ejercicio en particular, los algoritmos clásicos, por su sencillez han funcionado bien, claro, esto es luego de aplicar el PCA, antes de ello, ningún de los mejores modelos lograba superar el 82%.

Con esto y teniendo la tabla resumen anterior **se elige el Random Forest, principalmente por sus porcentajes superiores al 95% en validación y casi el 95% en el testeo y velocidad de respuesta del modelo**, si bien el algoritmo de vecinos más cercanos tiene mejores métricas, su tiempo de predicción es muy alto lo que lo hace ineficiente para un entorno de producción. No se elige la red neuronal básica, pues si bien otorga buenas métricas y gran velocidad de respuesta, no son tan altas las métricas como lo es con Random Forest, pero si el tema tiempo de respuesta NO es un factor clave se podría optar por usar la red neuronal (básica).

5.11. Buscar los mejores hiperparámetros del modelo seleccionado

Luego de haber seleccionado el Random Forest como modelo destinado para desplegarlo a producción, ahora lo siguiente es intentar subir los resultados obtenidos, para ello se eligen mover los siguientes hiperparámetros:



```
params_grid = {
    'n_estimators': [100, 150, 200, 700],
    'max_features': ['auto', 'sqrt', 'log2'],
    'max_depth': [None] + list(range(10, 50)),
    'criterion': ['gini', 'entropy'],
    'min_samples_split': [12, 16, 20]
}
```

ILUSTRACIÓN 32. HIPERPARAMETROS A EVALUAR

FUENTE AUTOR USANDO ([HTTPS://CARBON.NOW.SH/](https://carbon.now.sh/), 2022)

He inicializar el modelo con:



```
rfc = RandomForestClassifier(n_jobs=-1,
                             max_features='sqrt',
                             n_estimators=50,
                             verbose=0,
                             oob_score = True)
```

ILUSTRACIÓN 33. MODELO SELECCIONADO INICIAL

FUENTE AUTOR USANDO ([HTTPS://CARBON.NOW.SH/](https://carbon.now.sh/), 2022)

Con esta configuración se opta por usar la búsqueda en grilla (GridSearchCV) y validación cruzada con 10 bolsas (KFold) usando el “accuracy” como factor de métrica y se repartirá el procesamiento entre todos los núcleos disponibles del procesador, usando esta técnica el mismo algoritmo evaluará todas las combinaciones posibles de los hiperparámetros definidos, esta configuración sería así:


```
grid = GridSearchCV(
    estimator      = rfc,
    param_grid     = params_grid,
    scoring        = 'accuracy',
    n_jobs         = multiprocessing.cpu_count() - 1,
    cv             = KFold(
                        n_splits=10,
                        shuffle=True,
                        random_state=seed
                    ),
    refit          = True,
    verbose        = 10,
    return_train_score = True
)
```

ILUSTRACIÓN 34. BUSCADOR MEJORES HIPERPARAMETROS

FUENTE AUTOR USANDO ([HTTPS://CARBON.NOW.SH/](https://carbon.now.sh/), 2022)

Tener en cuenta que con esta configuración y con los hiperparametros estipulados el modelo tendría 2952 combinaciones posible, por lo cual se probó sólo un entrenamiento (sin GridSearchCV para poder ver cuánto tardaba un solo entrenamiento) y este tardo 75 minutos con un solo núcleo del procesador, puesto que el scikit learn no tiene optimización para multiprocessing en varios núcleos (a diferencia de GridSearchCV que si puede repartir sus entrenamientos en varios núcleos del procesador), lo que lo llevaría a entrenarse por alrededor de 3690 horas usando un solo núcleo o lo que es igual que un poco más de 5 meses.

```
3  grid = train_model(grid)

Iniciando entrenamiento del modelo
Fitting 10 folds for each of 2952 candidates, totalling 29520 fits
```

ILUSTRACIÓN 35. CANTIDAD DE ENTRENAMIENTOS PARA BÚSQUEDA DE HIPERPARAMETROS

FUENTE AUTOR

Para llevar a cabo esta búsqueda de los hiperparametros se usó una cuenta EC3 de AWS (<https://aws.amazon.com>, 2022) para entrenar el modelo, a fortuna la capa gratuita fue suficiente para este ejercicio, con lo cual se creó una maquina EC3 de 64bits con Ubuntu 20.04, con 80GB de disco, 8 núcleos (más núcleos obligaría usar la versión de pago) y 8 Gigas de RAM (más RAM no es

necesaria puesto que lo que lo retrasa es el procesamiento, en realidad el modelo usa poco más de 4GB de RAM así que las 8GB de RAM son suficientes):

```
nporra@ip-172-31-12-245: ~  
porra@ip-172-31-12-245:~$ uname -a  
linux ip-172-31-12-245 5.15.0-1020-aws #24~20.04.1-Ubuntu SMP Fri Sep 2 15:29:13 UTC 2022 x86_64 x86_64 x86_64 GNU/Linux  
porra@ip-172-31-12-245:~$
```

ILUSTRACIÓN 36. MAQUINA CREADA EN AWS

FUENTE AUTOR

Con esta máquina el entrenamiento se podría distribuir en los 8 núcleos, con lo cual se preparó un entorno de google colab (entorno de google para ejecutar código Python) (<https://colab.research.google.com>, 2022), en este entorno se definió el (Codigo Final en Colab, 2022) y la configuración para buscar los hiperparametros:

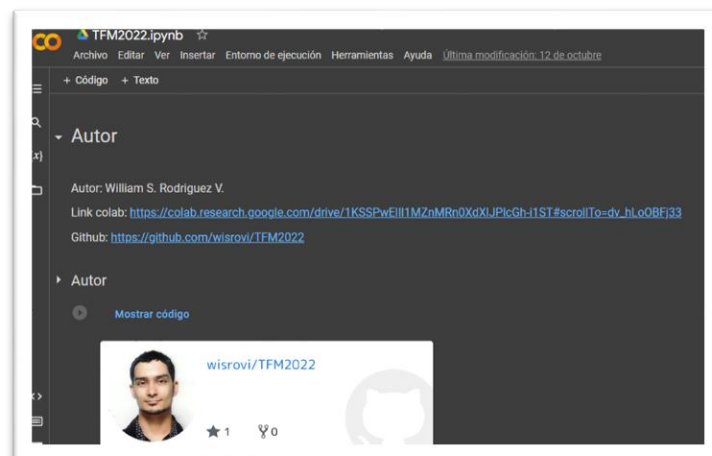
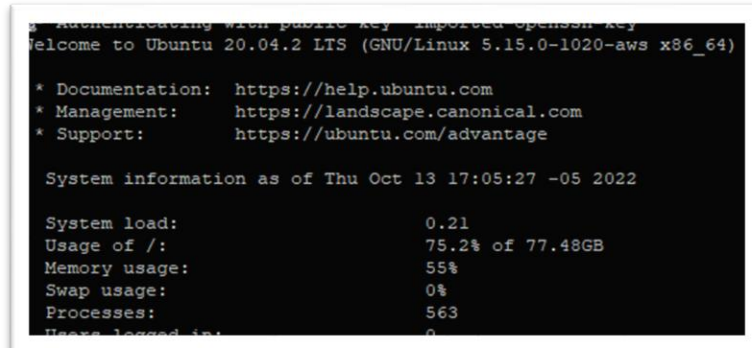


ILUSTRACIÓN 37. CÓDIGO EN GOOGLE COLAB

FUENTE AUTOR

Luego de definido este código final se exporto a script de Python para llevarlo al AWS y ejecutarlo desde allí (no se siguió usando colab debido a que el límite de uso en una sesión son 12 horas [capa gratuita] y porque una falla de desconexión de internet estropearía el entrenamiento, si el tiempo se agota o hay una leve desconexión a internet obligaría a reiniciar el entrenamiento en una nueva sesión, sin opción de continuar donde se quedó), luego de exportado el código a Python y que transfiriera al AWS, este se ejecutó, consumiendo el 82% de la CPU, y usando el 55% de la RAM (poco más de 4GB):



```
Authenticating with public key: imported_openssh_key
Welcome to Ubuntu 20.04.2 LTS (GNU/Linux 5.15.0-1020-aws x86_64)

 * Documentation:  https://help.ubuntu.com
 * Management:    https://landscape.canonical.com
 * Support:        https://ubuntu.com/advantage

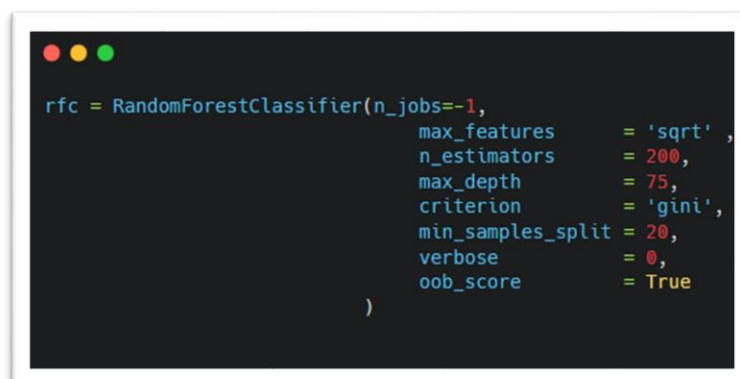
System information as of Thu Oct 13 17:05:27 -05 2022

System load:                0.21
Usage of /:                  75.2% of 77.48GB
Memory usage:               55%
Swap usage:                 0%
Processes:                  563
Users logged in:             0
```

ILUSTRACIÓN 38. USO DE LA MAQUINA EC2 DURANTE EL ENTRENAMIENTO

FUENTE AUTOR

CON SÓLO UN NÚCLEO LA BÚSQUEDA DE ESTOS HIPERPARAMETROS TOMARÍA 3690 HORAS, PERO DADO QUE AHORA SE TIENEN 8 NÚCLEOS EL ENTRENAMIENTO SÓLO TOMARÍA UN POCO MÁS DE 461 HORAS O LO QUE ES IGUAL QUE 19 DÍAS, LUEGO DE ESTE ENTRENAMIENTO EL MODELO MEJORÓ SU EVALUACIÓN EN EL TEST A 95.8% Y QUEDO CON LA SIGUIENTE CONFIGURACIÓN:



```
rfc = RandomForestClassifier(n_jobs=-1,
                             max_features = 'sqrt',
                             n_estimators = 200,
                             max_depth   = 75,
                             criterion    = 'gini',
                             min_samples_split = 20,
                             verbose      = 0,
                             oob_score    = True
                             )
```

ILUSTRACIÓN 39. MODELO SELECCIONADO CON MEJORES HIPERPARAMETROS ENCONTRADOS

FUENTE AUTOR USANDO ([HTTPS://CARBON.NOW.SH/](https://carbon.now.sh/), 2022)

Si bien se pudo haber usado otros hiperparametros en la búsqueda, esto tomaría más tiempo de entrenamiento, pero se optó por finalizar los entrenamientos debido a que, en temas de métrica, se alcanzó unas métricas muy cercanas al mayor encontrado en la tabla 3 (Resumen modelos entrenados), por lo que este modelo se guarda usando pickle (<https://docs.python.org>, 2022), un serializador que permite guardar estos modelos clásicos, y su entrenamiento, para usarlo después sin tener que volver a entrenar, de la misma manera se guardó también el normalizador_PCA que prepara los datos para entregarlos al modelo:

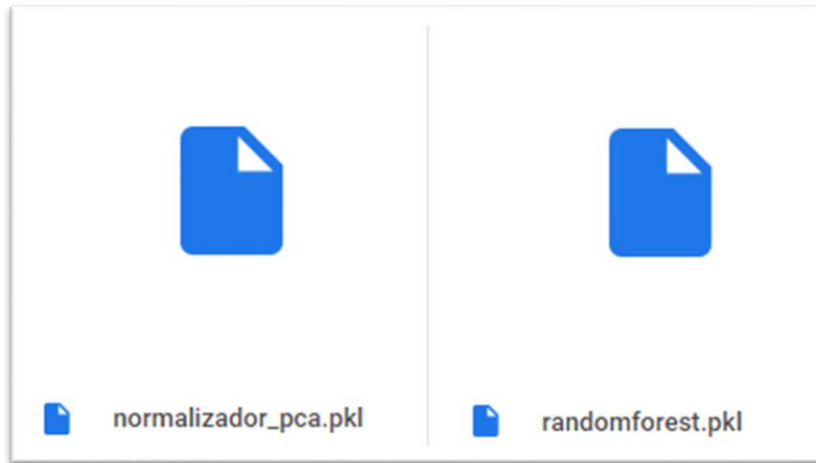


ILUSTRACIÓN 40. ARCHIVOS RESULTANTES DEL ENTRENAMIENTO FINAL

FUENTE AUTOR

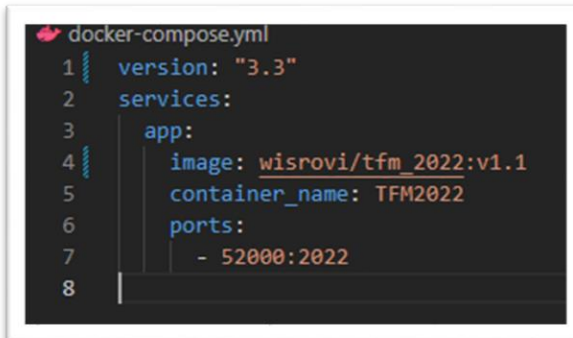
6. Despliegue producción en modo API

Primeramente se construyó una función en un archivo que cargue el modelo, el PCA entrenados, que tome la librería del apartado 4.4.8 y al entregársele un audio, este archivo lo procese y lo envíe al modelo para cotejar una respuesta a la predicción del modelo.

Para el desarrollo de esta API se usó el framework de flask, el cual es una librería de Python para hacer APIs sencillas y funcionales, mayormente para el backend, y por su misma sencillez se logra una buena velocidad en los servicios que se despliegan, además de que su código es sencillo y fácil de mantener, por supuesto el código se encuentra en el repo de este proyecto, esta API sencillamente la conectamos al archivo anterior que procesa el modelo.

La API se hizo de forma sencilla, con el objetivo de que fuera funcional, ya en un futuro se podría hacer un front, ya sea en react (<https://reactjs.org/>, 2022), angular (<https://angular.io/>, 2022), node (<https://nodejs.org/es/>, 2022) o incluso Bootstrap (<https://getbootstrap.com/>, 2022) para brindar la capa de presentación mejorada, ya con JWT y demás parámetros de seguridad y por supuesto que la API se despliegue por https para mejorar la seguridad informática.

Ya habiendo probado esta API, y viendo su funcionamiento, lo siguiente es hacerla portable y sostenible en el tiempo, para ello se usó docker (<https://www.docker.com/>, 2022) y docker-compose (<https://docs.docker.com/compose/>, 2022), dentro del cual se empaquetó la API, con algunas pruebas y algunos ajustes por fin salió la versión 1.1, la cual se subió al repo de imágenes de dockerhub (<https://hub.docker.com/>, 2022) y facilitar así su despliegue en cualquier servidor con un archivo de docker-compose como el siguiente:



```
docker-compose.yml
1 version: "3.3"
2 services:
3   app:
4     image: wisrovi/tfm_2022:v1.1
5     container_name: TFM2022
6     ports:
7       - 52000:2022
8
```

ILUSTRACIÓN 41. CONTENIDO ARCHIVO DESPLIEGUE CON DOCKER-COMPOSE

FUENTE AUTOR

ESTE ARCHIVO DESCARGARÁ LA IMAGEN YA COMPLETA, QUE YA CONTIENE LA API Y LAS DEPENDENCIAS PARA FUNCIONAR Y BAJO EL PUERTO 52000 EXPONDRÍA LA SALIDA A LA API, POR SUPUESTO PARA LOGRAR ESTA FACILIDAD PREVIAMENTE SE HA SUBIDO LA IMAGEN EN LA WEB, QUEDANDO ASÍ:

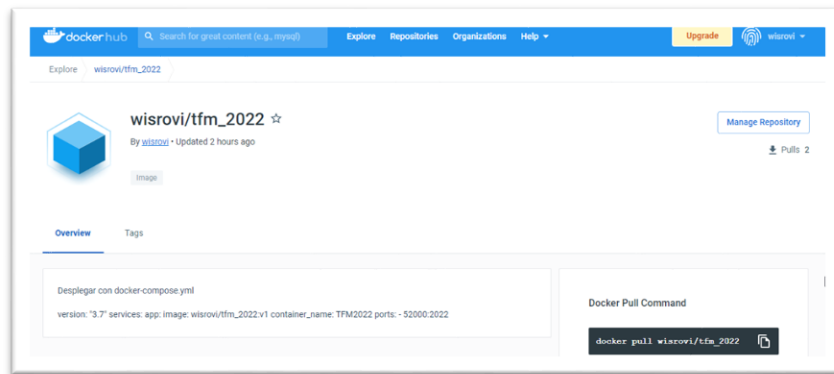


ILUSTRACIÓN 42. IMAGEN EN DOCKERHUB

FUENTE AUTOR ([HTTPS://HUB.DOCKER.COM/R/WISROVI, 2022](https://hub.docker.com/r/wisrovi,2022))

YA CON ESTO DESDE UN NAVEGADOR SE PODRÁ ACCEDER A LA SENCILLA INTERFAZ PARA USAR EL MODELO, EN LA URL [HTTP://LOCALHOST:52000/RNA](http://localhost:52000/RNA), VIÉNDOSE ASÍ DESDE EL NAVEGADOR:

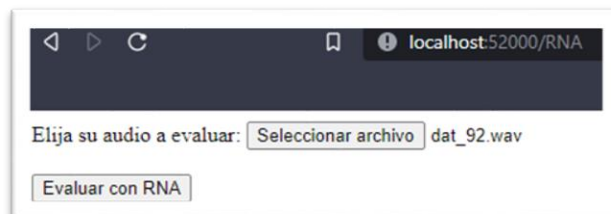


ILUSTRACIÓN 43. USANDO LA API

FUENTE AUTOR

LUEGO DE USAR LA API, DANDO CLIC EN EXAMINAR, SELECCIONAR UN ARCHIVO DE AUDIO WAV EN TIEMPO DE DOS SEGUNDOS Y SENCILLAMENTE DAR CLIC EN EVALUAR, ESTA DEVOLVERÁ LA PREDICCIÓN Y EL TIEMPO QUE LE TOMO GENERAR LA PREDICCIÓN EN FORMATO JSON, ASÍ:



```
{
  "All_instruments": [
    "piano(1)",
    "Violin(7)",
    "Viola(41)",
    "Violonchelo(42)",
    "Clarinete(43)",
    "Fagot(44)",
    "Bocina(61)",
    "Oboe(69)",
    "Flauta(71)",
    "Clave(72)",
    "Contrabajo(74)"
  ],
  "instruments_predict": [
    "piano(1)"
  ],
  "model_prediction": [
    true,
    false,
    false,
    false,
    false,
    false,
    false,
    false,
    false,
    false,
    false,
    false
  ],
  "time_predic": 0.13021278381347656
}
```

ILUSTRACIÓN 44. PREDICCIÓN DE LA API

FUENTE AUTOR

EN EL JSON DE RESPUESTA SE VISUALIZAN 4 SECCIONES:

- **ALL_INSTRUMENTS:** ESTO ES UN VECTOR CON TODOS LOS INSTRUMENTOS POSIBLES A CLASIFICAR, CADA UNO SE PRESENTA CON UN PARÉNTESIS EN EL CUAL SE MUESTRA EL ID QUE REPRESENTA AL INSTRUMENTO (ESTE ID ES PROPORCIONADO POR EL DATASET Y NO SIGUE UNA LÓGICA SECUENCIAL).
- **MODEL_PREDICTION:** REPRESENTA LA RESPUESTA DEL MODELO DONDE SE RESALTAN SI UN INSTRUMENTO SUENA (TRUE) O NO (FALSE) EN EL AUDIO ENTREGADO, ESTE VECTOR SIGUE ESTRUCTAMENTE LAS MISMAS POSICIONES DE ALL INSTRUMENTS, ES DECIR, LA POSICIÓN 1 CORRESPONDE AL PIANO, LA POSICIÓN 2 AL VIOLÍN, ETC.
- **INSTRUMENTS_PREDICT:** ES CONVERTIR EL VECTOR MODEL_PREDICTION EN SU CORRESPONDIENTE INSTRUMENTO REPRESENTADO EN ALL INSTRUMENTS, PERO DEJANDO SOLO AQUELLOS QUE SÍ SUENAN (ESTADO TRUE DE MODEL_PREDICTION)

- **TIME_PREDIC:** REPRESENTA EL TIEMPO REAL DEL MODELO EN REALIZAR LA PREDICCIÓN, EN ESTE CASO **0.13 SEGUNDOS**.

CON LO CUAL SI SE VALIDA LA RESPUESTA QUE DEBÍA TENER EN EL ARCHIVO .CSV DE SU ETIQUETA SE TIENE:

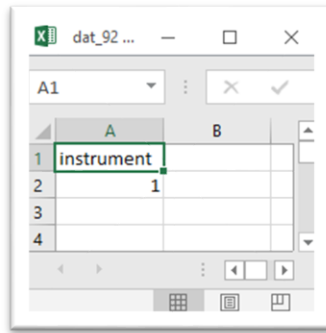


ILUSTRACIÓN 45. RESPUESTA REAL

FUENTE AUTOR

COMPARANDO LA RESPUESTA REAL Y LA RESPUESTA PREDICHA SE NOTA QUE PARA ESTE EJEMPLO LA PREDICCIÓN FUE CORRECTA, SIN EMBARGO, DADO QUE EL MODELO NO TIENE EL 100% DE EFECTIVIDAD, PUEDE QUE EN ALGUNAS OCASIONES EL MODELO NO PREDIGA EL 100% DE LOS INSTRUMENTOS, SIN EMBARGO, ES UN PORCENTAJE BAJO DE QUE OCURRA DADO LA PRECISIÓN DEL MODELO SELECCIONADO.

Y CON ESTO YA SOLO ES CUESTIÓN DE PROBAR CON AUDIOS CAPTURADOS DESDE UN MICRO EN TRAMOS DE 2 SEGUNDOS E IRLOS ENVIANDO A LA API. (CHRIS DUXBURY, 2001)

7. Conclusiones y siguientes pasos

7.1. Conclusiones

- Una buena preparación de los datos hace que incluso un algoritmo sencillo pueda dar buenas métricas de evaluación.
- A pesar de la popularidad de las redes neuronales, no es la mejor opción para todos los problemas, ahí casos donde un algoritmo clásico da mejores resultados por su sencillez.
- Aplicar el PCA ha ayudado mucho para que los modelos pudieran aprender, y esto facilitó el aprendizaje de los diferentes modelos, pero no siempre el PCA tiene estos resultados, así que es podría sugerirse entrenar modelos antes y después del PCA para poder comparar y ver si es útil o no.

- Al inicio del trabajo se esperaba un éxito con un modelo que entregara alguna métrica de evaluación por encima del 85%, pero los resultados obtenidos fueron mejores a lo esperado con métricas por encima del 95%, lo que indica que el método seguido fue correcto.

7.2. Siguiendo pasos

- Seguir evaluando el Deep learning, esto debido a que una vez se consigan buenas métricas, se puede usar el modelo como transfer learning para problemas futuros de enfoque similar.
- Seguir probando modelos experimentales y usar convoluciones en 2D para comparar los resultados, y quizás hacer una transferencia de conocimiento con algún modelo (pre entrenado) de los autores de la bibliografía.
- Usar otros hiperparámetros para mejorar el modelo Random Forest en temas de métricas de predicción.
- Unificar las dos librerías creadas y expuestas en este documento para automatizar el procesamiento de audios para futuros trabajos o investigaciones que requieran procesamiento de audio.
- Aplicar el mismo proceso tratado en este trabajo para atacar otros datasets, como por ejemplo freesound (<https://www.epidemicsound.com>, 2022).
- En el despliegue a producción se usó una imagen de docker de python:3.8-slim-buster, pero sería bueno ajustar la imagen para usar una con tag de alpine para reducir el peso en disco de la imagen resultante.
- Intentar implantar el modelo final en dispositivos autónomos como una raspberry, ver cómo se comporta en temas de tiempo de respuesta a las predicciones y ver si el modelo requiere optimización, de esta manera se podría hablar de edge computing (ejecución del modelo en el punto más cercano a los datos para acelerar la respuesta y mejorar la confidencialidad de los datos) (<https://www.redhat.com>, 2022), lo que acercaría el modelo a una predicción en tiempo real sin intervención de la nube para ejecutar el modelo.

Bibliography

- Albaicín, S. d. (2014). *Espectograma*. Obtenido de <https://www.granada.org/inet/sonidos.nsf/d483b298c3f6a1b9c1257cdd00384c53/3fdcf36a7489b607c1257cde0024bb34!OpenDocument#:~:text=El%20espectrograma%20es%20una%20representaci%C3%B3n,representa%20en%20el%20eje%20horizontal.>
- Cañón., J. S. (2018). *Automatic Instrument Recognition with Deep Convolutional Neural Networks*. Obtenido de <https://www.bibliotecadigitaldebogota.gov.co/resources/2089794/>
- Chris Duxbury, M. D. (2001). *Separation of Transient Information*. Obtenido de <https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/68684233/duxbury-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1664420679&Signature=JvEER508QDN6cnGxKik8bRI4sHa8zb1D0q7OcvNvhodrQEKaEkbl2BnTNzfdQKDRPbiDj-sA2Or5LlsJIV57CvCV5SE3phltx4FCAvn6V8040yT487In0RuFkIP3QXbxdURmYxJ~O4mxDP686x4L>
- Codigo Final en Colab. (2022). Obtenido de <https://colab.research.google.com/github/wisrovi/TFM2022/blob/main/TFM2022.ipynb>
- Doshi, S. (2018). <https://towardsdatascience.com>. Retrieved from <https://towardsdatascience.com/extract-features-of-music-75a3f9bc265d>
- Doshi, S. (2018). *Music Feature Extraction in Python*. Obtenido de <https://towardsdatascience.com/extract-features-of-music-75a3f9bc265d>
- E. Fonseca, J. P. (2017). *In Proceedings of the 18th International Society for Music Information Retrieval Conference*. Obtenido de Suzhou, china: <https://annotator.freesound.org/fsd/>
- Edward. (2022). *nlpaug*. Obtenido de Augmenter that apply pitch adjustment operation to audio: <https://nlpaug.readthedocs.io/en/latest/augmenter/audio/pitch.html>
- Euronics. (2022). *potencia RMS*. Obtenido de [https://www.euronics.es/blog/rms/#:~:text=RMS%20\(Root%20Mean%20Squared\)%20o,calidad%20del%20sonido%20que%20escucharemos](https://www.euronics.es/blog/rms/#:~:text=RMS%20(Root%20Mean%20Squared)%20o,calidad%20del%20sonido%20que%20escucharemos)
- Fu, Z., Lu, G., Ting, K. M., & Zhang, D. (2010). *A Survey of Audio-Based Music Classification and Annotation*. Obtenido de <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5664796>
- GOMEZ, S. J. (2018). *GENERACIÓN Y EVALUACIÓN DE SECUENCIAS MELÓDICAS MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL*. Obtenido de https://oa.upm.es/53396/1/TFG_SILVIA_JIMENEZ_GOMEZ.pdf
- Heras, J. M. (2020). *Random Forest (Bosque Aleatorio)*. Obtenido de <https://www.iartificial.net/random-forest-bosque-aleatorio/>

<https://angular.io/>. (2022). Obtenido de <https://angular.io/>

<https://aws.amazon.com>. (2022). Obtenido de https://aws.amazon.com/es/ec2/?trk=58ace84c-cd27-448f-9f64-ec1187db737b&sc_channel=ps&s_kwid=AL!4422!3!590500029733!e!!g!!amazon%20ec2&ef_id=CjwKCAjw7p6aBhBiEiwA83fGulJw7y5WiNSxK_kOyW4bjKwTBotHikl7fb2dYN8vZRVyooX6ynmW3BoCBjEQAvD_BwE:G:s&s_kwid=AL!4422!3

<https://carbon.now.sh/>. (2022). Obtenido de <https://carbon.now.sh/>

<https://colab.research.google.com>. (2022). Obtenido de <https://colab.research.google.com/?hl=es>

<https://docs.docker.com/compose/>. (2022). Obtenido de <https://docs.docker.com/compose/>

<https://docs.python.org>. (2022). Obtenido de <https://docs.python.org/es/3/library/pickle.html>

<https://editor.analyticsvidhya.com>. (2022). Obtenido de <https://editor.analyticsvidhya.com/uploads/23385Capture6.PNG>

<https://getbootstrap.com/>. (2022). Obtenido de <https://getbootstrap.com/>

<https://hub.docker.com/>. (2022). Obtenido de <https://hub.docker.com/>

<https://hub.docker.com/r/wisrovi>. (2022). Obtenido de [tfm_2022:
https://hub.docker.com/r/wisrovi/tfm_2022](https://hub.docker.com/r/wisrovi/tfm_2022)

<https://i.ytimg.com>. (2022). Obtenido de <https://i.ytimg.com/vi/E0XTArOciF0/maxresdefault.jpg>

<https://interactivechaos.com>. (2022). Obtenido de https://interactivechaos.com/sites/default/files/inline-images/confusion_matrix.png

<https://joserzapata.github.io>. (2022). Obtenido de https://joserzapata.github.io/courses/mineria-audio/extraccion_caracteristicas/2-Extraccion_Caracteristicas_73_0.png

<https://librosa.org>. (2022). Obtenido de <https://librosa.org/doc/latest/index.html>

<https://machinelearningparatodos.com>. (2022). Obtenido de <https://machinelearningparatodos.com/cual-es-la-diferencia-entre-los-metodos-de-bagging-y-los-de-boosting/>

<https://manualestutor.com>. (2022). Obtenido de <https://manualestutor.com/wp-content/uploads/Aprendizaje-supervisado-o-no-supervisado.jpg>

<https://netron.app/>. (2022). Obtenido de web para graficar redes neuronales: <https://netron.app/>

<https://nlpaug.readthedocs.io/>. (2019). Obtenido de <https://nlpaug.readthedocs.io/en/latest/#>

<https://nodejs.org/es/>. (2022). Obtenido de <https://nodejs.org/es/>

<https://oscarblancarteblog.com/>. (2022). Obtenido de <https://oscarblancarteblog.com/wp-content/uploads/2014/08/tiposdenodos.png>

<https://pimages.toolbox.com/>. (2022). Obtenido de <https://pimages.toolbox.com/wp-content/uploads/2022/04/11040522/46-4.png>

<https://pypi.org/project/ProcessAudio/>. (2022). Obtenido de <https://pypi.org/project/ProcessAudio/>

<https://reactjs.org/>. (2022). Obtenido de <https://reactjs.org/>

<https://static.javatpoint.com/>. (2022). Obtenido de <https://static.javatpoint.com/tutorial/machine-learning/images/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning2.png>

<https://www.docker.com/>. (2022). Obtenido de <https://www.docker.com/>

<https://www.epidemicsound.com/>. (2022). Obtenido de Music Dataset:
<https://www.epidemicsound.com/sound-effects/instruments/>

<https://www.freecodecamp.org/>. (2022). Obtenido de
<https://www.freecodecamp.org/news/content/images/2020/08/how-random-forest-classifier-work.PNG>

<https://www.kaggle.com/>. (2022). Obtenido de <https://www.kaggle.com/>

<https://www.redhat.com/>. (2022). Obtenido de <https://www.redhat.com/es/topics/edge-computing/what-is-edge-computing>

<https://www.tibco.com/>. (2022). Obtenido de
https://www.tibco.com/sites/tibco/files/media_entity/2021-05/neutral-network-diagram.svg

iberdrola. (2022). *¿QUÉ ES LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL?* Obtenido de
<https://www.iberdrola.com/innovacion/que-es-inteligencia-artificial>

IBM. (2022). *¿Qué es Machine Learning?* Obtenido de <https://www.ibm.com/co-es/analytics/machine-learning>

IBM. (2022). *Árboles de decisión* . Obtenido de <https://www.ibm.com/es-es/topics/decision-trees>

- John Thickstun, Z. H. (2017). *LEARNING FEATURES OF MUSIC FROM SCRATCH*. Obtenido de <https://arxiv.org/abs/1611.09827>
- José Pérez de Arce, F. G. (2013). *Clasificación Sachs-Hornbostel de instrumentos musicales: una revisión y aplicación desde la perspectiva americana*. Obtenido de https://www.scielo.cl/scielo.php?pid=S0716-27902013000100003&script=sci_arttext&tlng=pt
- kaggle, & Musinet. (2020). Retrieved from <https://www.kaggle.com/datasets/imspars/h/musinet-dataset>
- MANUEL ENRIQUE ALDANA SÁNCHEZ, J. S. (2013). *RECONOCIMIENTO DE PARTITURAS MUSICALES POR MEDIO DE VISIÓN ARTIFICIAL*. Obtenido de <https://repositoriousco.co/bitstream/123456789/931/1/TH%20IE%200188.pdf>
- Méndez Hernández, J. S. (2020). *IDENTIFICACIÓN DE INSTRUMENTOS MUSICALES A PARTIR DEL*. Obtenido de <https://repository.javeriana.edu.co/handle/10554/57546>
- MIT. (2022). *Lego, scratch*. Obtenido de <https://scratch.mit.edu/>
- Na8. (2018). *Clasificar con K-Nearest-Neighbor ejemplo en Python*. Obtenido de <https://www.aprendemachinelearning.com/clasificar-con-k-nearest-neighbor-ejemplo-en-python/>
- programmerclick. (2022). *scikit-learn Naive Bayes GaussianNB ejemplo*. Obtenido de <https://programmerclick.com/article/21391478006/>
- Rodrigo, J. A. (2016). *Regresión logística simple y múltiple*. Obtenido de https://www.cienciadedatos.net/documentos/27_regresion_logistica_simple_y_multiple
- Rodrigo, J. A. (2021). Obtenido de https://www.cienciadedatos.net/documentos/35_principal_component_analysis
- Salgado Díaz del Río, A. (2019). *Reconocimiento automático de instrumentos mediante aprendizaje máquina*. Obtenido de https://biblus.us.es/bibing/proyectos/abreproy/92353/descargar_fichero/TFG-2353-SALGADO.pdf
- studio-22. (2019). *Ancho de banda*. Obtenido de <https://www.studio-22.com/blog/enciclopedia/ancho-de-banda#:~:text=Ancho%20de%20banda%20%2D%20Referido%20al,es%20mayor%20a%203%20dB>

Tezcan, B. (2021). *Why Using a Dummy Classifier is a Smart Move*. Obtenido de <https://towardsdatascience.com/why-using-a-dummy-classifier-is-a-smart-move-4a55080e3549>

towardsdatascience. (2022). *Fragmento de audio ampliado para identificar los cruces por cero*. Recuperado el 26 de August de 2022, de https://miro.medium.com/https://miro.medium.com/max/1400/1*scDEE3LEYKh0YG7DkgBP0A.png

wikierlink. (2022). *Documentacion kerlink*. Obtenido de https://wikierlink.fr/wirnet-productline/doku.php?id=wiki:systeme_mana:webui#Web%20Interface

WISROVI. (2022). *Repositorio de este trabajo*. Obtenido de Github: <https://github.com/wisrovi/TFM2022>

Anexos

Anexo 1: Repositorio GitHub

Anexo 1
Título: Repositorio GitHub con fuentes del proyecto
Fecha: En 2022 a 11 de octubre
TÍTULO DEL TRABAJO: Reconocimiento sonoro de instrumentos musicales

Con el presente anexo se adjunta tanto el repositorio con todas las fuentes del proyecto.

Todo el código usado se publicó en GitHub bajo el link: <https://github.com/wisrovi/TFM2022>

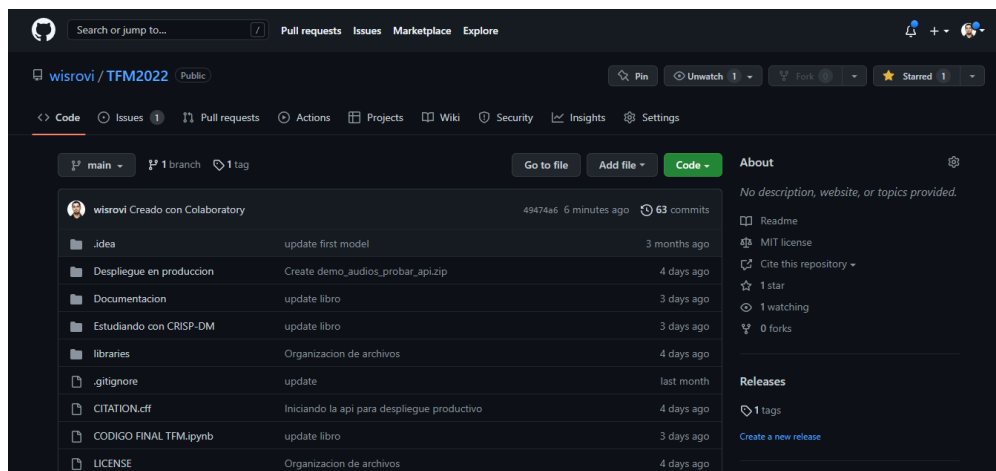


ILUSTRACIÓN 46. REPOSITORIO GITHUB

FUENTE AUTOR (11/10/2022)

En este repositorio se evidencian todos los cambios realizados y el último reléase con la versión ejecutada y entregada en este trabajo.

Anexo 2: Jupyter colab con código final

Anexo 2
Título: Jupyter colab con código con modelo seleccionado.
Fecha: En 2022 a 11 de octubre
TÍTULO DEL TRABAJO: Reconocimiento sonoro de instrumentos musicales

El Jupyter final se ejecutó en google colab (un entorno virtual dado por google para ejecutar código Python), bajo el link: <https://colab.research.google.com/github/wisrovi/TFM2022/blob/main/TFM2022.ipynb>

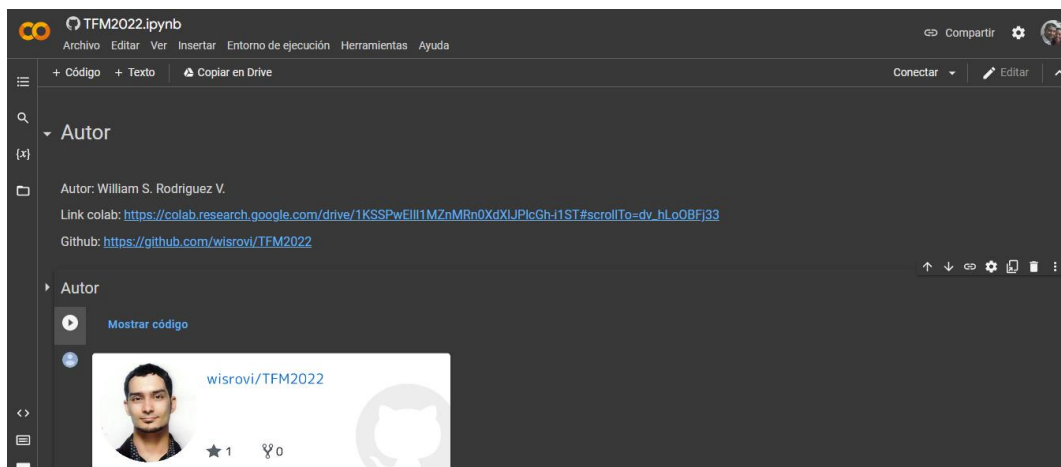


ILUSTRACIÓN 47. CÓDIGO EN GOOGLE COLAB

FUENTE AUTOR (11/10/2022)

En este cuaderno se evidencia el entrenamiento para el modelo seleccionado y testeo.

Anexo 3: Librería Python extracción de características

Anexo 3
Título: Librería Python extracción de características.
Fecha: En 2022 a 11 de octubre
TÍTULO DEL TRABAJO: Reconocimiento sonoro de instrumentos musicales

La librería se publicó en el repositorio oficial de Python pypi (repositorio oficial de las librerías de Python) (<https://pypi.org/>, 2022), esta librería cumple la función de extraer características a un audio configurado, esta se expone al público en el link: <https://pypi.org/project/ProcessAudio/>

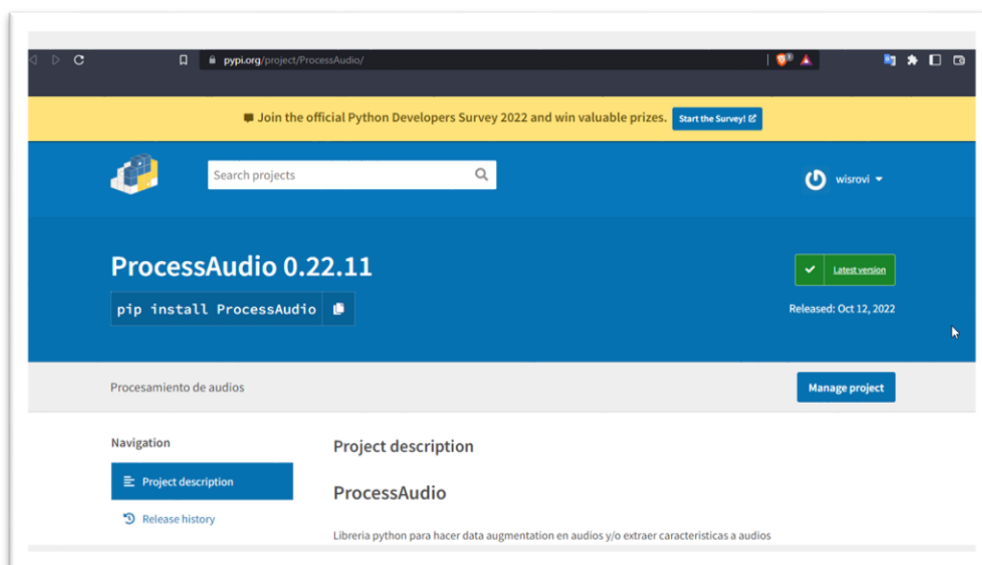


ILUSTRACIÓN 48. LIBRERÍA PROCESSAUDIO EN PYPI

Fuente autor

La librería se entrega con la documentación para que todos puedan hacer uso de ella.

Anexo 4: Librería Python audio data augmentation

Anexo 4
Título: Librería Python audio data augmentation.
Fecha: En 2022 a 11 de octubre
TÍTULO DEL TRABAJO: Reconocimiento sonoro de instrumentos musicales

La librería se publicó en el repositorio oficial de Python pypi (<https://pypi.org/>, 2022), esta librería cumple la función de multiplicar un audio haciendo diversas transformaciones sobre el mismo, de esta manera un audio se puede convertir hasta en 9 audios usando esta librería, esta se expone al público en el link: <https://pypi.org/project/AudioAugmentation/>

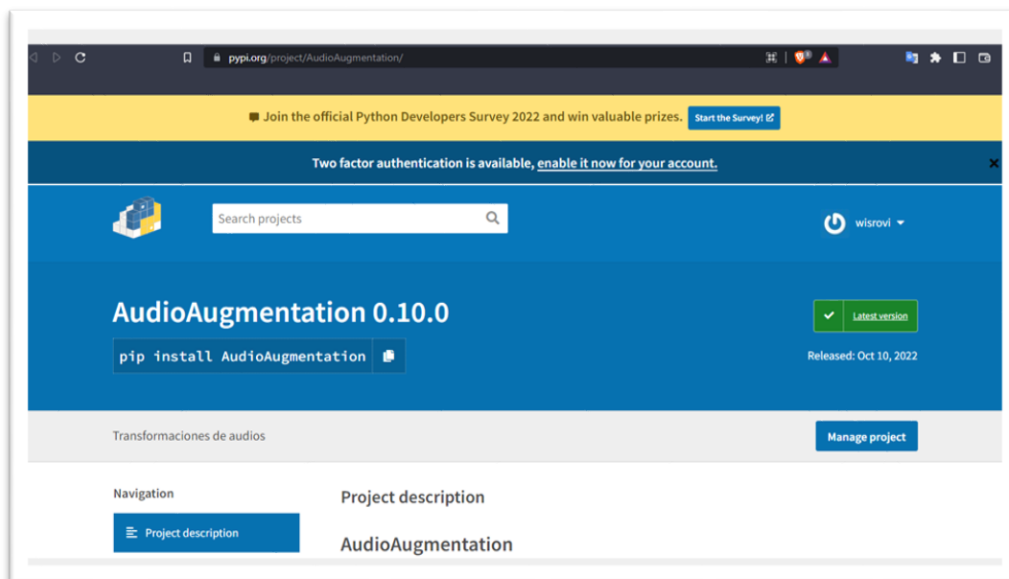


ILUSTRACIÓN 49. LIBRERÍA AUDIOAUGMENTATION EN PYPI

Fuente autor

La librería se entrega con la documentación para que todos puedan hacer uso de ella.

Anexo 5: Código publicado en kaggle

Anexo 5
Título: Código publicado en kaggle
Fecha: En 2022 a 11 de octubre
TÍTULO DEL TRABAJO: Reconocimiento sonoro de instrumentos musicales

El código hace uso de las últimas actualizaciones con los últimos puntos expuestos en este trabajo, el mismo se publica bajo el link: <https://www.kaggle.com/code/wisrovi/tfm2022-viu>

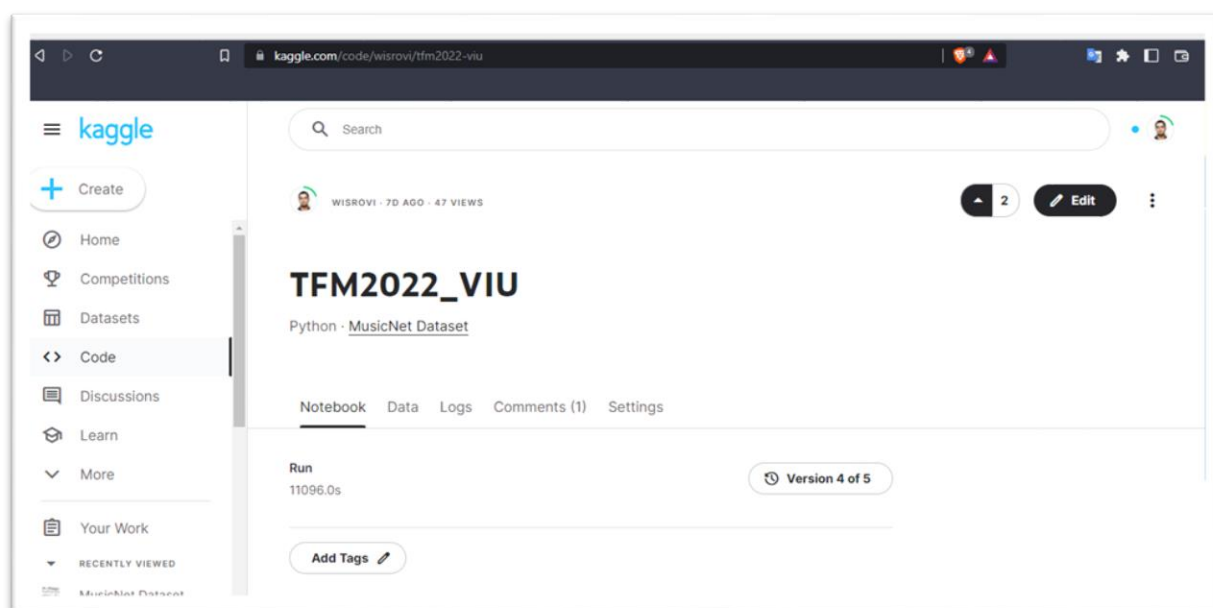


ILUSTRACIÓN 50. CÓDIGO EN KAGGLE

Fuente autor

El código en kaggle se entrega con comentarios y separado por capítulos para mejor entendimiento.

Anexo 6: Despliegue de API en dockerhub

Anexo 6
Título: Despliegue de API en dockerhub
Fecha: En 2022 a 11 de octubre
TÍTULO DEL TRABAJO: Reconocimiento sonoro de instrumentos musicales

Todo el compilado del modelo, los pasos para normalizar y aplicar un PCA a un dato para clasificar se encapsula para ser usado en una API con flask, la cual se hace portable con docker y se hace público bajo el link: https://hub.docker.com/r/wisrovi/tfm_2022

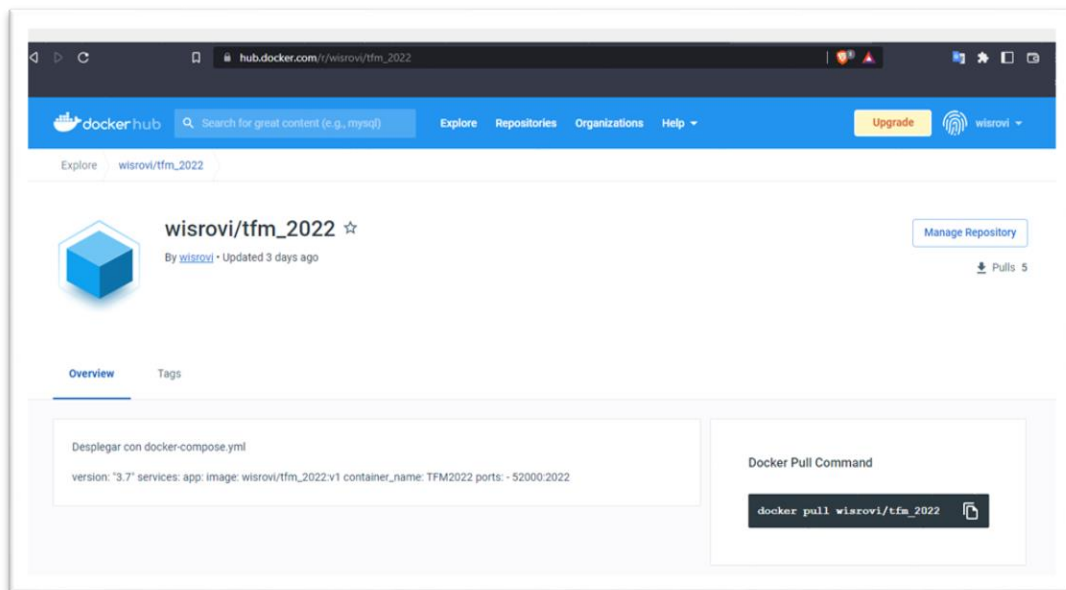


ILUSTRACIÓN 51. API PUBLICADA EN DOCKERHUB

Fuente autor

Esta se puede usar libremente para probar el api en localhost o en algún servidor, esta imagen de docker se deja en libre uso al igual que el código fuente.

Anexo 7: Evidencia en video del funcionamiento de la API

Anexo 7
Título: Evidencia en video del funcionamiento de la API.
Fecha: En 2022 a 11 de octubre
TÍTULO DEL TRABAJO: Reconocimiento sonoro de instrumentos musicales

Un video que muestra el funcionamiento de la API y que va más allá de tener un modelo funcional, sino una api que usa el modelo para convertir y agregar al modelo funcional la etapa para ser productivo, este se publica en el link: <https://youtu.be/Zj79Bt4ORls>

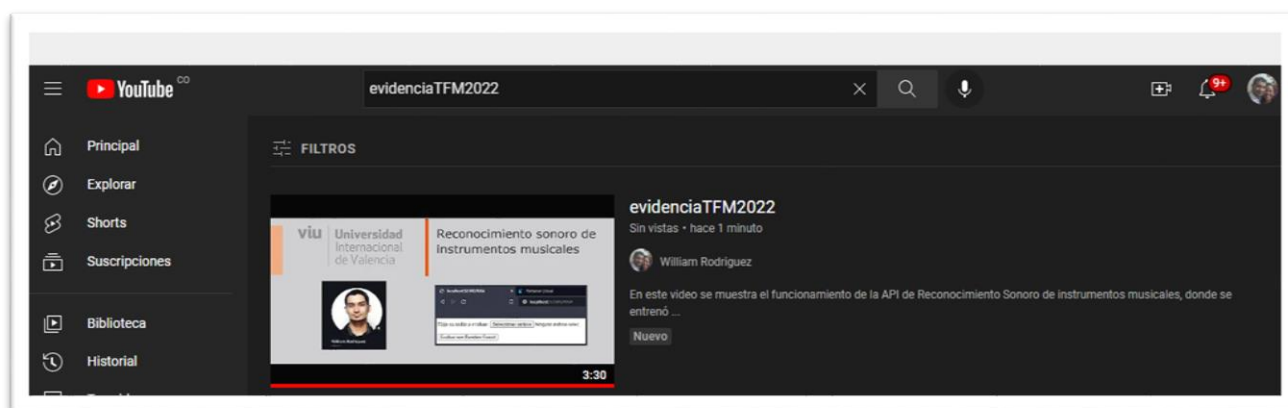


ILUSTRACIÓN 52. EVIDENCIA TFM2022

FUENTE AUTOR

PUBLICADO EN VIDEO ([HTTPS://YOUTU.BE/Zj79Bt4ORls](https://youtu.be/Zj79Bt4ORls), 2022)