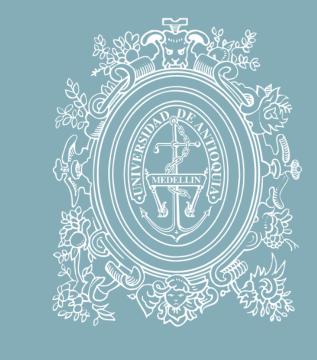


Identificador de instrumentos con Machine Learning usando características extraidas con Librosa



Alejandra Calderón Alfonso, Emmanuel Botero Osorio Instituto de Física, Universidad de Antioquia U de A Calle 70 No. 52-21, Medellín, Colombia

INTRODUCCIÓN

La música tiene una gran variedad de instrumentos de sonidos con diferentes propiedades.

¿Se pueden determinar características cuantificables del sonido a través del paquete de python Librosa?

Con estas características ¿se puede hacer un modelo de aprendizaje supervizado que prediga a que instrumento corresponde el sonido?

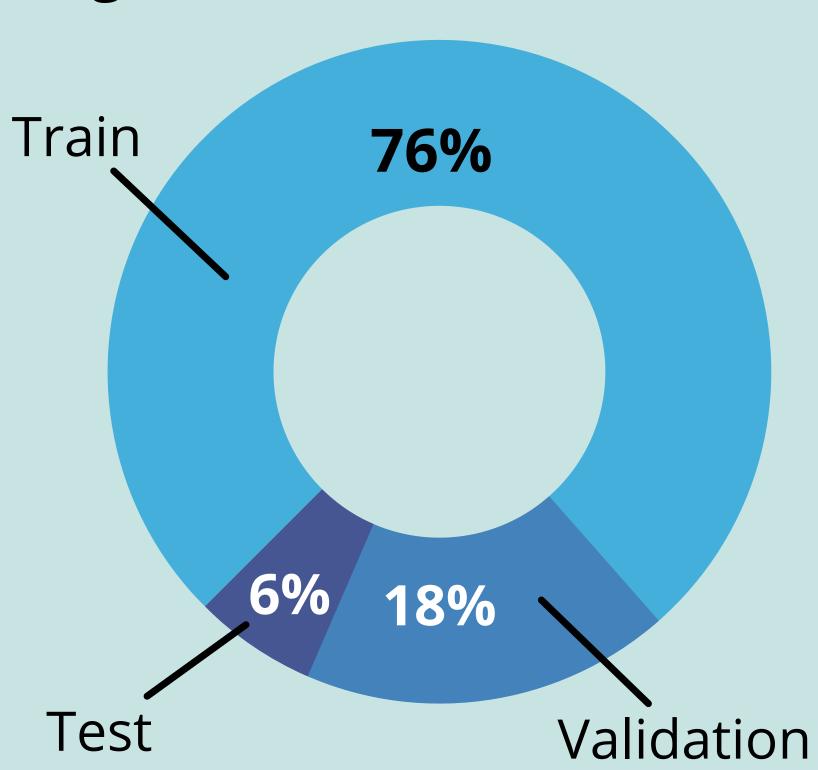
¿Cual algoritmo de Machine Learning da el mejor modelo y cómo se puede mejorar este?

MATERIALES Y MÉTODOS

Se usó "The NSynth Dataset". Se le hizo una extracción de características con Librosa:

- Coeficientes cepstrales en las Frecuencias de Mel
- Espectrograma de Mel
- Energía cromática
- Componentes armonicos
- Contraste espectral

Segmentación de los datos



Se hicieron 4 ejecuciones diferentes:

- 5k audios por cada instrumento (9-8 inst.)
- 1k audios por cada instrumento (8-7 inst.)

Se entrenó un modelo de aprendizaje supervizado con Random Forest para cada ejecución.

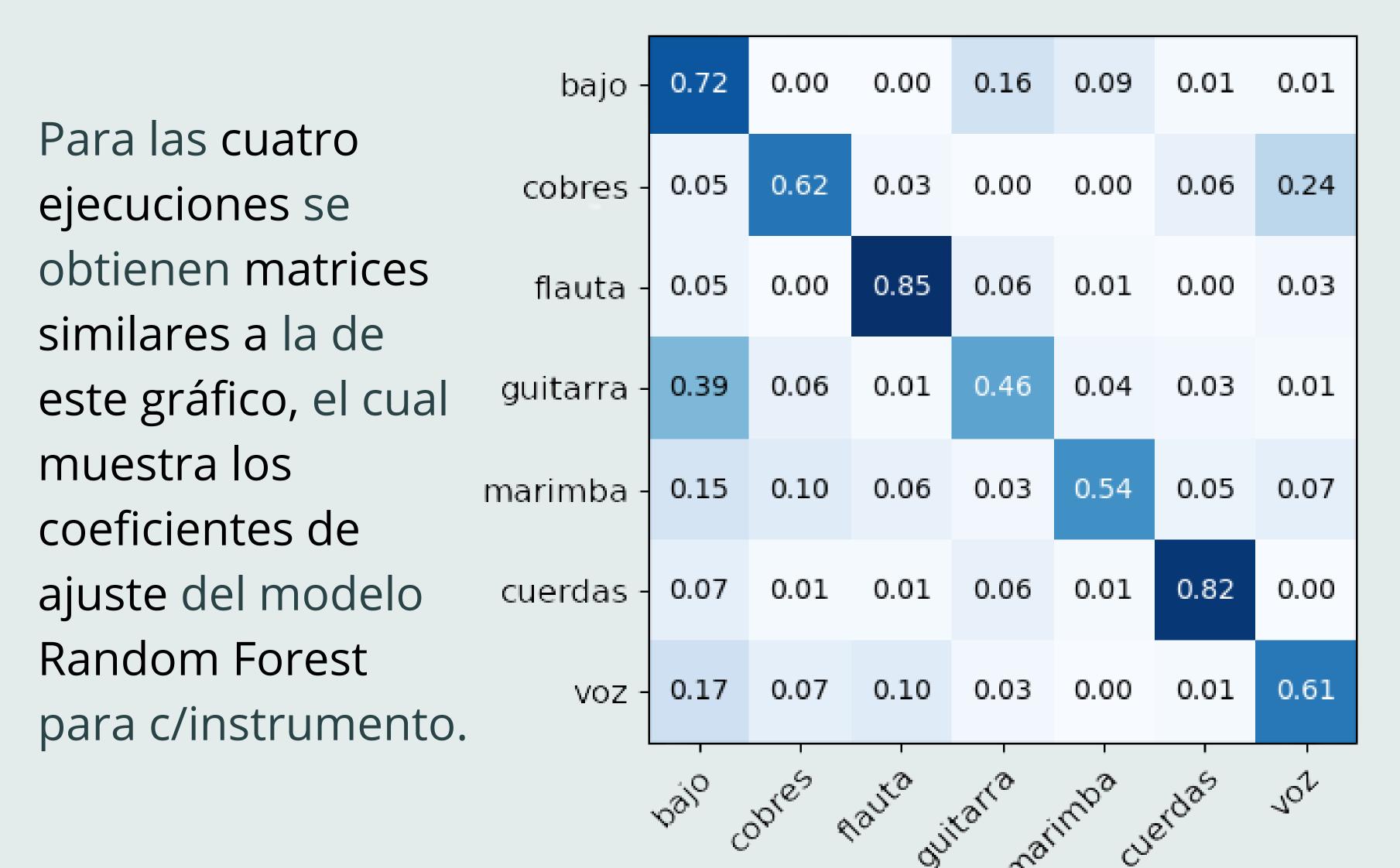
RESULTADOS

Al hacer la primera ejecución, se obtiene que el algoritmo Naive Bayes da un modelo con 13.21% de precisión, Random Forest con 57.69% y Support Vector Machine con 3.44%.

Tomando únicamente RF se obtienen los tiempos de extracción de características de los datos de entrenamiento t_{ext} y las precisiones de modelos expuestas en la siguiente tabla:

Ejecución	Precisión RF [%]	t _{ext} de train data
1	57.69	5 <i>h</i> 20 <i>m</i> 15 <i>s</i>
2	63.30	5 <i>h</i> 11 <i>m</i> 12 <i>s</i>
3	55.94	1 <i>h</i> 18 <i>m</i> 6 <i>s</i>
4	66.25	1 <i>h</i> 15 <i>m</i> 53 <i>s</i>

Matriz de confusión de RF: ejecución 4



ANÁLISIS

RF, al funcionar con una estructura similar a los arboles de decisión, asocia c/u de las características de audio a un instrumento en especifico, por lo cual logra obtener una mejor predicción.

Reducir a 1/5 los datos, mejora la eficiencia: disminuye $_{ext}$ un 75.6 % sacrificando solo un 11.6% de la precisión.

Eliminar entradas del modelo aumenta la precisión pero no hace una gran diferencia en la efectividad del código.

CONCLUSIONES

- Caracteristicas extraidas con Librosa buenas para ML.
- Mejor modelo: RF para la ejecución 4.
- Tomar menos instrumentos y archivos de forma estratégica permite optimizar el código.
- Los instrumentos con mayor similitudes entre si son los de peor precisión en la predicción.

BIBLIOGRAFÍA

*Kawwa, N. (2019) Can we guess musical instruments with machine learning?, Medium. Disponible en https://medium.com/@nadimkawwa/can-we-guess-musical-instruments-with-machine-learning-afc8790590b8

*The NSYNTH dataset (2017) Magenta. Disponible en https://magenta.tensorflow.org/datasets/nsynth#description

*IBM Cloud Education. (n.d.). What is supervised learning? IBM. Disponible en https://www.ibm.com/cloud/learn/supervised-learning

*Calderón Alfonso, A., & Botero Osorio, E. (2022, Noviembre). Identificador de instrumentos con ML. Identidficador_ML_librosa. Disponible en https://github.com/ebo1703/Identidficador_ML_librosa