Reconocimiento automático de notas del piano: Una comparación entre RNAs, MSVs y ADs

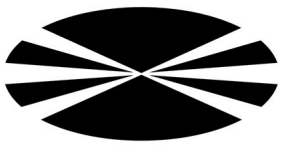
David Rodríguez Bacelar

Kevin Millán Canchapoma

Luca D'angelo Sabín

Jorge Hermo González

12 de abril de 2022



UNIVERSIDADE DA CORUÑA

Índice

1. Introducción

A raíz de la pandemia, el aumento del interés por el aprendizaje en diferentes ámbitos llegó tambíen a la música, y con él, la aparición de herramientas para aprender a tocar diferentes instrumentos de forma autodidacta.

Así, para cualquiera que esté aprendiendo, el escuchar una canción que te gusta e intentar tocarla es algo que acaba siendo un proceso frustante y que requiere una gran cantidad de horas intentando sacar las notas que la componen.

Nuestro sistema se encargaría entonces de reconocer y diferenciar a partir de audios las notas de una pieza de piano pudiendo, en un futuro, ser capaz de detectar acordes y tonalidades, siendo útil en aplicaciones como Spotify, Tidal... Para ello, haremos uso de diferentes técnicas de aprendizaje automático como las redes de neuronas artificiales, árboles de decisión y máquinas de soporte vectorial, comparando su rendimiento y eligiendo la que mejor resultados nos ofrezca.

A lo largo de esta memoria analizaremos a fondo el problema a resolver en la Sección 2, desarrollaremos las diferentes soluciones en la Sección 4, hablaremos sobre las conclusiones del trabajo en la Sección 5 y finalizaremos comentando las aplicaciones al mundo real en la Sección 6. También se podrá consultar las bibliografía utilizada en la Sección 3 y 7.

1.1. Glosario

- Sample: muestra de carácter musical
- Cover: Reinterpretación de una canción por parte de alguien diferente al que la compuso.

2. Descripción del problema

Nuestro sistema se centrará en reconocer, a partir de un audio, la nota del piano que se está tocando. Escogimos este instrumento por la cantidad de recursos que podemos encontrar y por su naturaleza invariable al ser tocada por una u otra persona.

Dada la naturaleza de nuestro sistema, descartamos utilizar la especificidad o la sensibilidad ya que nos es indiferente las clases en las que se clasifiquen las notas (el coste de un falso positivo o un falso negativo es el mismo).

Así, como solo nos interesa una correcta clasificación global, pensamos en utilizar la precisión, la cual sigue la fórmula:

$$Precision = \frac{VN + VP}{(VN + FN + VP + FP)} \tag{1}$$

El incoveniente de esta métrica está en que si tenemos un conjunto de patrones desbalanceado (gran diferencia en el número de patrones positivos y negativos), la precisión podría alcanzar valores muy altos con sistemas que clasifiquen todos los patrones en la clase con mayor número de ellos en el entrenamiento.

La métrica que utilizaremos entonces para valorar los resultados obtenidos y que palia los problemas mencionados anteriormente será la **F1 score**. Esta se corresponde con la media armónica de la sensibilidad y el valor predictivo positivo y está caracterizada por la fórmula:

$$F1 = \left(\frac{Sensibilidad^{-1} + VPP^{-1}}{2} \right)^{-1} \tag{2}$$

donde,

$$Sensibilidad = \frac{VP}{(FN + VP)} \tag{3}$$

$$VPP = \frac{VP}{(VP + FP)}, \tag{4}$$

Quizá el único inconveniente de esta métrica es su difícil interpretación, más allá de comparar los valores que ofrecen diferentes sistemas. El valor más alto que puede alcanzar es de 1 (todos los patrones se clasificaron correctamente) y el más bajo es de 0 (todos los patrones se clasificaron incorrectamente).

2.1. Restricciones

Como única restricción, en dicho audio solo puede haber una nota sonando a la vez para que el sistema sea capaz de reconocerla correctamente.

2.2. Características

La base de datos con la que contamos tiene un total de 5.417 audios con una media de más de 50 *samples* por cada una de las 85 notas del piano (a partir de *C1*), tocadas desde posiciones e intensidades distintas y grabadas con micrófonos diferentes. Dichos *samples* están en formato *.wav* en estéreo, con un *bitrate* de *2304kbps*, *24 bits per sample* y un *sample rate* de *48kHz*. Todo ello ocupa un total de *34.5GB* en disco. La duración media de los *samples* es de aproximadamente xxx s.

El origen de la base de datos es una librería de piano de la compañía *FluffyAudio https://www.fluffyaudio.com/shop/scoringpiano/* grabada en 2016 y pensada para jazz, música clásica y bandas sonoras.

3. Análisis bibliográfico

Para profundizar en el tema antes de abordarlo, en esta sección se analizan diferentes artículos científicos relacionados con la inteligencia artificial y el reconocimiento de audio, ya sea específicamente relacionado o no con el mundo del reconocimiento de piezas o notas musicales.

Trabajos como el de Osmalsky y col., 2012 nos aportan nuevos enfoques, en el que, en lugar de detectar las notas por separado, analizan todo el espectro de frecuencias para poder reconocer acordes completos de diferentes instrumentos; utilizan una técnica llamada Pitch Class Profile (PCP), que obtiene las relaciones energéticas de cada nota en la escala a partir de un audio.

Además, como resumen Benetos y col., 2018, a pesar del estado avanzado de la transcripción automática de canciones, aún están presentes retos tales como la independencia de los intrumentos, de los estilos musicales o la interpretación de la expresividad.

Otros trabajos mas antiguos como los de Foo y Wong, 1999, describen un algoritmo capaz de reconocer notas de un piano a partir de piezas sintetizadas o acústicas, que son digitalmente muestreadas y transformadas al dominio de frecuencia usando la transformada de Q constante a partir de la cual se la aplican diferentes técnicas para identificar las notas.

En un terreno más general, trabajos como el de Chang y col., 2017, exploran la identificación de *covers* utilizando estructuras más novedosas que no desarrollaremos en este trabajo como son las Redes de Neuronas Convolucionales. Las salidas de este sistema corresponderían con la probabilidad de ser una *cover* (comparándola con la canción original), y se ordenarían por dicha probabilidad elaborando un ranking.

===MEJORAR=== También encontramos la tesis de Klapuri, 2004 que propone un sistema capaz de generar una representación simbólica a partir de un audio. centrandose en el desarrollo de los algoritmos que pueden ser usados para detectar sonidos harmónicos y señales polifónicas

El uso de redes de neuronas artificiaes también están presentes en trabajos como Solanki y Pandey, 2019, que aborda la identificación de los instrumentos que forman part de piezas polifónicas. Utiliza una red de neuronas convolucional de 8 capas y se apoya en los espectrogramas MEL para mapear datos del audio.

Para finalizar, ya en un campo algo más alejado del musical, podemos destacar el trabajo elaborado por Baevski y col., 2021, el cual profundiza en el campo de reconocimiento del habla mediante inteligencia artificial. A diferencia de otros sistemas de reconocimiento, este trabajo no usa datos etiquetados que limiten el reconocimiento a un grupo reducido de idiomas. Esta técnica necesita menos requerimientos, aprovechando representaciones auto supervisadas del habla para segmentar el audio y aprender a mapear desde estas representaciones a fonemas via *Adversarial Training*.

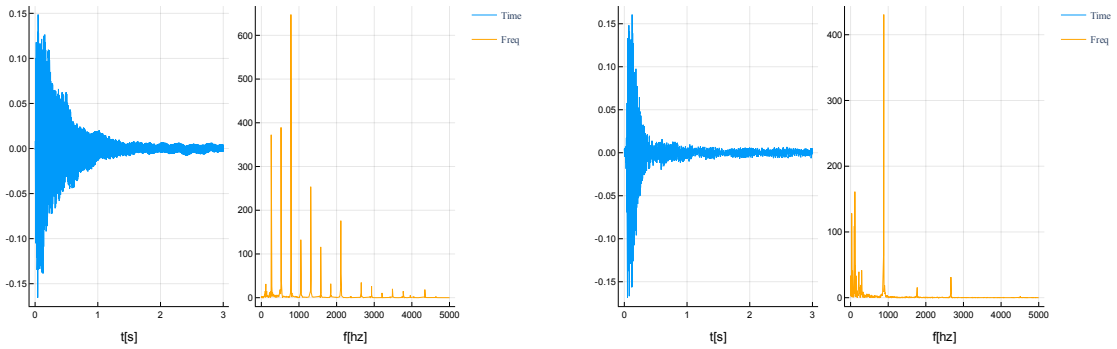
4. Desarrollo

Para el desarrollo de este sistema utilizaremos un método basado en aproximaciones, es decir, comenzaremos acotando el problema e iremos aumentando la complejidad a medida que obtenemos resultados satisfatorios.

4.1. Primera aproximación

4.1.1. Descripción

En esta primera aproximación nos limitaremos a diferenciar únicamente entre dos notas. Escogimos las notas *C4* y *A5* de los cuales usaremos 92 y 56 audios de cada una, respectivamente.



(a) C4 (b) A5

Dado que cada muestra tiene una duración diferente, decidimos quedarnos solo con los 3 primeros segundos de cada audio (que es donde está la información más relevante de la nota) y, para la frecuencia, acotaremos cada señal entre 0 y 5000 Hz. Ya que la frecuencia máxima que se alcanza en el piano clásico es de 4186 Hz (*C8*) y la más baja, en nuestra base de datos, es de 32.7Hz (*C1*), escogimos un rango de frecuncias ampliado debido a que es posible que exista información que nos ayude a identificar la nota.

Además, como las notas de un mismo instrumento se diferencian principalmente por la frecuencia (una nota más aguda tiene una mayor frecuencia y una más grave, una menor), calcularemos de las señales en el dominio del tiempo su relación en el dominio de la frecuencia utilizando la Transformada de Fourier y, posteriormente, extraeremos las siguientes características:

- **Energia media de la señal**: ya que las señales con más frecuencia (más agudas) tienen más energía, esta característica nos podría ayudar a diferenciar entre notas tocadas con la misma intensidad.

- **Media, desviación tipica, y valor máximo de la frecuencia en intervalos no uniformes**: la frecuencia de cada nota aumenta de forma exponencial siguiendo la fórmula:

$$f_{i+1} = f_i \cdot (\sqrt[12]{2}), f_0 = 27{,}5Hz \tag{5}$$

  Por ello decidimos dividir el espectro en 10 intervalos de longitud variable siguiendo dicha distribución. Podríamos entonces obtener un intervalo donde la media y la desviación típica de la frecuencia fueran más elevados que el resto, ayudándonos a identificar la nota.

  Los intervalos que usaremos son los siguientes:

  (0.0, 380.3), (380.3, 783.21), (783.21, 1210.08), (1210.08, 1662.33), (1662.33, 2141.47), (2141.47, 2649.11), (2649.11, 3186.93), (3186.93, 3756.73), (3756.73, 4360.42), (4360.42, 5000.0)

- **Zero-crossing/s**: esta característica determina las veces que la señal, en el dominio del tiempo, toma el valor 0 cada segundo. Como dicha cracterística nos proporcionaría valores similares a la frecuencia media de la señal, podría contribuír a su correcta clasificación.

5. Conclusiones

6. Trabajo futuro

7. Bibliografía

Referencias

Baevski, A., Hsu, W.-N., Conneau, A., & Auli, M. (2021). Unsupervised speech recognition. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *34*.

Benetos, E., Dixon, S., Duan, Z., & Ewert, S. (2018). Automatic music transcription: An overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, *36*(1), 20-30.

Chang, S., Lee, J., Choe, S. K., & Lee, K. (2017). Audio cover song identification using convolutional neural network. *arXiv preprint arXiv:1712.00166*.

Foo, S. W., & Wong, P. L. (1999). Recognition of piano notes. *IEEE International Conference on Information, Communications and Signal Processing (1999: Singapore)*.

Klapuri, A. (2004). *Signal processing methods for the automatic transcription of music*. Tampere University of Technology Finland.

Osmalsky, J., Embrechts, J.-J., Van Droogenbroeck, M., & Pierard, S. (2012). Neural networks for musical chords recognition. *Journées d'informatique musicale*, 39-46.

Solanki, A., & Pandey, S. (2019). Music instrument recognition using deep convolutional neural networks. *International Journal of Information Technology*, 1-10.