

# Memoria - AA

David Rodríguez Bacelar

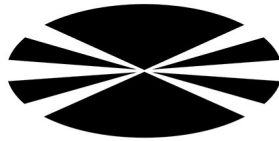
Kevin Millán Canchapoma

Luca D'angelo Sabín

Jorge Hermo González

31 de marzo de 2022

---



UNIVERSIDADE DA CORUÑA

# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>3</b>
1.1. Glosario . . . . .	3
<b>2. Descripción del problema</b>	<b>4</b>
2.1. Restricciones . . . . .	4
2.2. Características . . . . .	4
<b>3. Análisis bibliográfico</b>	<b>5</b>
<b>4. Desarrollo</b>	<b>6</b>
4.1. Primera aproximación . . . . .	6
4.1.1. Descripción . . . . .	6
<b>5. Conclusiones</b>	<b>7</b>
<b>6. Trabajo futuro</b>	<b>7</b>
<b>7. Bibliografía</b>	<b>7</b>

# 1. Introducción

A raíz de la pandemia, el aumento del interés por el aprendizaje en diferentes ámbitos llegó también 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 frustrante 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 la bibliografía utilizada en la Sección 3 y 7.

## 1.1. Glosario

- Sample: muestra de carácter musical
- TF: transformada de Fourier

## 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. El inconveniente 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 métrica es la media armónica de la sensibilidad y la especificidad, siguiendo la fórmula. 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).

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

### 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.

Trabajos como el de Osmalsky y col., 2012 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. Para ello, utilizan una técnica denominada Pitch Class Profile (PCP) que obtiene las relaciones energéticas de cada nota en la escala.

Además, como resumen Emmanouil Benetos Member, Simon Dixon, Zhiyao Duan Member, Sebastian Ewert Member (2019). *Automatic Music Transcription: An Overview*, a pesar del estado avanzado de la transcripción automática de canciones, aún están presentes retos tales como la independencia de los instrumentos, de los estilos musicales o la interpretación de la expresividad.

Otros trabajos mas antiguos como los de Foo S. W., Wong P. L. (1999). *Recognition of piano notes*, 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.

## 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 satisfactorios.

### 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.

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*).

De los ficheros extraeremos utilizando la transformada de Fourier las siguientes características:

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

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

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 característica nos proporcionaría valores similares a la frecuencia media de la señal, podría contribuir a su correcta clasificación.

## 5. Conclusiones

## 6. Trabajo futuro

## 7. Bibliografía

### Referencias

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