

Generación automática de música

Extracción de patrones musicales vía cadenas de Markov

Gabriel Alfonso Patrón Herrera
Universidad Nacional de Colombia. Sede Bogotá
gapatronh@unal.edu.co — +57 3112879365



Abstract

La generación automática de música ha sido estudiada un número considerable de veces, enfocándose en tareas musicales específicas, con alto grado de éxito. Una buena parte de estos esfuerzos consideran cadenas de Markov, cuyos estados son características o propiedades musicales de las canciones de donde se extraen, y que utilizan caminatas aleatorias para generar una melodía que mantenga el balance entre originalidad y fidelidad a las canciones originales. Sin embargo, poco trabajo se ha realizado en la generación automática de piezas musicales completas, es decir, generación aleatoria de un número mayor que uno de instrumentos, que al unísono suenen agradablemente, en un acercamiento más holístico, pero más complejo, del problema. En el presente artículo explicaremos el por qué del aumento de la complejidad, la cual se eleva a medida que agregamos instrumentos nuevos aplicando ingenuamente los métodos desarrollados previamente en la literatura, y el modelo que proponemos para generar satisfactoriamente piezas musicales completas.

Introducción

La literatura acerca de la generación automática de música es abundante en su número pero escasa en su alcance: la mayor parte de esta se concentra en el problema de generar una melodía satisfactoria que mantenga los rasgos musicales del artista o estilo, del que se posee la música codificada, y siendo capaz de momentos de originalidad melódica. La extracción de las propiedades musicales es lo que comúnmente diferencia un acercamiento del otro y la relevancia que se le da a una cualidad musical sobre otra varía de autor a autor. La generación final de la música por lo general se efectúa con cadenas de Markov del grado que se considere pertinente. Pero la música es mejor en grupo, y la mayor parte de la literatura se enfoca en la generación satisfactoria de una única melodía. El problema de la generación de distintas melodías, aleatorias pero coordinadas, es de otra naturaleza y aplicar ingenuamente los principios de la literatura existente no proporciona resultados musicalmente agradables. Es este problema el que nos proponemos solucionar.

Objetivos Principales

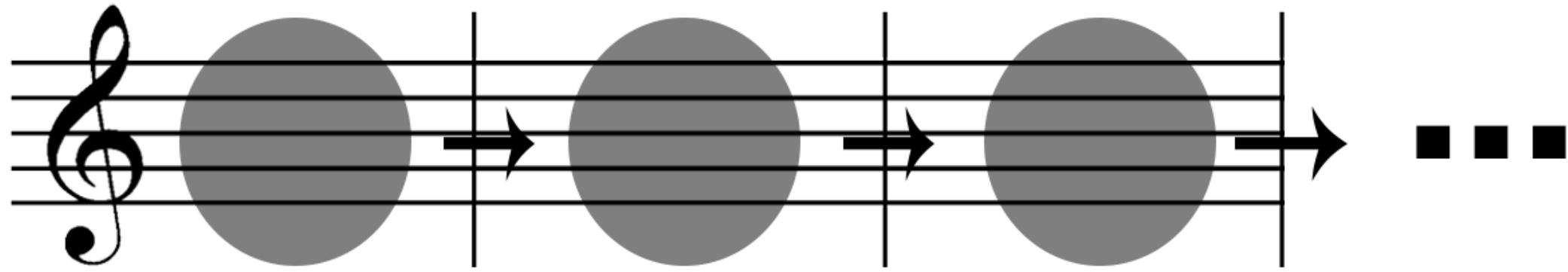
1. Idear un algoritmo que permita coordinar distintas melodías aleatoriamente generadas en una canción satisfactoria, siendo el número de melodías tan grande como se quiera.
2. Identificar las propiedades que caracterizan a una melodía y las relaciones que esta tiene con las demás, y representarlas convenientemente para ser usadas con el algoritmo.
3. Mantener el balance entre fidelidad a las obras del autor y la originalidad de la música que generamos.

Materiales y Métodos

El algoritmo fue programado en Python con la distribución Anaconda y se hizo uso de las librerías Numpy, para operaciones matriciales, y Music21, librería desarrollada por el MIT para el análisis musicológico. Dentro de la misma librería musical hay un corpus con piezas musicales de varios autores, entre los cuales Bach es del que más se pueden encontrar: un total de 426 Chorales.

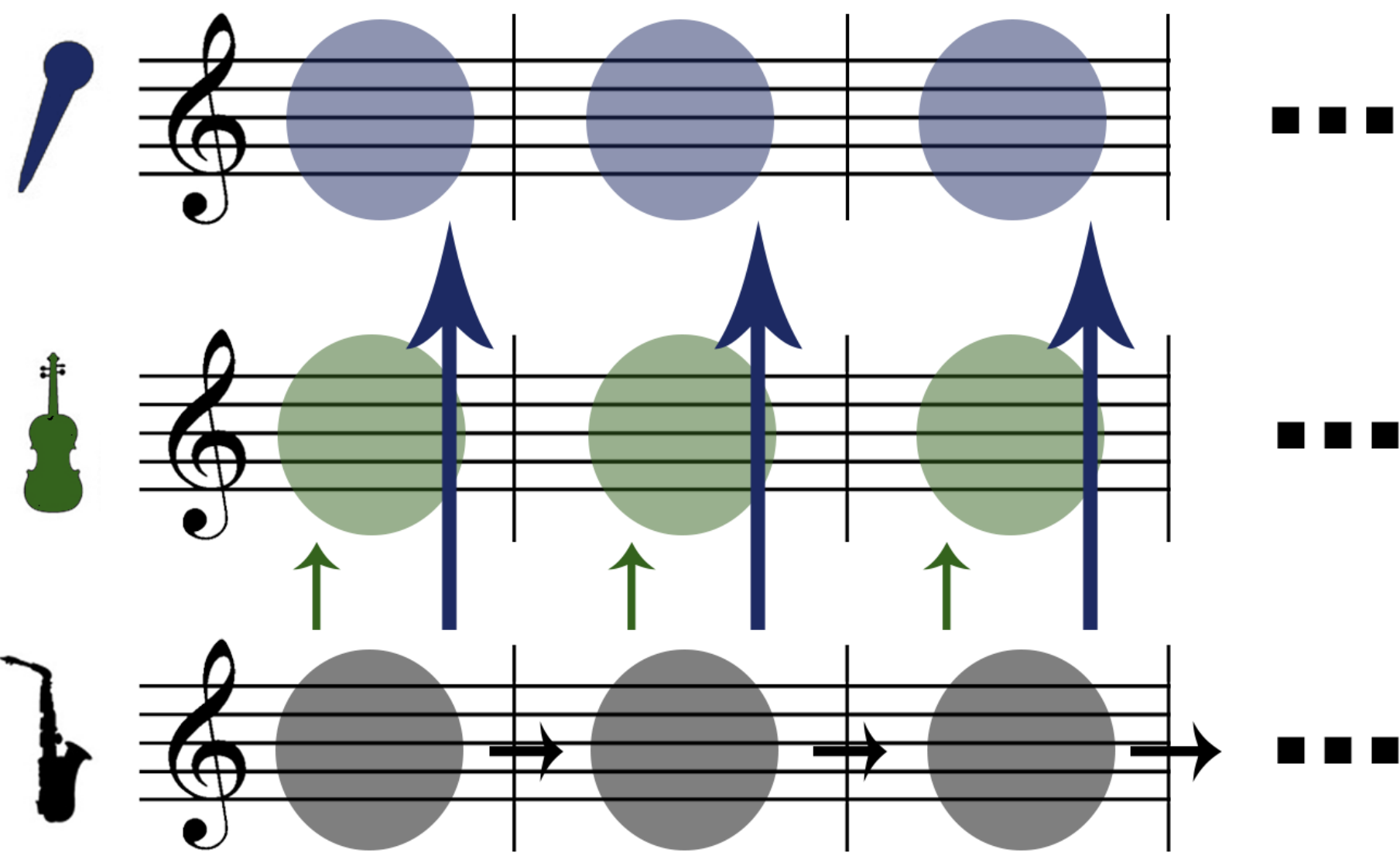
Algoritmo

En primer lugar determinaremos una melodía base, a la cual generaremos compás a compás de la siguiente manera, utilizando cadenas de Markov:



GRAFICADO POR MENTOREZ.MEDIA
Figure 1: Generación melodía base

Con la voz base generada, vamos a generar las demás voces, de "abajo a arriba". Esto es, utilizaremos los compases en la voz base para generar aleatoriamente compases apropiados para las demás melodías. Lo logramos construyendo matrices de transición DTU (Down-to-Up) que relacionan probabilísticamente los compases, entre distintos instrumentos.



GRAFICADO POR MENTOREZ.MEDIA
Figure 2: Algoritmo de generación final

De esta manera aseguramos que, con un alto grado de confianza, el producto sea una pieza musicalmente agradable y nueva, con tantos instrumentos (melodías) como le queramos agregar, siempre y cuando tengamos datos de ellas y de su relación con las demás.

Resultados

Sin lugar a dudas el objetivo de crear un compositor de música satisfactoria, con sensación de continuidad y que mantenga rasgos del artista pero suficiente originalidad fueron alcanzados. A pesar de lo anterior aún hay cambios que se pueden realizar y las modificaciones que se le pueden hacer al algoritmo para evaluar los distintos productos que se obtienen aún no se han explorado.



Figure 3: Ejemplo de Choral

A partir de 426 piezas como la que se muestra arriba, extrajimos la información musical en un formato conveniente, y la organizamos para establecer las relaciones de transición entre los compases. Por último, habiendo entrenado el algoritmo de generación, podemos generar obras nueva, musicalmente sensatas, cada vez que lo ejecutamos, obteniendo resultados como los siguientes:



Figure 4: Resultado 1



Figure 5: Resultado 2

Conclusiones

- Con el algoritmo propuesto se generan, la gran mayoría de las veces, piezas musicalmente satisfactorias.
- Siempre y cuando tengamos los datos, podemos generar tantas melodías como queramos y que suenen bien al unísono.
- La elección metodológica de hacer los estados de la matriz de transición a los compases aumenta la sensación de continuidad de la pieza final y facilita la generación de trozos musicales prolongados y con sentido interno.

Investigación a Futuro

El problema de sincronizar dos melodías aleatorias alrededor de dos dimensiones (sonora y rítmica) puede generalizarse al problema de sincronizar dos o más procesos aleatorios interrelacionados alrededor de las dimensiones pertinentes. También, para la ejecución del algoritmo fue necesario hacer uso de matrices de transición no cuadradas (para relacionar estados de un objeto con estados de otro, distinto). Estas matrices no son comunes en la teoría y será interesante estudiarlas a futuro.

References

- [1] Temperley D. *Music and Probability*. The MIT Press, first edition, 2007.
- [2] Nierhaus G. *Algorithmic Composition*. Springer, first edition, 2009.

Acknowledgements

Este proyecto no habría sido posible sin la intervención, sugerencias ni enseñanzas del profesor Viswanathan Arunachalam, profesor del Depto. de Estadística de la Universidad Nacional.