



**INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**

---

---

**CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPUTACIÓN**

**LABORARIO DE PROCESAMIENTO  
DE LENGUAJE NATURAL**

**MODELO GENERATIVO DE COMPOSICIÓN  
MELÓDICA CON EXPRESIVIDAD**

**T E S I S  
QUE PARA OBTENER EL GRADO DE  
DOCTOR EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN  
P R E S E N T A  
M. EN C. HORACIO ALBERTO GARCÍA SALAS**

**DIRECTORES DE TESIS  
DR. ALEXANDER GELBUKH  
DR. FRANCISCO HIRAM CALVO CASTRO**



México D.F.

2012



**INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL  
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO**

**ACTA DE REVISIÓN DE TESIS**

En la Ciudad de      México, D.F.      siendo las      8:30      horas del día      2      del mes de      Julio      de      2010      se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de la Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación del:

**Centro de Investigación en Computación**

para examinar la tesis titulada:

**"MODELO GENERATIVO DE COMPOSICIÓN MELÓDICA CON EXPRESIVIDAD"**

Presentada por el alumno:

**GARCÍA**

**SALAS**

**HORACIO ALBERTO**

Apellido paterno

Apellido materno

Nombre(s)

Con registro:

A	0	7	0	2	5	3
---	---	---	---	---	---	---

aspirante de: **DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN**

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **APROBAR LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

**LA COMISIÓN REVISORA**

Directores de tesis

Dr. Alexander Gelbukh

Dr. Francisco Hiram Calvo Castro

Dr. Sergio Suárez Guerra

Dr. José Luis Oropeza Rodríguez

Dr. Jesús Manuel Olivares Ceja

**PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES**

  
INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL  
CENTRO DE INVESTIGACIÓN  
Dr. Luis Alfonso Villa Vargas  
DIRECCIÓN



**INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**  
**SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO**

**CARTA CESIÓN DE DERECHOS**

En la Ciudad de México el día 15 del mes Diciembre del año 2011, el (la) que suscribe Horacio Alberto García Salas alumno (a) del Programa de Doctorado con número de registro A070253, adscrito a Centro de Investigación en Computación manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Dr. Alexander Gelbukh y cede los derechos del trabajo intitulado Molde Generativo de Composición Melódica con Expresividad al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección itetzin@gmail.com. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

  
Horacio Alberto García Salas  
Nombre y firma

## RESUMEN

En esta tesis desarrollamos un modelo con base en un enfoque lingüístico, para la generación de música automática. Implementamos una técnica no supervisada mediante un proceso estadístico, para la obtención de las reglas de composición musical a partir de la música compuesta por seres humanos. Y un proceso estocástico para la composición de nuevas melodías, con base en las reglas aprendidas y representadas mediante matrices evolutivas.

Entendemos la música como un flujo de información acústica que causa diferentes sensaciones en los seres humanos. La música es un lenguaje constituido por melodías o secuencias de notas. Cada nota es un símbolo acompañado de distintos rasgos o descriptores semánticos que le dan expresividad, ya sea un sonido largo o corto, alto o bajo, intenso o suave, de una guitarra o de un piano. Nos enfocamos en modelar el comportamiento de la frecuencia y del tiempo en melodías compuestas por seres humanos.

El primer problema a resolver es la obtención de las reglas que rigen la composición musical. Utilizamos un proceso estadístico para construir una función probabilística, que refleja las probabilidades que tiene una secuencia de notas de formar parte de una melodía. Existen ciertas secuencias que aparecen con mayor regularidad, lo que forma patrones característicos de cada composición musical. Esta función probabilística representa las reglas de composición.

Utilizamos matrices evolutivas para almacenar y representar las reglas de composición. Mostramos que la información que contienen estas matrices es equivalente a las reglas de producción de una gramática generativa probabilística.

La generación de música se lleva cabo a través de un proceso probabilístico basado en estas reglas, que agrega incertidumbre al momento de generar, creando una melodía inédita, simulando su expresividad en tiempo y frecuencia. Nuestra propuesta representa una alternativa para la composición automática de música.

# ABSTRACT

In this thesis we developed a model to generate music following a linguistic approach. We implemented an unsupervised technique using a statistical process to infer musical composition rules from musical pieces made by humans. We also implemented a stochastic process to compose new melodies based on those inferred rules that are represented by evolutionary matrices.

We understand the music as a flow of acoustic information that causes different sensations in human beings. We consider music as a language made of sequences of notes. A melody is a sequence of notes. Each note is a symbol that owns several features or semantic descriptors that provide its expressivity. In this work, expressivity is a long or short sound with variable frequency, intensity and timbre. We focus on modeling frequency and time.

The problem that we solve is how to find musical composition rules using an evolutionary statistical process. Then we use a stochastic process to produced new melodies. Musical composition rules are stored in evolutionary matrices.

We show that information in the evolutionary matrices is equivalent to production rules of a probabilistic generative grammar.

This proposal is an alternative to automatic music composition.

## AGRADECIMIENTOS

Agradezco la oportunidad de vivir en este hermoso planeta. A mi mamá y papá, de quienes llevo su recuerdo en mi corazón. A mis hermanos, quienes han hecho de mí la persona que soy. Agradezco al Doc Galindo, un ser de gran poder y mucha luz, cuyas enseñanzas me han mostrado los senderos de la informática y más allá de los bordes infinitos. Le agradezco con todo mi corazón al Dr. Gelbukh por su gran visión y conocimiento. Agradezco a todas las personas que contribuyeron directa o indirectamente en la creación de este trabajo. Agradezco a mi *alma mater studiorum* el Instituto Politécnico Nacional por haberme formado en el camino del conocimiento.

Esta tesis se la dedico a Zanya, mi bebesita hermosa. Un ser brillante lleno de alegría.

<<Itztli>>

# ÍNDICE

<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>13</b>
<b>CAPÍTULO 1 EL PROBLEMA DE LA COMPOSICIÓN MUSICAL</b> .....	<b>15</b>
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	15
1.2 OBJETIVOS .....	15
<i>1.2.1 Objetivo General</i> .....	16
<i>1.2.2 Objetivos Específicos</i> .....	16
1.3 JUSTIFICACIÓN .....	16
1.4 APORTACIONES.....	17
<i>1.4.1 Principal</i> .....	17
<i>1.4.2 Teóricas</i> .....	17
<i>1.4.3 Técnicas</i> .....	17
<i>1.4.4 Aplicaciones Potenciales</i> .....	17
<b>CAPÍTULO 2 MARCO TEÓRICO</b> .....	<b>19</b>
2.1 MÚSICA.....	19
<i>2.1.1 Notas</i> .....	21
<i>2.1.2 Tiempos</i> .....	21
<i>2.1.3 Tempo</i> .....	22
2.2 EL ENFOQUE LINGÜÍSTICO .....	22
2.3 AFECTIVIDAD COMPUTACIONAL .....	24
2.4 SISTEMAS EVOLUTIVOS.....	26
<i>2.4.1 Matrices evolutivas</i> .....	26
<b>CAPÍTULO 3 ESTADO DEL ARTE</b> .....	<b>27</b>
<b>CAPÍTULO 4 PROPUESTA DE UN COMPOSITOR MUSICAL</b> .....	<b>37</b>
4.1 SISTEMA EVOLUTIVO MUSICAL .....	39
<i>4.1.1 Música <math>m_i</math></i> .....	41
<i>4.1.2 Función de aprendizaje musical (A)</i> .....	41
4.1.2.1 Matriz evolutiva de frecuencias (MF).....	42
4.1.2.2 Ejemplo .....	43
4.1.2.3 Matriz evolutiva de tiempos (MT) .....	45
4.1.2.4 Ejemplo .....	46
<i>4.1.3 Módulo compositor de Música (C)</i> .....	47

4.1.4 <i>El ser humano (H)</i> .....	50
4.2 GENERACIÓN DE GRAMÁTICAS .....	50
4.2.1 <i>Generación de la gramática a partir de una matriz</i> .....	51
4.2.1.1 Ejemplo .....	52
4.2.2 <i>Generación de la gramática mediante inferencia gramatical</i> .....	54
4.2.2.1 Reconocedor de melodías .....	56
4.2.2.2 Generador de gramáticas .....	57
4.3 EXPRESIVIDAD .....	58
4.3.1 <i>La expresividad en nuestro modelo</i> .....	59
<b>CAPÍTULO 5 RESULTADOS</b> .....	<b>61</b>
5.1 EJERCICIO 1 METODOLOGÍA EXPERIMENTAL .....	61
5.1.1 <i>Resultados ejercicio 1</i> .....	62
5.2 EJERCICIO 2 METODOLOGÍA EXPERIMENTAL .....	62
5.2.1 <i>Resultados ejercicio 2</i> .....	63
5.3 DISCUSIÓN .....	63
<b>CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO</b> .....	<b>65</b>
CONCLUSIONES .....	65
APORTACIONES .....	66
<i>Principal</i> .....	66
<i>Teóricas</i> .....	66
<i>Técnicas</i> .....	66
<i>Aplicaciones Potenciales</i> .....	67
TRABAJO FUTURO .....	67
PUBLICACIONES .....	68
CONFERENCIAS .....	68
<b>REFERENCIAS</b> .....	<b>70</b>
SITIOS EN INTERNET .....	74
<b>ANEXO A COMPOSICIÓN MUSICAL MODELANDO DIFERENTES TIPOS DE SEÑALES</b> .....	<b>75</b>
A.1 RUIDO BLANCO .....	76
A.2 RUIDO BROWNIANO O PARDO .....	76
A.3 RUIDO ROSA (1/F) .....	78
<b>ANEXO B GRÁFICAS TRIDIMENSIONALES</b> .....	<b>80</b>
<b>ANEXO C CÓDIGO RECONOCEDOR DE MELODÍAS</b> .....	<b>82</b>
<b>ANEXO D CÓDIGO GENERADOR DE GRAMÁTICAS</b> .....	<b>83</b>

**ANEXO E TABLA DE FRECUENCIAS MIDI..... 84**  
**ANEXO F MELODÍA GENERADA AUTOMÁTICAMENTE..... 89**

# ÍNDICE

## DE FIGURAS

<b>Fig. 1.</b> El Proceso Musical .....	20
<b>Fig. 2.</b> Autómatas celulares de CAMUS 3D (tomada de [McAlpine et al. 1999]).....	31
<b>Fig. 3.</b> Probabilidad del orden de las notas de CAMUS 3D (tomada de [McAlpine et al. 1999]) .....	32
<b>Fig. 4.</b> Modelo del proceso de composición musical.....	37
<b>Fig. 5.</b> Modelo de aprendizaje y composición musical .....	39
<b>Fig. 6.</b> Matriz de distribución de frecuencias FDM .....	44
<b>Fig. 7.</b> Matriz de distribución de frecuencias acumuladas CFM .....	45
<b>Fig. 8.</b> Matriz de distribución de tiempos TDM .....	47
<b>Fig. 9.</b> Matriz de distribución de tiempos acumulados CTM .....	47
<b>Fig. 10.</b> Algoritmo con ruletas para la generación de tiempos.....	49
<b>Fig. 11.</b> Matriz de probabilidades PM .....	52
<b>Fig. 12.</b> Matriz auxiliar AM .....	53
<b>Fig. 13.</b> Gramática generativa probabilística .....	54
<b>Fig. 14.</b> Gramática que describe la estructura del Cóndor Pasa.....	55
<b>Fig. 15.</b> Árbol sintáctico del Cóndor Pasa. ....	56
<b>Fig. 16.</b> Reconocedor de Melodías.....	56
<b>Fig. 17.</b> Generación de una gramática a partir de cadenas de símbolos.....	57
<b>Fig. 18.</b> Generación de una gramática a partir de cadenas de símbolos.....	58
<b>Fig. 19.</b> (a) Gráfica de música blanca. (b) Partitura de esta melodía .....	76
<b>Fig. 20.</b> Pseudocódigo para la generación de música blanca.....	76
<b>Fig. 21.</b> (a) Gráfica de música parda. (b) Partitura de esta melodía .....	77
<b>Fig. 22.</b> Pseudocódigo para la generación de música parda .....	77
<b>Fig. 23.</b> Gráfica que se genera con líneas de acuerdo a las notas de la melodía .....	78
<b>Fig. 24.</b> Posiciones sucesivas de una partícula de humo .....	78
<b>Fig. 25.</b> (a) Gráfica de ruido 1/f y (b) Partitura de esta melodía .....	79
<b>Fig. 26.</b> Pseudocódigo para la generación de ruido 1/f.....	79
<b>Fig. 27.</b> Matriz de distribución de frecuencias FDM en 3D .....	80
<b>Fig. 28.</b> Matriz de distribución de frecuencias acumuladas CFM en 3D .....	80
<b>Fig. 29.</b> Matriz de probabilidades PM en 3D .....	81

**Fig. 30.** *Matriz Auxiliar AM en 3D* ..... 81

**Fig. 31.** *Composición generada automáticamente sobre la base de 4 fragmentos de Paganini* ..... 89

# ÍNDICE DE TABLAS

<i>Tabla 1. Dinámica de la música .....</i>	<i>19</i>
<i>Tabla 2. Agógica de la música .....</i>	<i>20</i>
<i>Tabla 3. Comparación CAMUS 3D y Zanya .....</i>	<i>33</i>
<i>Tabla 4. Comparación entre varios sistemas compositores .....</i>	<i>34</i>
<i>Tabla 5. Notas musicales y su símbolo .....</i>	<i>43</i>
<i>Tabla 6. Notas, su símbolo y su valor en tiempos.....</i>	<i>46</i>
<i>Tabla 7. Orden en el que fueron presentadas las melodías a los participantes .....</i>	<i>61</i>
<i>Tabla 8. Orden de las melodías obtenido después de la prueba tipo Turing.....</i>	<i>62</i>
<i>Tabla 9. Clasificación de la música en automática y humana .....</i>	<i>63</i>

# INTRODUCCIÓN

En esta tesis se trata el problema de la composición musical, es decir, la producción de piezas musicales originales, basadas en reglas de composición que son propias de un compositor. La acumulación de composiciones musicales que siguen reglas similares ha dado origen a los géneros musicales.

La música representa una forma de expresión, cuyos elementos son sonidos y silencios dispuestos a través del tiempo. El arte de la composición musical radica en crear una secuencia armoniosa de estos elementos.

La expresividad musical que se transmite por medio de los instrumentos musicales depende de múltiples variables tales como la frecuencia, el tiempo, la intensidad, el timbre del instrumento, etc. Estos son los parámetros que un compositor y un intérprete pueden modificar para transmitir una u otra emoción. Para llevar a cabo el proceso de composición musical de forma automática desarrollamos un modelo que contempla la expresividad musical con base en dos de estas variables. Con el fin de acotar nuestra investigación, en este trabajo proponemos modelar sólo la frecuencia y el tiempo de las melodías.

Se han hecho diversos desarrollos con el fin de automatizar la generación de música, algunos de ellos de manera mecánica como en el caso de las pianolas. Sin embargo, con la aparición de las computadoras, apareció un instrumento musical capaz de generar una miríada de sonidos diferentes, una herramienta con la cual experimentar y desarrollar en tiempo real diferentes modelos de composición musical, por ejemplo, aplicando modelos matemáticos, sistemas con base en el conocimiento, gramáticas, métodos evolutivos, sistemas que aprenden, sistemas híbridos, [Papadopoulos 1999], procesos estocásticos, máquinas de estado (autómatas celulares), sistemas expertos, redes neuronales, música fractal, algoritmos genéticos y música genética (DNA) [Järveläinen 2000].

La música es novedosa en cuanto a que existe una gran cantidad de melodías diferentes y cada una de ellas tiene cierta estructura que difiere de una melodía a otra, de un autor a otro y esta diferencia es mayor entre los diferentes géneros de música. Así que cuando se busca

modelar el proceso de composición musical, se trata de generar música novedosa, pero parecida a la que el oído humano está acostumbrado a escuchar.

Algunos de los modelos de composición musical existentes se basan en procesos estocásticos para generar la música y para cumplir con la estructura, se agregan reglas que restringen las composiciones. Sin embargo, mientras más reglas menos novedosa es la música generada y a menores restricciones más novedosa es la música, pero menor estructura presenta al oído humano [Todd et al. 1999]. Así que el problema es encontrar el punto adecuado entre la aleatoriedad y la regularidad, de manera que se cumplan con las características que presentan las composiciones musicales humanas.

En esta tesis nos planteamos el objetivo de encontrar en forma automatizada las reglas de composición de un conjunto de piezas musicales. Las reglas encontradas se emplean entonces, en la composición de piezas musicales novedosas, apoyadas en un proceso estocástico.

En el capítulo 1 se describen los objetivos y alcances de esta tesis. En el capítulo 2 se desarrolla el estado del arte de la composición musical. En el capítulo 3 se desarrolla el marco teórico. En el capítulo 4 se presenta el desarrollo de nuestro modelo. En el capítulo 5 se muestran algunos resultados. En el capítulo 6 las conclusiones y el trabajo futuro. El último apartado son las referencias. Finalmente, se presentan los anexos.

# CAPÍTULO 1

## EL PROBLEMA DE LA COMPOSICIÓN MUSICAL

En este capítulo se describe el problema que se aborda en esta tesis, los objetivos y los alcances.

### 1.1 Planteamiento del problema

En nuestra investigación nos planteamos el problema de modelar el proceso de composición musical, con el fin de generar música de manera automática, que simule la expresividad que un compositor humano imprime en sus melodías. El problema principal es definir las reglas que debe seguir un sistema para llevar a cabo esta tarea. Algunos modelos desarrollados han implementado estas reglas basándose en procesos estocásticos [Gardner 1978][García 1999][Bulmer 2000], simulando las reglas de un proceso matemático [McAlpine *et al.* 1999], definiendo reglas sobre la base de la teoría musical [Todd *et al.* 1999] y en general, siendo el ser humano quien define las reglas de composición.

Para llevar a cabo el proceso de composición de forma automática, nuestro modelo se basa en las reglas que están definidas inherentemente en la música compuesta por seres humanos. Por lo que el problema que buscamos resolver es: cómo inferir y representar las reglas de composición musical a partir de melodías musicales existentes y utilizarlas para componer música automáticamente.

### 1.2 Objetivos

A continuación se presentan el objetivo general y los objetivos particulares.

### ***1.2.1 Objetivo General***

Desarrollar un modelo informático general del proceso de composición musical.

### ***1.2.2 Objetivos Específicos***

- Encontrar en forma automatizada, basada en un proceso estadístico, las reglas de composición musical a partir de un conjunto de piezas musicales y utilizarlas para crear música de manera automática con base en un proceso estocástico.
- Representar el conocimiento musical mediante matrices evolutivas.
- Mostrar que las matrices evolutivas son equivalentes a gramáticas generativas probabilísticas.
- Extraer los rasgos de expresividad que caracterizan a una melodía en frecuencia y tiempo, con el fin de generar música semejante a la música humana.
- Inferir las reglas de composición musical de los rasgos musicales a partir de melodías en formato midi.
- Desarrollar una herramienta que sirva de apoyo en la composición musical.

## **1.3 Justificación**

La ciencia de la computación busca describir expresiones artísticas como la música a través de modelos computacionales. Nuestra investigación está relacionada con el desarrollo de modelos que permitan automatizar el proceso de composición musical. Representa dos lados de la inteligencia artificial. Por un lado, una labor científica al intentar modelar la creatividad humana en la composición musical. Por otro lado, inteligencia artificial aplicada al desarrollar una herramienta computacional para la creación musical automática.

Algunas aplicaciones de nuestro modelo son:

- Compositor personal basado en piezas musicales del usuario.
- Crear música inédita con base en patrones aprendidos de diferentes piezas musicales.
- Asistir a un humano en el proceso de composición musical.

- Ofrecer una alternativa para producir la música que escucha un usuario.
- Tener máquinas dedicadas a la generación de música en vivo para restaurantes, oficinas, tiendas, etc. con música creada en tiempo real.
- Ofrecer una herramienta para que los niños tengan contacto directo con el proceso de composición musical.

## **1.4 Aportaciones**

A continuación se listan algunas de las aportaciones de nuestro trabajo.

### ***1.4.1 Principal***

Desarrollo de un modelo informático general del proceso de composición musical.

### ***1.4.2 Teóricas***

- Modelo con un enfoque lingüístico para aprender reglas a partir de la música y generar composiciones musicales
- Aplicación de matrices evolutivas para modelar la información musical
- Algoritmo para transformar una matriz en una gramática generativa probabilística. Equivalencia entre una representación matemática y una representación lingüística.
- Método para caracterizar la música por medio de gramáticas probabilísticas

### ***1.4.3 Técnicas***

- Herramienta que aprende música de manera no supervisada
- Herramienta que genera música similar a la aprendida, por siempre diferente
- Herramienta que permite modelar la frecuencia y el tiempo de la música
- Sistema para componer música personalizada

### ***1.4.4 Aplicaciones Potenciales***

- Herramienta para componer música sin conocimientos musicales.

- Herramienta para que los niños tengan contacto con el proceso de composición musical.
- Máquinas dedicadas a la creación de música en tiempo real, para restaurantes, oficinas, tiendas.
- Una alternativa para escuchar y crear música.

# CAPÍTULO 2

## MARCO TEÓRICO

### 2.1 Música

La *música* es una forma de expresión artística de sonidos y silencios dispuestos a través del tiempo, generalmente, agradable a los seres humanos. El *arte de la composición musical* consiste en crear una secuencia armoniosa de sonidos y silencios siguiendo reglas propias del autor. Las reglas se agrupan en *géneros musicales*, de esta forma se tiene la música clásica, rock, jazz, blues, country, entre otros.

La *expresividad musical* es la forma y matices con la que se interpreta una pieza musical. En la música instrumental, es la manera en que se hacen sonar los instrumentos musicales para darle matices a una interpretación y causar efectos en un escucha. Los efectos producidos pueden ser: entusiasmo, melancolía, tristeza, añoranza, tranquilidad, entre otros. Los compositores de música utilizan tres recursos expresivos: la *dinámica*, la *agógica* y las *articulaciones*. La dinámica representa los matices de una melodía, es decir, los diferentes grados de intensidad de las notas. En una partitura, la dinámica se indica de acuerdo a la tabla 1.

Tabla 1. Dinámica de la música

Nombre	Símbolo	Significado
pianísimo	<i>pp</i>	muy suave
piano	<i>p</i>	suave
mezzo piano	<i>mp</i>	poco suave
mezzo forte	<i>mf</i>	poco fuerte
forte	<i>f</i>	fuerte
fortissimo	<i>ff</i>	muy fuerte

La agógica indica el tempo de la melodía, es decir, la velocidad con la que debe ser interpretada una melodía.

Tabla 2. Agógica de la música

Nombre	Significado
Lento	muy despacio, con dolor
Adagio	despacio, nostálgico
Andante	que camina, vivo
Allegro	alegre
Presto	rápido, muy vivo
Prestissimo	rapidísimo, con mucha energía

Las articulaciones se utilizan para cambiar entre un sonido y otro, por ejemplo, el *legato* significa la unión del sonido de dos notas. Si se trata de dos notas iguales, el legato hace que suenen como una nota de mayor duración. El *staccato* que indica que la nota debe sonar a la mitad de su duración, convirtiendo a la otra mitad en un silencio.

El *ser humano percibe la música y la interpreta* de acuerdo con sus factores culturales, individuales y circunstanciales. Los factores culturales son aquellos relacionados con el entorno sociocultural en la que se ha desarrollado el individuo. Los factores individuales son propios de cada persona como sus recuerdos, conocimientos, experiencia, gustos, preferencias y otros. Las circunstancias son las condiciones que rodean al individuo cuando escucha una pieza musical. Una misma pieza musical puede resultar triste para una persona y alegre para otra Fig. 1.

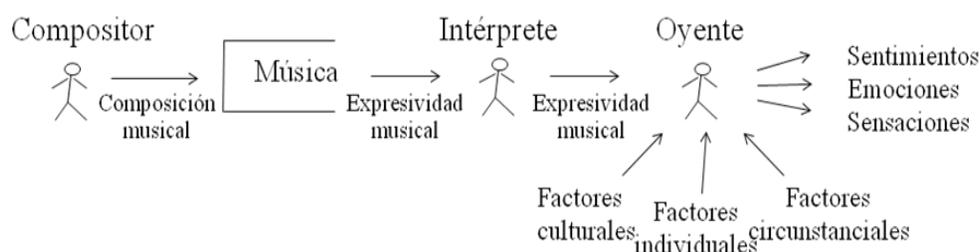


Fig. 1. El Proceso Musical

Con base en lo anterior, los sentimientos manifestados por un ser humano (la expresividad sentimental) ante la interpretación de una pieza musical, son subjetivos porque carecen de una base determinística, principalmente porque los factores individuales están fuera de control, incluso del propio ser humano. En nuestro trabajo, nos enfocamos en modelar el nivel de la composición y el de la interpretación musical.

### 2.1.1 Notas

Para describir la música se ha desarrollado un lenguaje escrito a lo largo de más de 1,000 años, desde la notación neumática [Lenguaje musical] hasta las partituras que se utilizan actualmente, que permiten transmitir los sonidos que componen una pieza musical por medio de notas. Con este lenguaje se describen diferentes modulaciones (cambios de escalas), ritmos (cambios de tiempos), armonías (mezcla de tonos).

El tiempo y la frecuencia de las notas son características fundamentales del mismo objeto al que generalmente se hace referencia simplemente como *nota*. Una nota musical representa un sonido o un silencio con cierta duración. En nuestro modelo computacional, una nota representa una unidad léxico-semántica cuyos rasgos de expresividad son las variables tales como su frecuencia, su tiempo y su intensidad.

La forma en la que un compositor genera la secuencia de notas que forman una melodía, es de acuerdo a su imaginación. En el caso de nuestro modelo, la información contenida en las gramáticas que se generan a partir de ejemplos de música, representa la imaginación de un compositor humano.

### 2.1.2 Tiempos

Los tiempos de una melodía hacen referencia a la duración de cada una de las notas que la forman. En los tiempos de una melodía intervienen, principalmente, dos factores: el tempo y el valor de cada una de las notas, que puede ser de 1,  $\frac{1}{2}$ ,  $\frac{1}{4}$ ,  $\frac{1}{8}$ ,  $\frac{1}{16}$ ,  $\frac{1}{32}$ ,  $\frac{1}{64}$  y con las computadoras se llega a usar el  $\frac{1}{128}$ . El tempo, generalmente se mide en BPM (*beats per minute*).

El compás de una melodía es la medida en la que se divide el tiempo y se establece al principio de su partitura, aunque, puede variar con el transcurso de ésta. El compás indica cuántas notas y de qué valor deben ser tocadas por cada medida de tiempo. Por ejemplo: un compás de  $\frac{4}{4}$  indica que se tocan 4 notas de  $\frac{1}{4}$  en cada compás. En general, la música occidental se representa mediante notas con tiempos que adquieren valores de potencias de  $\frac{1}{2^x}$ , donde  $x \in \mathbb{Z}$  y  $0 \leq x \leq 7$ .

### 2.1.3 *Tempo*

El tempo indica el *beat* de una melodía y al igual que un reloj de una computadora se utiliza para sincronizar sus procesos, el *beat* se utiliza para sincronizar los instrumentos empleados en la interpretación de una melodía. El *beat* se mide en BPM (Beats per Minute) y es directamente proporcional a la velocidad con la que es interpretada una melodía, por lo que al aumentar o disminuir el *beat* la melodía se acelera o desacelera.

Que tan rápida o lenta es interpretada una melodía es una de las variables que afectan directamente su expresividad. Los tempos se clasifican de acuerdo a su valor en: Grave (40), Largo (45), Larghetto (50), Lento (55), Adagio (60), Adagietto (65), Andante (70), Andantino (80), Moderato (95), Allegretto (110), Allegro (120), Vivace (145), Presto (180), Prestissimo (220). El número entre paréntesis indica los BMP.

Una melodía al ser interpretada a mayor número de BPM, hace que la duración de las notas sea menor, aunque su valor sea el mismo. El tempo que se escoja para una melodía influye en las duraciones individuales de las notas que la componen. Por ejemplo una nota de valor  $\frac{1}{4}$  tocada a 60 BMP dura 1 seg. y si es interpretada a 120 BMP dura 0.5 seg. En algunas ocasiones, estas diferencias en el *beat* de una melodía, son utilizadas por los músicos para transformar algunas de las notas de mayor duración en varias notas de menor duración.

## 2.2 El enfoque lingüístico

La aparición de las computadoras ha modificado la manera de concebir al mundo. Una computadora puede ser considerada un instrumento musical sofisticado que permite generar una infinidad de sonidos diferentes, abriendo un camino con grandes posibilidades para la creatividad humana. Actualmente se desarrollan diversos algoritmos para modelar la realidad, lo que ha permitido automatizar diversas actividades humanas, entre ellas la musical.

La aplicación de ciencias como la del procesamiento del lenguaje natural a los campos del arte como la música, está abriendo nuevas áreas de investigación en donde se estudia la música en términos lingüísticos, con el fin de desarrollar compositores automáticos de música. En nuestro trabajo, proponemos un modelo para la creación de nuevas formas de música. Mediante nuestro modelo se describe la música desde un enfoque lingüístico y se

ha aplicado en la creación de un sistema compositor. Un sistema compositor con la capacidad de crear nuevas formas de música con base en el conocimiento aprendido a partir de melodías musicales. Un compositor automático que además, puede generar nuevos rasgos para una composición pregrabada, de manera que cada vez que sea interpretada suene con diferentes rasgos de expresividad, equivalente a que un músico la interprete "en vivo".

La música es un lenguaje formado por cadenas de símbolos. Una manera de modelar el proceso de composición musical es mediante matrices evolutivas, en donde cada nota representa un sonido cuyos rasgos de expresividad son todas las variables que intervienen en la composición, tales como la frecuencia, el tiempo y la intensidad. Cada una de estas notas tiene cierta probabilidad de aparecer en una melodía y existen ciertas secuencias de notas que aparecen con mayor regularidad, lo que identifica los patrones probabilísticos característicos de cada composición musical. A partir de estos patrones se forman las reglas que se utilizan para generar una composición musical de manera automática.

El objetivo de nuestra investigación es modelar el proceso de composición musical y generar música de manera automática. Esto es, generar una secuencia de sonidos y silencios que sean agradables al oído del ser humano. Consideramos a la música como un flujo de información que provoca diversas sensaciones en el ser humano.

Las reglas expresadas por medio de gramáticas y datos estadísticos, se utilizan para generar una secuencia de notas en las que reflejan los patrones aprendidos de manera no supervisada. El resultado es una composición musical creada por una máquina.

Algunos desarrollos del área de procesamiento de lenguaje natural buscan automatizar el uso de los lenguajes, con el fin de que las computadoras puedan utilizar interfaces más amigables que faciliten el proceso de comunicación hombre-máquina. Se han hecho diversos desarrollos en esta área, por ejemplo, las máquinas de búsqueda que facilitan encontrar información en el internet.

Muchos de los avances que se presentan en esta área se deben a la introducción de las gramáticas generativas. Las gramáticas son una herramienta lingüística que ha sido utilizada para describir los lenguajes. A través de reglas de producción se describen los elementos, estructuras y significados de las oraciones que constituyen un lenguaje.

Computacionalmente, se han utilizado para el desarrollo de programación y reconocimiento y generación automática de los lenguajes naturales.

La aplicación de las gramáticas y las técnicas desarrolladas en el procesamiento de lenguaje natural, se pueden extender para representar una amplia gama de lenguajes naturales, que no necesariamente están formados por palabras. Desde este punto de vista, un lenguaje es aquello que se puede percibir y representar por una secuencia de símbolos [Galindo 1995], por ejemplo, el lenguaje musical que es una secuencia de símbolos que describe sonidos y silencios. Entonces, se puede hablar del procesamiento del lenguaje musical y entre otras aplicaciones, automatizar el proceso de composición musical.

### **2.3 Afectividad computacional**

Las investigaciones con respecto a la afectividad incluyen desarrollos en diversas áreas. Algunas de éstas tienen que ver con la importancia que tiene la comunicación visual entre los humanos, por lo que se han desarrollado modelos que permiten reconocer emociones a través de las expresiones faciales humanas [Yacoob et al. 1996] [Essa *et al.* 1997] [Pantic *et al.* 2000] [Tian *et al.* 2001]. Otros modelos se han desarrollado con el fin de reconocer las caras de las personas no importando la orientación que presenten [Feng *et al.* 2000]. Por otro lado, también se encuentra el desarrollo de modelos que permiten estar monitoreando el estado de ánimo de los niños, con el fin de saber si están aprendiendo o no lo que ven a través de una pantalla de computadora. Por medio de sensores de presión y de videos, a partir de las posturas que los niños presentan mientras están sentados en una silla, se determina que tan alertas están con respecto a lo que están estudiando [Mota *et al.* 2003].

El desarrollo de humanos virtuales que permitan establecer una conversación [Egges *et al.* 2003], incluye investigaciones con respecto a la personalidad, estado emocional y estado de ánimo, en donde estas características humanas se representan mediante vectores que dan como resultado el comportamiento de un agente inteligente. En las personificaciones de los agentes virtuales inteligentes es necesario incluir el componente afectivo, con el fin de que sean entendidos por el usuario [Aylett 2004]. Las caricaturas son una de las áreas donde estas investigaciones tienen aplicaciones directas, principalmente en sus rostros. Para lograr que los agentes se comporten como en la vida real, hay que tomar en cuenta diversos

factores cognitivos como: la importancia de los objetivos, la probabilidad de éxito o fracaso, el agrado que un agente siente por otro y factores no-cognitivos que tienen que ver con las posturas, las expresiones faciales, los estados de ánimo, la memoria emocional [Lee 1999].

Silfridge [1959] propone una teoría a la que denomina pandemonio basada en las teorías psicológicas del comportamiento de estímulo-respuesta. Con base en ésta, Jackson [1987] publica “idea para una mente” en donde los “demonios”, que son lo que actualmente se denominan agentes, actúan de manera autónoma, induciendo ocasionalmente a otros agentes a la acción. De su investigación le surge la pregunta de si la mente humana es sólo una computadora que se encarga de todo el procesamiento o muchas de ellas, que interactúan de forma independiente. A partir de estos trabajos se han desarrollado diferentes modelos, por ejemplo aquellos en los que se modelan las emociones, los estados de ánimo y los temperamentos por medio de agentes que luchan para determinar el estado de ánimo general del modelo [Velásquez *et al.* 1997] o para representar la arquitectura de las emociones [McCauley 1998].

La generación de voz sintética es otra de las áreas dedicadas al reconocimiento y generación de emociones, cuyas aplicaciones directas se encuentran en los convertidores de texto-voz [Francisco *et al.* 2005]. El desarrollo de agentes conversacionales que con base en un ambiente multi-agente determinan el grado de la intensidad de las expresiones emocionales [Bui *et al.* 2002], algunos disponibles a través de la internet con capacidades de procesamiento de lenguaje natural y manipulación de emociones para establecer conversaciones de diferentes temas con los usuarios [Tatai *et al.* 2003].

En cuestiones afectivas, el problema es que ni siquiera los seres humanos pueden reconocer al 100% las emociones, ni de otras personas e incluso ni las propias, pese a que son parte de los rasgos característicos de los seres humanos [Picard *et al.* 2001].

En el caso de la música, frecuentemente, no se tiene al compositor o al intérprete al cual se le puedan medir rasgos como el tono de voz, la expresión facial, cambios en los gestos, en la respiración o en la tensión muscular, por mencionar algunos, que podrían dar indicios para determinar su comportamiento afectivo, que tiene influencia directa en la expresividad de la composición musical. Cuando se trata de música, generalmente, sólo se cuenta con las

partituras o archivos sonoros, en los que se pueden escuchar los rasgos que dan expresividad a la composición. Entre estos se encuentran los tonos (frecuencias), las escalas utilizadas, los tiempos y las intensidades (amplitud).

## **2.4 Sistemas evolutivos**

La teoría general de los sistemas [Bertalanffy 1976] plantea que la percepción humana de la realidad se puede modelar usando el enfoque de sistemas y considera que existen sistemas por doquier, es decir, que la realidad está formada por sistemas dentro de sistemas. Por su parte, la teoría de evolución hace referencia a las transformaciones que han dado origen a las diferentes formas de vida que existen en este planeta, sin embargo, actualmente el concepto de evolución incluye a otros fenómenos naturales y algunos producidos por el hombre, por ejemplo, el clima, la forma que adquiere la arena de una playa con el paso del agua del mar, las formas rocosas del cañón del colorado con el paso del aire o la transformación que sufre el cerebro de una persona con el paso del conocimiento.

En la década de los 80s Galindo [1991] propuso los Sistemas Evolutivos como un modelo para representar sistemas con la capacidad de transformarse a partir del flujo de materia, energía o información.

### **2.4.1 Matrices evolutivas**

Las matrices evolutivas [Galindo 1998] representan una forma de almacenar y representar la información de un sistema evolutivo. Una variante de las matrices evolutivas es como arreglos multidimensionales que permiten encontrar patrones y que se pueden utilizar como una red neuronal, un sistema experto, una gramática generativa u otros. En el capítulo 4 Propuesta de un compositor musical explicamos el funcionamiento de las matrices evolutivas en el contexto de esta tesis.

## CAPÍTULO 3

### ESTADO DEL ARTE

Existen diversas razones por las que se lleva a cabo la investigación al respecto de la composición musical con la ayuda de computadoras. Por un lado se busca modelar la *composición* que implica desarrollar modelos que lleven a cabo el proceso de composición musical por medio de algoritmos computacionales; *Ingeniería de software* que es el desarrollo de herramientas para ayudar a los compositores a hacer composición musical; *Musicología* área en la que se desarrollan modelos de los diferentes estilos de música, implementando las diferentes reglas que los distinguen; y *ciencia del conocimiento* con la que se modela el conocimiento musical [Pearce 2002].

La composición algorítmica se lleva a cabo a través de ciertos pasos, en los cuales se involucran instrucciones con el fin de obtener una composición musical [Papadopoulos 1999]. La idea básica es hacer un sistema que genere música de manera automática y se pueden utilizar las computadoras como una herramienta que permite la implementación de diferentes modelos de composición musical.

En la década de 1950, Lejaren Hiller compuso "*The Illiac Suite for String Quartet*" que se considera la primer pieza musical compuesta basada en algoritmos de computadora. Esta pieza tiene cuatro movimientos. El primero se compuso a través de la generación de notas aleatorias y decidiendo de acuerdo a reglas de cierto estilo musical, cuáles eran aceptadas. El segundo movimiento se generó de la misma manera, sólo incluyendo reglas de otros estilos de música. El tercer movimiento se basó en estructuras definidas. El cuarto movimiento se compuso utilizando cadenas de Markov. El resultado fue una lista de números que se tradujeron manualmente a notas musicales. En la década de 1960, junto con Robert Baker, desarrolló el sistema MusiComp basado en estas ideas.

En la década de 1950, Iannis Xenakis compuso manualmente utilizando fórmulas estocásticas. Los elementos como el timbre, la intensidad y la duración de las notas fueron

arreglos generados basados en la distribución de Poisson. En la década de 1960 desarrolló SMP (Stochastic Music Program) en donde aplicó mediciones estadísticas sobre el comportamiento del movimiento de partículas de los gases. La generación de música está basada en el movimiento browniano de las partículas.

En la década de 1960, Gottfried Michael König desarrolló el software de composición PR1 (Project 1). Su trabajo se basa en la teoría de la música serial, que establece el uso de secuencias con estructuras definidas, a las que se les aplican transformaciones como repetición (en este trabajo no se permite la repetición), inversión, transposición y otras. Estas estructuras se seleccionan de forma aleatoria basadas en 7 principios de selección y se aplican a 5 parámetros: instrumento, ritmo, armonía, registro y dinámica. El resultado es una lista de notas que tiene que ser transcrita a notación musical.

En la década de 1970, Barry Truax desarrolló el sistema POD (Poisson Distribution). Este sistema a diferencia de anteriores, en donde se tenía como salida números o partituras, introduce el concepto de audio digital, en donde se utilizan dispositivos de síntesis de audio para escuchar la salida del sistema. Los elementos básicos de control son lo que llama “tendency mask”, que definen regiones de frecuencia contra tiempo. En los límites de estas regiones el sistema genera eventos de acuerdo a la distribución de Poisson. El usuario puede modificar parámetros como el tempo, la dirección, el grado de traslape y otros. El resultado es música monofónica.

Una forma de desarrollar compositores para la creación de música de manera automática, es a través del modelado de diferentes tipos de señales, entre los que destacan los ruidos blanco, browniano y rosa. En el apéndice A mostramos algunos algoritmos para la generación de música utilizando este tipo de señales [García 1999]. También es posible utilizar estos ruidos para la enseñanza de las matemáticas [Bulmer 2000]. El estudio del ruido  $1/f$  o rosa es de particular importancia ya que se presenta en diversos fenómenos. La música humana presenta características de este tipo de ruido [Gardner 1978].

Los sistemas de composición algorítmica se desarrollan de tres maneras [Todd et al. 1999]: sistemas que utilizan reglas definidas, los que aprenden y los que evolucionan. Hiller e Isaacson [1959] desarrollaron un modelo computacional para la composición algorítmica, basándose en cadenas de Markov. Otra herramienta utilizada en la generación de música

son las redes neuronales, por ejemplo Harmonet desarrollado en 1991 [Hild 1992], emplea *connectionist networks* para el procesamiento de música. Este modelo ha sido entrenado para producir corales al estilo de J. S. Bach.

Otra forma en la que se ha generado música de manera automática es a través de algoritmos genéticos. Biles [2001] desarrolla GenJam un modelo basado en un algoritmo genético que imita a un músico novato de jazz aprendiendo a improvisar. Birchfield [2003] desarrolló un algoritmo genético coevolutivo con el objetivo de producir música con emoción, significado y forma, basado en el modelo de emoción de Meyer [1956]. Este modelo propone que el significado que se le da a la música es debido a que un evento musical (tono, frase o toda una sección) provoca que el oído humano espere otro evento y por lo tanto, esta expectativa se puede utilizar para generar emociones.

Todd et al. [1999] desarrollaron un algoritmo genético con el fin de modelar la composición musical basándose en procesos de coevolución. Por un lado, se tienen “machos” que son los compositores, a los que se les pueden definir reglas o las pueden aprender por ejemplo, para la generación de ritmo. Por otro lado, se tienen “hembras” que son quienes van a juzgar las composiciones de los “machos” y de acuerdo a su gusto por la composición decidirán si aceptan o no al “macho”. A través de la reproducción se van generando nuevas piezas musicales.

Blackwell [2007] utilizó el modelado de enjambres para obtener composiciones musicales de forma automática. Básicamente, se trata de modelar aquellas sociedades como las abejas, hormigas o avispas en las que los individuos cooperan para construir de forma organizada sus enjambres. Se modelan con propiedades emergentes de sistema complejos, en donde los procesos con los que se organizan estas sociedades emergen de forma espontánea y es modelando esta propiedad con la que se genera la música.

Actualmente, las investigaciones se enfocan a la generación de la música automáticamente tomando en cuenta el contenido afectivo de la música. Mántaras *et al.* [2006] proponen un modelo con el fin de modificar el tiempo melodía musical, preservando su expresividad, utilizando la técnica de razonamiento basado en casos.

En [Legaspi *et al.* 2007] se propone modelar la afectividad utilizando un algoritmo genético cuya función ideal se determina con base en fragmentos de partituras etiquetados a mano

con el fin de establecer pares afectivos bipolares que califican la música, con lo que denominaron CAUI (*Constructive Adaptive Music Interface*). Con base en fragmentos se componen las melodías, en donde se les introducen variantes de forma aleatoria y sobre la base de teoría musical básica.

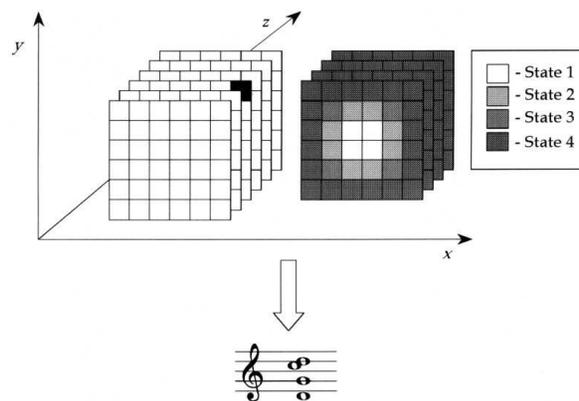
Se han desarrollado otros modelos del conocimiento musical con el objetivo de establecer su estructura, ayudar en su transcripción, hacer resúmenes y en su recuperación. Por ejemplo, Namunu *et al.* [2004] llevaron a cabo el análisis de la estructura de la música basado en su contenido, con el fin de entender su significado. Kosina [2002] hizo el reconocimiento automático del género de música basado exclusivamente en el contenido de audio de la señal.

El reconocimiento del género de cierto tipo de música es una tarea que se lleva a cabo fácilmente por un ser humano, sin embargo, que una computadora haga este reconocimiento no es tan sencillo. Aymeric *et al.* [2004] hicieron la recuperación automática de información musical a partir de cierta información almacenada en señales acústicas. Melucci *et al.* [1999] tratan de resolver el problema de recuperación de información musical, utilizando el método de detección de límites locales (*local boundaries detection method*) desarrollado por Cambouropoulos.

Blackburn *et al.* [1998] presentan un sistema para navegar a través del contenido de una base de datos musical, que incluye archivos de audio (MIDI). La búsqueda se hace basándose en el contorno de la música, con una representación de los cambios relativos en las frecuencias de una melodía, independientemente del tono o del tiempo. [Peña 2005] presenta el desarrollo de un lenguaje formal llamado KL (Kernel Language) con el fin de proporcionar un laboratorio para la simulación de una orquesta digital, el procesamiento de partituras y la generación de los sonidos de cada instrumento, por medio de músicos virtuales conectados vía midi.

McAlpine *et al.* [1999] desarrollaron el sistema llamado CAMUS 3D (Cellular Automata MUSic in 3 Dimensions) para modelar el proceso de composición basado en la propagación de patrones. En su trabajo, desarrollaron dos tipos de algoritmos: estocásticos y autómatas celulares.

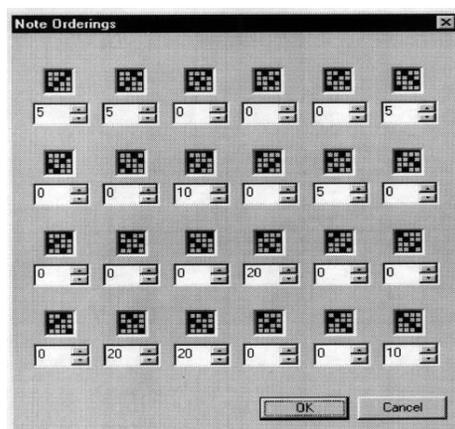
Para generar composiciones CAMUS 3D utiliza una extensión tridimensional del autómata del “juego de la vida” y el autómata “Demon Cyclic Space”. En el autómata del “juego de la vida”, cada célula considerada viva (color negro) representa un evento musical y sus coordenadas  $x$ ,  $y$ ,  $z$  representan los intervalos de las notas de un acorde Fig. 2. Estas notas no son necesariamente distintas y pueden o no sonar simultáneamente. El autómata celular se inicializa con una configuración de celdas definida por el usuario y las reglas con las que evoluciona son las del “juego de la vida”.



**Fig. 2.** Autómatas celulares de CAMUS 3D (tomada de [McAlpine *et al.* 1999])

Una vez definidas las notas (en forma de contenido interválico), se determina la nota fundamental, lo cual se puede hacer de dos maneras: 1) de manera manual, siguiendo una lista de acordes del usuario o 2) de manera automática, utilizando una selección estocástica, en donde se elige la nota con base en pesos asignados por un usuario.

Para evitar que la composición sea una secuencia de acordes no placenteros, implementaron un proceso estocástico que consulta una tabla definida por el usuario, de la cual se escoge entre 24 estados probables Fig. 3.



**Fig. 3.** Probabilidad del orden de las notas de CAMUS 3D (tomada de [McAlpine *et al.* 1999])

El autómata Demon Cyclic Space se utiliza para determinar la instrumentación, es decir, los instrumentos musicales con los que se interpretarán las notas. Este autómata se inicializa con estados aleatorios. El instrumento con la que se emite la nota que corresponde a uno de los canales midi, se elige de acuerdo a la celda “viva” que le corresponde en el autómata del “juego de la vida”. El usuario puede cambiar las reglas de evolución de los dos autómatas.

Para calcular la duración de las notas, se utiliza una cadena de Markov de primer orden. Las probabilidades de la cadena se especifican por el usuario mediante una matriz de transición. El usuario utiliza dos métodos para especificar las probabilidades: mediante una interfaz gráfica y otro, que permite el acceso directo a los valores numéricos. En la tabla 3 y la tabla 4 se presenta una comparación entre el sistema CAMUS y Zanya el sistema desarrollado mediante la aplicación de nuestro modelo.

En la tabla 3, se presentan dos propuestas relacionadas con la música por computadora. La primera es Camus 3D que armoniza una melodía compuesta por el usuario o bien generada de acuerdo a una función de probabilidad, en donde los pesos los asigna el usuario. Para armonizar la melodía se apoya en dos autómatas celulares y en una cadena de Markov para determinar las duraciones de las notas. El segundo es Zanya, el sistema desarrollado con base en nuestro modelo, que se apoya en una matriz evolutiva para aprender estadísticamente los patrones musicales de forma no supervisada y generar música estocásticamente con base en los patrones aprendidos. CAMUS 3D es un sistema que da sonido a un proceso matemático (un autómata celular), que requiere que un usuario establezca diversos parámetros y Zanya que genera composiciones musicales basado en las

Tabla 3. Comparación CAMUS 3D y Zanya

	CAMUS 3D	Zanya
Algoritmos utilizados	Estocásticos y autómatas celulares	Estadístico y estocástico
Composición	manual: lista de notas del usuario automática: selección estocástica (usuario da las probabilidades).	Selección estocástica basada en funciones probabilísticas aprendidas.
Salida	Genera arreglos con base en las reglas del autómata del “juego de la vida” y el autómata “Demon Cyclic Space”.	Genera melodías automáticamente con base en patrones aprendidos.
Tiempos de las notas	Se generan con base en una matriz de transición, con probabilidades determinadas por el usuario.	Se generan de acuerdo a las probabilidades aprendidas y representadas mediante una matriz evolutiva.
Forma de generar patrones	Es un sistema de propagación de patrones de acuerdo a restricciones predefinidas.	Es un generador de patrones con restricciones aprendidas.
Mecanismo	Es una interpretación acústica del comportamiento del autómata celular 3D.	Es un generador de música basado en el comportamiento de los músicos.
Repetición de melodías	Puede repetir la misma melodía, pero no el mismo sonido. El autómata es determinístico y puede repetir la misma secuencia de acordes e instrumentaciones si es inicializado con los mismos valores. Los procesos estocásticos hacen que las notas (pitches), el orden de las notas y su duración, suenen completamente diferentes.	Si puede repetir exactamente la misma melodía y se pueden producir composiciones diferentes controlando el generador de números aleatorios.
Forma de aprendizaje	El usuario puede cambiar manualmente las reglas de evolución de los dos autómatas.	El usuario influye en los patrones generados proporcionando ejemplos.
Tipo de música generada	Genera secuencias de acordes predefinidos.	No genera secuencias predefinidas.
Objetivo	Armonización Parcialmente composición	Composición
Técnicas	Autómatas celulares “juego de la vida” Procesos estocásticos	Procesos estadísticos Procesos estocásticos
Entrada	Parámetros para los autómatas Parámetros para las funciones estocásticas	Melodías
Salida	Armonizaciones y composiciones	Composiciones
Variables usadas	Estados de los autómatas Probabilidades de la cadena de Markov	Frecuencia y tiempo
Iteración	Humana	Semiautomatizada

reglas que infiere a partir de música humana. Necesita ejemplos de melodías musicales de las cuales aprender.

En la tabla 4 presentamos una comparación entre algunos otros sistemas de composición musical. Las características de los trabajos de MusiComp, SMP y PR1 se presentan por su descripción en [Aschauer 2008].

Tabla 4. Comparación entre varios sistemas compositores

	CAMUS 3D	Lejaren Hiller MusiComp	Iannis Xenakis SMP Stochastic music program	Michael König PR1	Zanya
Objetivo	Armonización Parcialmente composición	Composición	Composición	Composición	Composición
Técnicas	Autómatas celulares “juego de la vida” Procesos estocásticos	Aleatorio Procesos estocásticos	Fórmulas estocásticas Distribución de Poisson	Teoría música serial Procesos estocásticos	Procesos estadísticos Procesos estocásticos
Entrada	Parámetros para los autómatas Parámetros para las funciones estocásticas	Números aleatorios Reglas: permitido, prohibido o requerido	Mediciones estadísticas del comportamiento de las partículas de gases (movimiento browniano)	Números aleatorios Cantidad de eventos a generar Tempo	Melodías
Salida	Armonizaciones y composiciones	Números	Secuencias de secciones	Lista de notas	Composiciones
Variables usadas	Estados de los autómatas Probabilidades de la cadena de Markov	Frecuencia Probabilidades cadena de Markov	Duraciones Intensidad	Instrumento, ritmo, armonía, registro y dinámica	Frecuencia y tiempo
Iteración	Humana	Manual	Manual	Semiautomática	Semiautomática

De manera general podemos decir que, en la composición musical automatizada que se ha realizado a partir de la aparición de las computadoras se han utilizado diversos enfoques, por ejemplo: 1) procesos estocásticos, 2) cadenas de Markov, 3) sistemas caóticos 4) Fractales, 5) redes neuronales, 6) autómatas celulares, 7) algoritmos genéticos, entre otros [Aschauer 2008].

En la generación de música, los modelos basados en 1) procesos estocásticos utilizan funciones de probabilidad, tales como la uniforme, lineal, triangular, exponencial, Poisson, Gaussiana y otras. La generación de notas se hace a través de probabilidad incondicional, con valores generados de manera aleatoria por el usuario. En este caso, las reglas de

composición son las que establece la función de probabilidad implementada. Si bien es cierto que el problema de la composición de música no se resuelve mediante el enfoque de la generación de números aleatorios, su utilización estableció una forma de empezar a componer música de manera automatizada. Muchos de los sistemas desarrollados con otros enfoques, tienen sus fundamentos en la modelación de procesos estocásticos.

Los sistemas basados en 2) cadenas de Markov, buscan resolver el problema a través de la probabilidad condicional. Un usuario construye una matriz de transición, en donde establece los valores de la matriz o bien los genera de manera aleatoria. Estos sistemas tienen memoria de eventos anteriores, dependiendo del grado de la cadena de Markov. Las reglas de composición quedan establecidas por el usuario a través de los valores con los que llena la matriz.

El desarrollo de 3) sistemas caóticos abrió otra posibilidad para la generación de música. Estos sistemas tienen la característica de ser sensibles a las condiciones iniciales, es decir, a condiciones iniciales similares producen resultados diferentes, lo que es atractivo en la generación de música. Las órbitas o valores generados dependen de los atractores, ya sea utilizando un atractor estático, periódico o caótico, La implementación del atractor de Lorenz es un ejemplo. Para generar una pieza musical se les asignan las variables del sistema caótico a los parámetros musicales. En este caso, las reglas de composición son representadas por la función matemática implementada.

4) Los fractales representan otro método para la generación de música. Mediante la implementación de diversos algoritmos y apoyados en sus propiedades de autosimilaridad e invariancia de escala, se lleva a cabo la generación de música. Algunos ejemplos son la implementación del conjunto de Mandelbrot, Sierpinski, Schönberg y la música serial, la generación de ruido  $1/f$ , browniano y blanco. Las reglas que sigue la música generada mediante este método, son aquellas del proceso matemático que se implemente para generar fractales.

5) Las redes neuronales son un método inspirado biológicamente que se ha empleado en la generación de música. La ventaja que representan las redes neuronales, es que tienen la capacidad de aprender a partir de ejemplos. Sin embargo, los pesos de la red se inicializan con números aleatorios, de manera tal que, dos redes neuronales iguales no aprenden lo

mismo aunque se les den los mismos ejemplos de entrada. El usuario tiene que establecer las conexiones entre los nodos, es decir, encontrar una representación apropiada para los valores de entrada y proporcionar valores de salida, describiendo las soluciones deseables.

Uno de los modelos utilizados en la inteligencia artificial son los 6) autómatas celulares. Un autómata celular puede ser visto como una matriz con celdas en cierto estado, de acuerdo a un conjunto de estados, que evolucionan de forma discreta. De acuerdo a ciertas reglas, las celdas del autómata celular cambian de estado, adquiriendo valores que forman patrones. Algunos patrones conocidos son los planeadores (*gliders*) y los escarabajos (*beetles*). La música generada a partir de autómatas celulares obedece a las reglas de evolución del autómata.

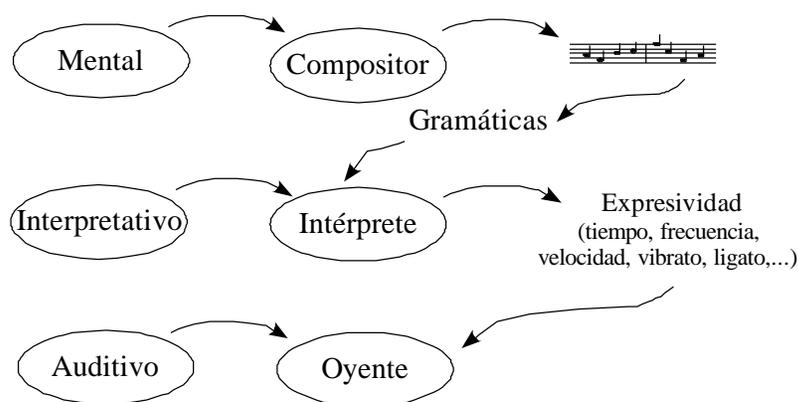
Otro método utilizado en la composición musical es la implementación de 7) algoritmos genéticos. Los algoritmos genéticos se basan en. Una de sus características es la de optimización. A través de la implementación de algoritmos dirigidos de búsqueda en un espacio grande, se les proporciona como entrada una población generada aleatoriamente. Mediante operaciones de selección, reproducción y mutación los “padres” son cortados a longitudes aleatorias formando el arquetipo de los hijos. Los algoritmos genéticos buscan una solución medida por un criterio ideal (*fitness function*) pre-descrito por el usuario [Aschauer 2008].

En los modelos presentados en el estado del arte para generar música, se utilizan reglas definidas por el usuario, ya sean mediante la asignación de probabilidades, la utilización de funciones de probabilidad o estableciendo las reglas a través de algún proceso matemático. La principal aportación de nuestro trabajo, que diferencia nuestro modelo de aquellos presentados en el estado del arte, es en cuanto a la generación de reglas. Nuestro modelo infiere las reglas de forma no supervisada a partir de la música existente, por lo que la música que compone nuestro sistema se basa en la generación de patrones que se encuentran en la música “natural”.

# CAPÍTULO 4

## PROPUESTA DE UN COMPOSITOR MUSICAL

El proceso musical sucede en tres planos: mental, interpretativo y auditivo [Miranda *et al.* 2006]. En el plano mental se lleva a cabo el proceso de composición, cuyo resultado es una partitura conteniendo la información musical que posteriormente será utilizada en el plano de interpretación. El plano de la interpretación se lleva a cabo por el intérprete, quien se encarga de procesar la información de la composición musical, traduciéndola en sonido. Finalmente en el plano del oyente se lleva a cabo el proceso de escuchar el resultado de los procesos de composición e interpretación, cuya evaluación dependerá del auditorio. En la Fig. 4 se muestra este modelo.



**Fig. 4.** Modelo del proceso de composición musical

En este trabajo se propone un modelo del plano mental y del interpretativo. El proceso de composición musical implica la concepción de una idea, la cual es transformada en una secuencia de sonidos. La forma de la idea tiene que ver con las características personales del compositor, que van desde su herencia genética, la música y sonidos que escucha en el vientre materno, las emociones que la madre le transmite a su hijo al escuchar cierto tipo de

música, los estados de ánimo que experimenta durante su crecimiento y que asocia a ciertos sonidos y otras variables que influyen su forma de pensar y sentir en términos musicales.

Para transformar sus ideas en una obra musical, un compositor hace uso de su creatividad y de su conocimiento. La forma de combinar las notas de manera armoniosa, el timbre de los distintos instrumentos para darle color y la métrica que decide utilizar, son sólo parte de las variables que le permiten formar las estructuras musicales con las que transmite sus pensamientos y emociones a través de secuencias de sonidos.

El resultado del proceso de composición es una partitura en donde se representan las variables musicales de manera tal que, la composición musical pueda ser compartida y en su momento interpretada. Desafortunadamente, en una partitura no se pueden reflejar todas las características que el compositor tiene en mente cuando compone la obra.

La interpretación se puede llevar a la práctica por el mismo compositor o por un intérprete. En el caso de que sea el mismo compositor quien interprete, mejor podrá compartir sus ideas a su audiencia. Sin embargo, si su obra musical requiere de más de un instrumento, como en el caso de las obras sinfónicas, otros músicos tendrán que intervenir para su interpretación, aportando a la obra sus características personales.

El músico intérprete también tiene una historia personal que le permite entender la música de manera particular y esto se ve reflejado al momento de tocar su instrumento. Por ejemplo, en el caso de los cantantes, donde su instrumento es la voz, pueden interpretar una misma canción y cada uno de ellos imprimirá su sello personal a la melodía, haciendo que suene diferente a pesar de ser la misma. Lo mismo ocurre con cualquiera de los instrumentos musicales.

En algunos modelos se definen las reglas de composición, lo que significa que se implementan diversas restricciones para generar la música. El lado positivo de tener restricciones se ve reflejado en la estructura de la música, es decir, las reglas permiten obtener composiciones que cumplen con las estructuras que frecuentemente se encuentran en las melodías. Sin embargo, un problema que se presenta en las composiciones musicales, es que generalmente se incluyen excepciones a las reglas, lo que permite que haya más diversidad en la música y por otro lado, definir las reglas plantea un problema en sí mismo.

De esta forma, un sistema con reglas definidas modela la estructura de la música, pero genera melodías poco novedosas [Todd 1999].

La solución que proponemos para modelar el proceso de composición musical está basada en el concepto de *sistemas evolutivos*, que plantea que los sistemas evolucionan como resultado del cambio constante producido por el flujo de materia, energía e información [Galindo 1991]. Los sistemas evolutivos tienen la capacidad de interrelacionarse con el medio que los rodea, utilizando funciones que les permiten aprender y adaptarse a los cambios constantes que se presentan ante ellos, encontrando las reglas que rigen su comportamiento. Estas reglas pueden ser expresadas en forma de gramáticas.

En nuestra propuesta es fundamental la propiedad evolutiva del modelo, que permite que las gramáticas no estén formadas con reglas fijas, sino que se pueden ir modificando de acuerdo a la realidad [Galindo 1991] con los nuevos ejemplos de música, obteniéndose las reglas de manera automática. Así se reflejan los patrones de la música y por otro lado, se obtiene la variedad que se espera de una pieza musical. Para que el modelo aprenda a componer como algún autor en particular, basta con proporcionarle ejemplos de dicho autor.

#### 4.1 Sistema evolutivo musical

Los sistemas evolutivos interactúan con el medio, encontrando reglas que describen los fenómenos y utilizan funciones que les permiten aprender y adaptarse a los cambios. El esquema de nuestro sistema evolutivo se muestra en la Fig. 5.

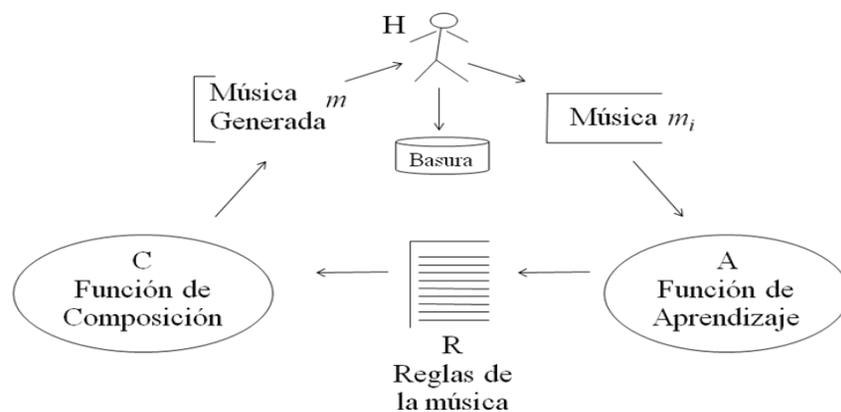


Fig. 5. Modelo de aprendizaje y composición musical

Tomando en cuenta que nuestro objetivo es componer música de manera automática, nuestro modelo se basa en la música creada por el ser humano (H) para aprender a componer música. Las reglas de composición se basan en las reglas que contiene la música ( $m_i$ ). No es nuestra intención simular la música a partir de un proceso matemático, sino que nuestra simulación se basa en las reglas aprendidas de la música “natural”.

La función A es un proceso de aprendizaje que genera las reglas a partir de cada composición musical  $m_i$  creando una representación R del conocimiento musical. El sistema evolutivo originalmente no tiene ninguna regla definida. Llamamos  $R_0$  cuando R está vacía. Mientras nuevos ejemplos  $m_0, m_1, \dots, m_i$  musicales son aprendidos R se modifica desde  $R_0$  a  $R_{i+1}$ .

$$A(m_i, R_i) = R_{i+1}$$

El espacio de trabajo de las reglas del lenguaje musical está representado por R y existen diversas maneras de hacer esta representación, por ejemplo, gramáticas, matrices, redes neuronales, enjambres y otras. Cada género musical, estilo y autor tienen sus propias reglas de composición. No todas estas reglas son descritas en la teoría musical. Para hacer una composición automática utilizamos un sistema evolutivo para encontrar de manera no supervisada las reglas R.

La función A extrae los rasgos musicales de  $m_i$  y los integra a  $R_i$ , generando una nueva representación  $R_{i+1}$ . Esto significa que la representación del conocimiento R evoluciona de acuerdo con los ejemplos aprendidos. Estas reglas aprendidas R son utilizadas para generar una composición musical  $m$  automáticamente. Es posible construir una función C(R) donde C se llama compositor musical. La función C utiliza R para producir una nueva composición musical  $m$ .

$$C(R) = m$$

Para escuchar una nueva composición existe una función I llamada intérprete musical que genera el sonido. La función I toma la música  $m$  generada por la función C y la ejecuta en el dispositivo de sonido.

$$I(m) = \text{sonido}$$

Las notas generadas son de acuerdo a la tabla midi presentada en el Anexo E. Se ejecutan funciones de generación de sonido de acuerdo al formato midi. De modo que, la función I es un reproductor de audio en formato midi, así que no hablaremos más sobre esta función.

#### 4.1.1 Música $m_i$

Nuestro modelo está basado en un enfoque lingüístico [Galindo 1995]. Describimos las composiciones musicales como frases formadas por secuencias de notas, elementos léxicos que representan sonidos y silencios a través del tiempo. El conjunto de todas las composiciones musicales constituye el lenguaje musical.

Definición 1: Una *nota* es una representación del tono y duración de un sonido musical.

Definición 2: El *alfabeto* es el conjunto de todas las notas: alfabeto = {notas}.

Definición 3: Una *composición musical*  $m$  es un arreglo de notas musicales: Composición musical =  $a_1 a_2 a_3 \dots a_n$  donde  $a_i \in \{\text{notes}\}$ .

En nuestra investigación trabajamos con composiciones musicales  $m$  de música monofónica o melodías. Modelamos dos variables: frecuencias y tiempos musicales. Dividimos estas variables para formar una secuencia de símbolos con cada una de ellas.

Definición 4: El Lenguaje Musical es el conjunto de todas las composiciones musicales: Lenguaje Musical = {composiciones musicales}.

Por ejemplo, la secuencia de notas (frecuencias) de la composición musical “*El cóndor pasa*”:

b e d<sub>#</sub> e f<sub>#</sub> g f<sub>#</sub> g a b<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> a g e g e b e d<sub>#</sub> e f<sub>#</sub> g f<sub>#</sub> g a b<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> a g e g e b<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> g<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> g e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> g<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> a g e g e

Asumimos que esta secuencia es una frase del lenguaje musical.

#### 4.1.2 Función de aprendizaje musical (A)

El proceso de aprendizaje A es la función que extrae los rasgos musicales y adiciona esta información a R. Existen diferentes formas de representar R. En nuestro trabajo utilizamos una representación basada en matrices y mostramos en la Sección IV que esta representación es equivalente a una gramática probabilística.

Definición 5: Frecuencia Musical = {frecuencias musicales} donde frecuencias musicales  $mf$  son el número de vibraciones por segundo (Hz) de las notas.

Definición 6: Tiempo Musical = {tiempos musicales} donde tiempos musicales  $mt$  son las duraciones de las notas.

La función A recibe composiciones musicales  $m$  y construye las reglas R. Composición Musical  $m = a_1 a_2 a_3 \dots a_n$  donde  $a_i = \{f_i, t_i\}$ ,  $i \in [1, n]$ ,  $f_i \in$  Frecuencia Musical,  $t_i \in$  Tiempo Musical,  $[1, n] \subset \mathbb{N}$

Para representar las reglas R de las frecuencias y los tiempos musicales utilizamos matrices. Nos referimos a ellas como reglas M. Originalmente, estas matrices están vacías; se modifican con cada ejemplo musical.

Las reglas M son divididas por la función A en MF y MT, donde MF es el componente de las reglas referentes a las frecuencias musicales ( $mf$ ) extraídas de las composiciones musicales y MT es la componente de las reglas del tiempo musical ( $mt$ ).

#### 4.1.2.1 Matriz evolutiva de frecuencias (MF)

Definición 7: MF es un espacio de trabajo formado por dos matrices. Una de ellas es la *matriz de distribución de frecuencias* (FDM) y la otra es la *matriz de distribución de frecuencias acumuladas* (CFM).

Cada vez que una composición musical  $m_i$  llega, la función A actualiza FDM. Entonces calcula CFM de la siguiente manera:

Definición 8: Sea FrecuenciaNotas un arreglo en el cual se almacenan los números correspondientes a las notas de una composición musical.

Definición 9: Sea  $n$  el número de notas reconocidas por el sistema,  $n \in \mathbb{N}$ .

Definición 10: Matriz de distribución de frecuencias (FDM) es una matriz con  $n$  renglones y  $n$  columnas.

Dada la composición musical  $m = f_1 f_2 f_3 \dots f_r$  donde  $f_i \in$  FrecuenciaNotas. El algoritmo de aprendizaje de A para generar la matriz de distribución de frecuencias FDM es:

$$\forall i \in [1,r], [1,r] \subset \mathbb{N}, \text{FDM}_{f_i, f_{i+1}} = \text{FDM}_{f_i, f_{i+1}+1},$$

donde  $\text{FDM}_{f_i, f_{i+1}} \in \text{FDM}$

Definición 11: La matriz de distribución de frecuencias acumuladas (CFM) es una matriz con  $n$  renglones y  $n$  columnas.

El algoritmo de A para generar la matriz de distribución de frecuencias CFM es:

$$\forall i \in [1,n], \forall j \in [1,n], [1,n] \subset \mathbb{N}, \forall \text{FDM}_{i,j} \neq 0$$

$$\text{CFM}_{i,j} = \sum_{k=1}^j \text{FDM}_{i,k}$$

Estos algoritmos para generar MF, el espacio formado por FDM y CFM, son utilizados por la función A con cada composición musical  $m_i$ . Esto hace que el sistema evolucione recursivamente de acuerdo con las composiciones musicales  $m_0, m_1, m_2, \dots, m_i$ .

$$A(m_i, \dots A(m_2, A(m_1, A(m_0, \text{MF}_0)))) = \text{MF}_{i+1}$$

#### 4.1.2.2 Ejemplo

Tomemos la secuencia de frecuencias de la composición musical “*el cóndor pasa*”. La melodía se muestra como una secuencia de letras minúsculas que equivalen a las notas musicales de acuerdo a la tabla 5.

b e d# e f# g f# g a b<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> a g e g e b e d# e f# g f# g a b<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> a g e g e b<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> g<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> g e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> g<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> e<sub>2</sub> d<sub>2</sub> b<sub>2</sub> a g e g e

Tabla 5. Notas musicales y su símbolo

<i>Nombre</i>	<i>Símbolo</i>
La	a
Si	b
Do	c
Re	d
Mi	e
Fa	f
Sol	g

El símbolo # significa que es sostenido, el subíndice se refiere a la escala y el tiempo no se toma en consideración.

El módulo *aprende* se encarga de extraer, seleccionar y clasificar los rasgos pertenecientes a la música, generando las reglas que la describen. Para representar el lenguaje musical por

medio de matrices se utilizan unidades semánticas que conforman el conjunto de los símbolos terminales. Cada unidad semántica está formada por la frecuencia de la nota y su duración. Con cada una de estas características se generan los valores de la matriz, cuyas probabilidades se determinan de acuerdo a la secuencia de unidades semánticas que conforman los ejemplos de música compuesta por seres humanos.

El conjunto de notas {**b, d<sub>#</sub>, e, f<sub>#</sub>, g, a, b<sub>2</sub>, d<sub>2</sub>, e<sub>2</sub>, g<sub>2</sub>**} representa los símbolos terminales o alfabeto del “condor pasa”. Estos símbolos son usados para etiquetar cada columna de la matriz de distribución de frecuencias FDM. Cada número almacenado en la FDM de la Fig. 6, representa cuantas veces la nota del renglón es seguida por la nota de la columna, en la melodía del cóndor pasa. Para almacenar la primera nota de cada composición musical se agrega el renglón S, que representa el axioma o símbolo inicial. Aplicando el algoritmo de aprendizaje de A generamos la matriz de frecuencias distribuidas FDM de la Fig. 6, que muestra como quedan los valores de las casillas después de haber aprendido la melodía.

	b	d <sub>#</sub>	e	f <sub>#</sub>	G	A	b <sub>2</sub>	d <sub>2</sub>	e <sub>2</sub>	g <sub>2</sub>
S	1									
b			2							
d <sub>#</sub>			2							
e	1	2		2	3		1			
f <sub>#</sub>					4					
g			6	2		2			1	
a					3		2			
b <sub>2</sub>					1	3		2	3	
d <sub>2</sub>							6		6	
e <sub>2</sub>								10		2
g <sub>2</sub>									2	

Fig. 6. Matriz de distribución de frecuencias FDM

En el Anexo B se muestra una gráfica en tres dimensiones de esta matriz. La función que desempeña el proceso de aprendizaje es determinar las probabilidades con las que el autor utiliza ciertas secuencias de notas con mayor regularidad. Esto es, encontrar los valores probabilísticos con los que se suceden los símbolos terminales que describen la melodía dada como ejemplo. La matriz se mantiene actualizada de manera permanente, de acuerdo a la información contenida en cada una de las melodías.

Aplicamos el algoritmo de A para calcular la matriz de distribución de frecuencias acumuladas CFM de la Fig. 7. a partir de la matriz de distribución de frecuencias FDM de la Fig. 6. Entonces, calculamos cada  $T_i$  de la columna T. En el Anexo B se muestra una gráfica en tres dimensiones de esta matriz.

	b	d <sub>1</sub>	e	f <sub>1</sub>	g	A	b <sub>2</sub>	d <sub>2</sub>	e <sub>2</sub>	g <sub>2</sub>	T
S	1										1
b			2								2
d <sub>1</sub>			2								2
e	1	3		5	8		9				9
f <sub>1</sub>					4						4
g			6	8		10		11			11
a					3		5				5
b <sub>2</sub>					1	4		6	9		9
d <sub>2</sub>							6		12		12
e <sub>2</sub>								10		12	12
g <sub>2</sub>									2		2

Fig. 7. Matriz de distribución de frecuencias acumuladas CFM

#### 4.1.2.3 Matriz evolutiva de tiempos (MT)

Definición 12: MT es un espacio de trabajo formado por dos matrices. Una de ellas es la *matriz de distribución de tiempos* (TDM) y la otra es la *matriz de distribución de tiempos acumulados* (CTM).

Cada vez que una composición musical  $m_i$  llega, el proceso de aprendizaje A actualiza TDM. Entonces calcula CTM de la siguiente manera:

Definición 13: Sea TiempoNotas un arreglo en el cual se almacenan los números correspondientes a los tiempos de una composición musical.

Definición 14: Matriz de distribución de tiempos (TDM) es una matriz con  $n$  renglones y  $n$  columnas.

Dada la composición musical  $m = t_1 t_2 t_3 \dots t_r$  donde  $t_i \in$  TiempoNotas. El algoritmo de aprendizaje de A para generar la matriz de distribución de tiempos TDM es:

$$\forall i \in [1,r], [1,r] \subset \mathbb{N}, \text{TDM}_{i,i+1} = \text{TDM}_{i,i+1} + 1,$$

$$\text{donde } \text{TDM}_{i,i+1} \in \text{TDM}$$

Definición 15: La matriz de distribución de tiempos acumulados (CTM) es una matriz con  $n$  renglones y  $n$  columnas.

El algoritmo de A para generar la matriz de distribución de tiempos CTM es:

$$\forall i \in [1,n], \forall j \in [1,n], [1,n] \subset \mathbb{N}, \forall \text{TDM}_{i,j} \neq 0$$

$$\text{CTM}_{i,j} = \sum_{k=1}^j \text{TDM}_{i,k}$$

Estos algoritmos para generar MT, el espacio formado por TDM y CTM, son utilizados por la función A con cada composición musical  $m_i$ . Esto hace que el sistema evolucione recursivamente de acuerdo con las composiciones musicales  $m_0, m_1, m_2, \dots, m_i$ .

$$A(m_i, \dots A(m_2, A(m_1, A(m_0, MT_0)))) = MT_{i+1}$$

#### 4.1.2.4 Ejemplo

Tomemos la secuencia de tiempos de las notas de la composición musical “*el cóndor pasa*”. Se muestra como una secuencia de letras minúsculas que equivalen a los tiempos musicales de acuerdo a la tabla 6:

Tabla 6. Notas, su símbolo y su valor en tiempos

<i>Nombre</i>	<i>Símbolo</i>	<i>Duración (tiempos)</i>
Redonda	r	1
Blanca	b	1/2
Negra	n	1/4
Corchea	c	1/8
Semicorchea	h	1/16
Fusa	f	1/32
Semifusa	m	1/64

El módulo *aprende* se encarga de extraer la secuencia de los tiempos pertenecientes a las notas de la melodía, quedando como se muestra a continuación:

n n n n n n n n r b r n n r n n r b r n n n n n n n r b r n n r n n r b r b r n n n r n n r n n r  
b r n n n r n n r n n r n n r b r r

Con cada uno de estos tiempos se calculan estadísticamente los valores de la matriz TDM. El conjunto de tiempos {**r**, **b**, **n**} representa los símbolos terminales o alfabeto del “condor pasa”, pues sólo se utilizan estos tres tiempos en esta melodía. Estos símbolos son usados para etiquetar cada columna de la matriz de distribución de tiempos TDM. Cada número almacenado en la matriz TDM de la Fig. 8, representa cuantas veces el tiempo del renglón  $t_i$  es seguido por el tiempo de la columna  $t_j$ , en la melodía del cóndor pasa. Para almacenar el primer tiempo de cada composición musical se agrega el renglón S, que representa el axioma o símbolo inicial. Aplicando el algoritmo de aprendizaje de A se genera la matriz de tiempos distribuidos TDM de la Fig. 8, en donde se muestra como quedan los valores de las casillas después de haber aprendido la melodía.

	r	b	n
S			1
r	1	7	12
b	7		
n	13		29

Fig. 8. Matriz de distribución de tiempos TDM

A partir de la matriz de distribución de tiempos TDM de la Fig. 8 y aplicando el algoritmo A, se calcula la matriz de distribución de tiempos acumulados CTM de la Fig. 9. Al igual que con la matriz de frecuencias, se calcula cada  $T_i$  de la columna T.

Una vez construida la matriz de distribución de tiempos acumulados CTM, se pueden determinar las probabilidades con las que el autor utiliza ciertas secuencias de tiempos con mayor regularidad. Esto es, encontrar los valores probabilísticos con los que se suceden los símbolos terminales que describen los tiempos de la melodía dada como ejemplo. Con la información extraída de cada nueva melodía, las matrices se mantienen actualizadas.

	r	b	n	T
S			1	1
r	1	8	20	20
b	7			7
n	13		42	42

Fig. 9. Matriz de distribución de tiempos acumulados CTM

#### 4.1.3 Módulo compositor de Música (C)

La composición de música monofónica es el arte de crear una línea melódica sin acompañamiento. Para componer una melodía un compositor humano usa su creatividad y conocimiento musical. En nuestro modelo la función Compositor C genera una línea melódica basada en el conocimiento representado por las matrices de distribución de frecuencias acumuladas CFM y la de distribución de tiempos acumulados CTM.

Para la generación de música es necesario determinar la siguiente nota. En nuestro modelo cada renglón  $i$  de CFM representa una función de probabilidad para cada nota, con base en esta función se toma la decisión cual es la siguiente nota de la composición. Cada columna diferente de cero, representa las posibles notas que pueden seguir a la nota  $i$ . Las notas más probables forman patrones característicos.

Definición 12:  $T_i$  es un elemento en donde se almacena el total de la suma de las frecuencias acumuladas de cada renglón  $i$  de FDM.

$$\forall i \in [1, n], [1, n] \subset \mathbb{N}, T_i = \sum_{k=1}^n \text{FDM}_{i,k}$$

T es una columna con  $n$  elementos donde es almacenado el total de la suma de las frecuencias acumuladas de FDM.

Algoritmo generador de notas

```

i=0
repeat
{
  p=random(0..Ti)
  while (CFMi,j < p)
    j=j+1
  next note=j
  i=j
}

```

Para generar una composición musical se utiliza el algoritmo generador de notas. La generación de música comienza escogiendo la primer nota de la composición. El renglón S contiene todas las notas iniciales posibles. En nuestro ejemplo, sólo la nota **b** puede ser escogida. Así que **b** es la primer nota y el renglón  $i$  de CFM <sub>$i,j$</sub>  que utilizamos para determinar la segunda nota. Sólo la nota **e** puede ser seleccionada después de la primer nota **b**.

Así, las primeras dos notas de esta nueva melodía musical son  $m_{i+1}=\{\mathbf{b}, \mathbf{e}\}$ . Aplicando el algoritmo generador de notas para determinar la tercer nota: Tomamos el valor almacenado en la casilla del renglón de la nota **e** y la columna T,  $T_e=9$ . Se genera un número aleatorio  $p$  entre cero y 9, supongamos  $p=6$ . Para encontrar la siguiente nota, comparamos el número aleatorio  $p$  con cada valor diferente de cero del renglón **e**, hasta encontrar uno que sea mayor o igual. Entonces, **g** es la siguiente nota ya que  $M_{e,g}=8$  es mayor que  $p=6$ . De esta forma, la tercera nota de la nueva composición musical  $m_{i+1}$  es **g** por lo que  $m_{i+1}=\{\mathbf{b}, \mathbf{e}, \mathbf{g}, \dots\}$ . Dado que es la columna  $j=\mathbf{g}$  donde se encuentra almacenada la siguiente nota, entonces, para determinar la cuarta nota debemos aplicar el algoritmo generador de notas al renglón  $i=\mathbf{g}$ .

Cada valor diferente de cero de cada renglón  $i$ , representa la función de probabilidad de las notas que acostumbran seguir a la nota  $i$ . Por lo tanto, se generan patrones de notas musicales de acuerdo a la función de probabilidad aprendida directamente de los ejemplos

de composiciones musicales humanas, lo que permite generar música basada en patrones de música humana.

Las ruletas de la Fig. 10 se construyeron para ejemplificar el algoritmo de generación de los tiempos de las notas de la melodía. Las ruletas se nombraron de acuerdo a los renglones **r**, **b** y **n** de la matriz de la Fig. 8 que equivalen a los tiempos de una redonda (**r**), una blanca (**b**) o una negra (**n**).

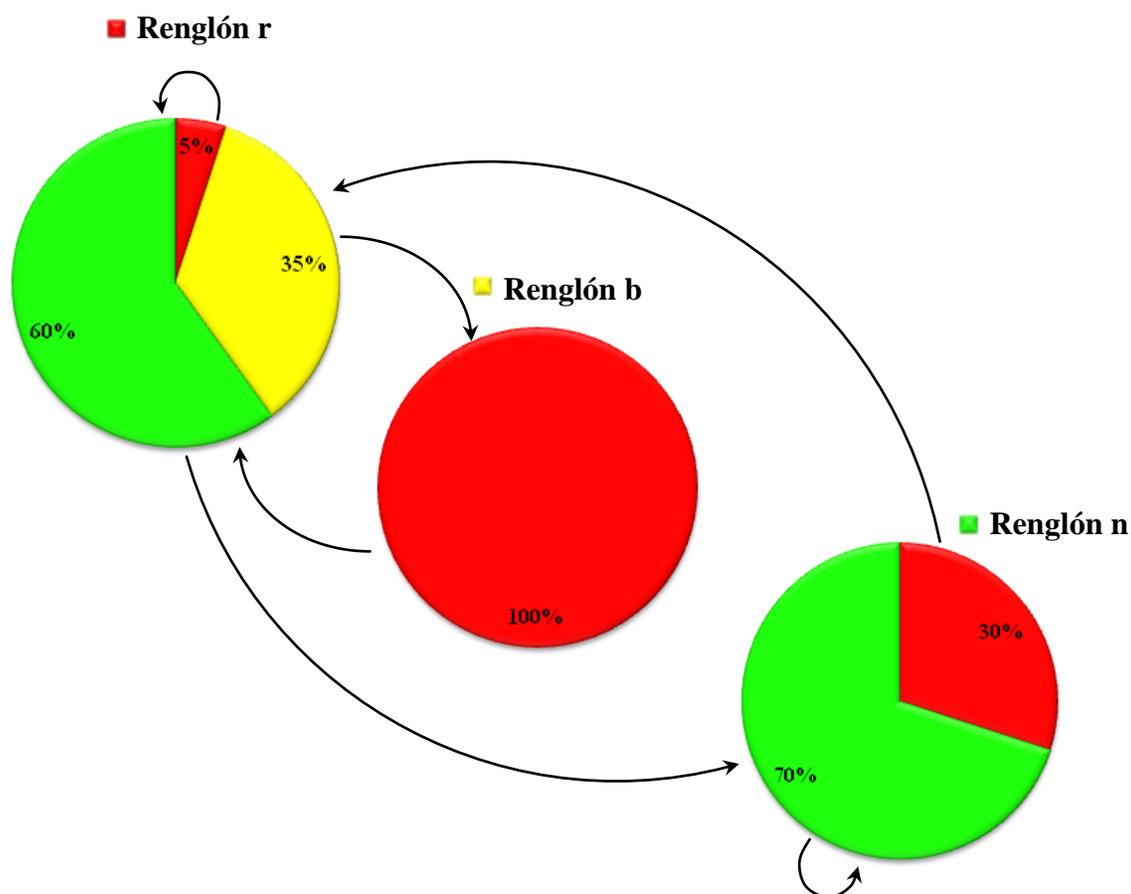


Fig. 10. Algoritmo con ruletas para la generación de tiempos

De acuerdo a la matriz de la Fig. 8 la generación comienza en el renglón S que nos lleva con una probabilidad de uno a la ruleta renglón n. Así que la duración de la primera nota de la melodía es una negra (**n**). A partir de la ruleta renglón n, un 30% de las veces se va a la ruleta renglón r, por lo que se generará un tiempo de redonda (**r**) y un 70% de las veces se quedará en la ruleta n, generando una duración de negra (**n**). A partir de la ruleta del renglón (**r**) el 5% de las veces se generará una duración de redonda (**r**), el 35% una duración de blanca (**b**) y el 60% de las veces una duración de negra (**n**). Si estando en la

ruleta renglón r se va a la ruleta renglón b, inmediatamente regresará a la ruleta renglón r, ya que en la melodía “el cóndor pasa” a partir de una nota con duración de blanca (**b**) sigue una nota con duración de redonda (**r**), el 100% de las veces.

Nuestro algoritmo de aprendizaje calcula el tamaño de las rebanadas de las ruletas, tanto de frecuencias como de tiempos, con base en los ejemplos de música. Así la generación de música se basa en las probabilidades con las que los músicos humanos componen sus melodías.

#### **4.1.4 El ser humano (H)**

Existen diversos factores, tales como los culturales, individuales y circunstanciales, que impiden llevar a cabo una evaluación objetiva sobre las piezas musicales generadas. En los factores culturales influye el entorno sociocultural en el que se desenvuelve el individuo. La música que se escucha difiere de un país a otro, de una región a otra, de una ciudad a otra. Los factores individuales dependen de la percepción que cada individuo tiene sobre la música. Cada individuo tiene sus gustos particulares sobre el tipo de música que escucha. Hay personas a las que ni siquiera les interesa la música, mientras que para otras es fundamental en su vida. En cuanto a los factores circunstanciales, no es lo mismo escuchar una misma melodía en tiempos y climas diferentes, por ejemplo, escuchar una melodía romántica, en una cabaña en el bosque al lado de una chimenea o escucharla en una ciudad, en medio del tránsito, bajo la lluvia.

Por esta razón, el ser humano forma parte fundamental en nuestro modelo. Es el ser humano quien decide de manera personal, si la música creada por un sistema es o no música. Si la considera música pasará a formar parte del universo de música existente, de lo contrario se puede desechar. De esta manera, el ser humano puede caracterizar la música de acuerdo a su percepción.

#### **4.2 Generación de gramáticas**

Nuestro trabajo está basado sobre un enfoque lingüístico y hemos utilizado un espacio de trabajo representado por matrices para manejar la información musical. En este apartado mostramos que esta representación de la información es equivalente a una gramática

generativa probabilística. También presentamos otra manera de generar una gramática a través de inferencia gramatical.

#### 4.2.1 Generación de la gramática a partir de una matriz

Existen diferentes maneras para obtener una gramática generativa  $G$ , un caso particular no supervisado es nuestro modelo. A partir de la matriz de distribución de frecuencias FDM y la columna total  $T$ , es posible construir una gramática generativa probabilística.

Definición 13: MG es un espacio de trabajo formado por FDM y una gramática probabilística  $G$ .

Para obtener una gramática primero generamos una matriz de probabilidades PM, determinada a partir de la matriz de distribución de frecuencias FDM.

Definición 14: La matriz de probabilidades PM es una matriz con  $n$  renglones y  $n$  columnas.

El algoritmo para generar la matriz de probabilidades PM es:

$$\forall i \in [1, n], \forall j \in [1, n], \forall FDM_{i,j} \neq 0 \quad PM_{i,j} = FDM_{i,j}/T_i$$

Existe una gramática generativa probabilística  $G\{V_n, V_t, S, P, Pr\}$ , tal que  $G$  puede ser generada a partir de PM.  $V_n$  es el conjunto de símbolos no terminales,  $V_t$  es el conjunto de todos los símbolos terminales o alfabeto, que representa las notas musicales. El símbolo inicial o axioma está representado por  $S$ .  $P$  es el conjunto de reglas generadas y  $Pr$  es el conjunto de probabilidades de las reglas, representado por los valores de la matriz PM.

Para transformar la matriz PM en la gramática  $G$ , utilizamos el siguiente algoritmo:

1. Se construye la matriz auxiliar AM a partir de la matriz PM:
  - a. Se substituyen las etiquetas de cada renglón  $i$  de PM.
  - b. Se substituyen las etiquetas de cada columna  $j$  por su nota  $f_j$  y un no terminal  $X_j$ .
  - c. Se copian todos los valores de las celdas de la matriz PM en las celdas correspondientes de la matriz AM.
2. Para cada renglón  $i$  y cada columna  $j$  tal que  $AM_{i,j} \neq 0$ :
  - a. El renglón  $i$  corresponde a la regla  $X_i$ , el lado izquierdo de las reglas de producción de la gramática.

- b. La columna  $j$  corresponde a un símbolo terminal  $f_j$  y un símbolo  $X_j$  no terminal con probabilidad  $p_{i,j}$ , lo que forma el lado derecho de las reglas de producción de la gramática.

Entonces las reglas de la gramática  $G$  son de la forma  $X_i \rightarrow f_j X_j (p_{i,j})$ . Esta es una representación de nuestro modelo por medio de gramáticas generativas probabilísticas. Por cada composición musical  $m_i$  un espacio de trabajo  $MG$  formado por FDM y la gramática  $G$ , puede ser generado recursivamente.

$$A(m_i, \dots A(m_2, A(m_1, A(m_0, MG_0)))) = MG_{i+1}$$

#### 4.2.1.1 Ejemplo

Para generar una gramática que describa el lenguaje al que pertenece esta melodía, a partir de la información contenida en la matriz, se crean reglas de producción en donde los símbolos terminales se suceden de acuerdo a las probabilidades con las que se suceden las notas de la melodía.

A partir de la matriz de distribución de frecuencias FDM de la Fig. 6, es generada la matriz de probabilidades PM de la Fig. 11. En el Anexo B se muestra una gráfica en tres dimensiones de esta matriz.

	b	d <sub>1</sub>	e	f <sub>1</sub>	g	A	b <sub>2</sub>	d <sub>2</sub>	e <sub>2</sub>	g <sub>2</sub>
S	1									
b			1							
d <sub>1</sub>			1							
e	19	29		29	39		19			
f <sub>1</sub>					1					
g			611	211		211				1/11
a					35		25			
b <sub>2</sub>					19	39		29	39	
d <sub>2</sub>							612		612	
e <sub>2</sub>								1012		212
g <sub>2</sub>									1	

Fig. 11. Matriz de probabilidades PM

Se determinan las probabilidades de que una nota suceda a otra. Por ejemplo, con respecto al tercer renglón de la matriz, el que pertenece a la nota  $e$ , con los valores de las casillas y utilizando la columna *total*, que representa la suma total de las casillas del renglón, se pueden determinar las probabilidades de cada columna diferente de cero.

Cada una de las columnas con valores diferentes de cero representa la nota  $j$  que se utilizó después de la nota  $i$  y el número de veces que se hizo. El valor contenido en la casilla representa la probabilidad de que la nota  $j$  suceda a la nota  $i$ .

A partir de la matriz PM de la Fig. 11 se genera de acuerdo al algoritmo, la matriz auxiliar AM de la Fig. 12. En el Anexo B se muestra una gráfica en tres dimensiones de esta matriz.

	$bX_1$	$d\#X_2$	$eX_3$	$f\#X_4$	$gX_5$	$aX_6$	$b_2X_7$	$d_2X_8$	$e_2X_9$	$g_2X_{10}$
S	1									
$X_1$			1							
$X_2$			1							
$X_3$	19	29		29	39		19			
$X_4$					1					
$X_5$			611	211		211			1/11	
$X_6$					35		25			
$X_7$					19	39		29	39	
$X_8$							612		612	
$X_9$								1012		212
$X_{10}$									1	

Fig. 12. Matriz auxiliar AM

Con la información contenida en esta matriz es posible generar una gramática probabilística que describe al lenguaje al que pertenece la melodía. Esta gramática permite generar no sólo la melodía, sino todas las posibles oraciones del lenguaje al que pertenece dicha melodía. En términos musicales significa que se pueden generar diversas melodías equivalentes a estas oraciones.

Dada la matriz AM de la Fig. 12 se puede generar la gramática  $G\{V_n, V_t, S, P, Pr\}$ . Donde  $V_n = \{S, X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}\}$  es el conjunto de los símbolos no terminales.  $V_t = \{b, d\#, e, f\#, g, a, b_2, d_2, e_2, g_2\}$  es el conjunto de los símbolos terminales o alfabeto. S es el axioma o símbolo inicial. Pr es el conjunto de las probabilidades de las reglas representado por los valores de la matriz AM. Y las reglas P de la gramática, listadas en la Fig. 13.

$$\begin{aligned}
S &\rightarrow b X_1(1) \\
X_1 &\rightarrow e X_3(1) \\
X_2 &\rightarrow e X_3(1) \\
X_3 &\rightarrow b X_1(1/9) \mid d_{\#} X_2(2/9) \mid f_{\#} X_4(2/9) \mid g X_5(3/9) \mid b_2 X_7(1/9) \\
X_4 &\rightarrow g X_5(1) \\
X_5 &\rightarrow e X_3(6/11) \mid f_{\#} X_4(2/11) \mid a X_6(2/11) \mid e_2 X_9(1/11) \\
X_6 &\rightarrow g X_5(3/5) \mid b_2 X_7(2/5) \\
X_7 &\rightarrow g X_5(1/9) \mid a X_6(3/9) \mid d_2 X_8(2/9) \mid e_2 X_9(3/9) \\
X_8 &\rightarrow b_2 X_7(6/12) \mid g_2 X_{10}(6/12) \\
X_9 &\rightarrow d_2 X_8(10/12) \mid g_2 X_{10}(2/12) \\
X_{10} &\rightarrow e_2 X_9(1)
\end{aligned}$$

Fig. 13. Gramática generativa probabilística

La gramática de la Fig. 13 representa el lenguaje al que pertenece la melodía “el cóndor pasa”. Con esta gramática es posible generar un infinito de oraciones o teoremas que pertenecen a este lenguaje. Por lo que, se pueden generar melodías similares que cumplen con las reglas extraídas del ejemplo, pero que son por siempre diferentes.

#### 4.2.2 Generación de la gramática mediante inferencia gramatical

Un caso particular no supervisado de generar una gramática es mediante una *matriz evolutiva*. Nuestro modelo es independiente de la forma de representar la información. Otra manera de generar una gramática es mediante inferencia gramatical, directamente sobre las melodías. Es posible generar otra gramática con el fin de describir la estructura de las melodías. Para ello, la secuencia de notas de la melodía debe ser tratada como una cadena de caracteres en donde se puedan encontrar patrones que se repitan, factorizarlos y determinar los casos en los que se pueda utilizar recursividad.

Por ejemplo, la secuencia de notas del “cóndor pasa”:  $d_{\#} e f_{\#} g f_{\#} g a b_2 d_2 b_2 e_2 d_2 b_2 a g e g e d_{\#} e f_{\#} g f_{\#} g a b_2 d_2 b_2 e_2 d_2 b_2 a g e g e b_2 e_2 d_2 e_2 d_2 e_2 g_2 e_2 d_2 e_2 d_2 b_2 g e_2 d_2 e_2 d_2 e_2 g_2 e_2 d_2 e_2 d_2 b_2 a g e g e$ . La generación de la gramática comienza encontrando los patrones más largos que se repitan. La cadena más larga de esta secuencia de frecuencias es:  $b e d_{\#} e f_{\#} g f_{\#} g a b_2 d_2 b_2 e_2 d_2 b_2 a g e g e$ . La palabra (bis) indica que la cadena anterior se repite. Se crea una regla de producción para esta cadena, por ejemplo, le podemos asignar un no-terminal ( $X$ ). Se sustituye el no-terminal  $X$  en la cadena original quedando la gramática de la siguiente manera:

$$S \rightarrow X X b_2 e_2 d_2 e_2 d_2 e_2 g_2 e_2 d_2 e_2 d_2 b_2 g e_2 d_2 e_2 d_2 e_2 g_2 e_2 d_2 e_2 d_2 b_2 a g e g e$$

$$X \rightarrow b e d_{\#} e f_{\#} g f_{\#} g a b_2 d_2 b_2 e_2 d_2 b_2 a g e g e$$

En esta cadena se encuentran patrones que se repiten, estos serán factorizados. Nuevamente, se buscan primero las secuencias más largas. A cada una se les asigna un símbolo no terminal y se genera su regla de producción. Por ejemplo, a la secuencia  $a g e g e$  se le asigna el no-terminal ( $Z$ ), a la secuencia  $e_2 d_2$  el no-terminal ( $Y$ ) y a la secuencia  $f_{\#} g$  se le asigna el no-terminal ( $P$ ). Se modifica la regla de producción  $X$ , introduciendo los no-terminales en lugar de las cadenas a las que fueron asignados. Con estos cambios la gramática construida hasta el momento queda:

$$X \rightarrow b e d_{\#} e P P a b_2 d_2 b_2 Y b_2 Z$$

$$P \rightarrow f_{\#} g$$

$$Y \rightarrow e_2 d_2$$

$$Z \rightarrow a g e g e$$

De esta manera, se puede continuar buscando patrones que se repitan al menos una vez y agruparlos en una regla de producción, de forma tal que se construye la gramática que se muestra en la Fig. 14.

$$N \rightarrow L b_2 S \rightarrow X X b_2 O g O Z$$

$$X \rightarrow b e d_{\#} e P P a b_2 d_2 b_2 Y b_2 Z$$

$$O \rightarrow L M N$$

$$Z \rightarrow a g e g e$$

$$P \rightarrow f_{\#} g$$

$$Y \rightarrow e_2 d_2$$

$$L \rightarrow Y Y$$

$$M \rightarrow e_2 g_2$$

**Fig. 14.** Gramática que describe la estructura del Cóndor Pasa

Construyendo el árbol sintáctico de esta gramática se puede observar la estructura de la melodía “cóndor pasa”, Fig. 15.

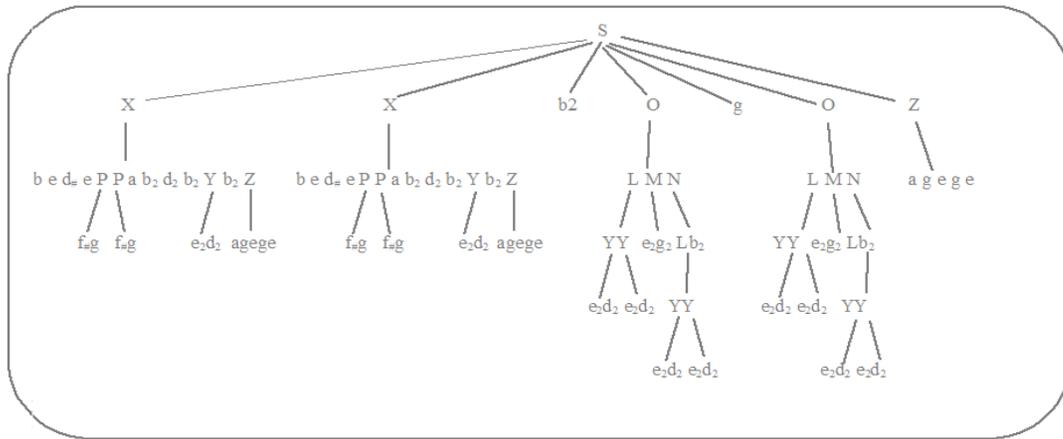


Fig. 15. Árbol sintáctico del Cóndor Pasa.

4.2.2.1 Reconocedor de melodías

Este módulo del modelo es el encargado de la generación de gramáticas y reconocimiento de melodías. El reconocimiento de melodías consiste en evaluar si una cadena de caracteres pertenece o no a cierto lenguaje descrito por una gramática. Este proceso se lleva a cabo mediante un *parser* que implementa un algoritmo del tipo *greedy*, recursivo descendente.

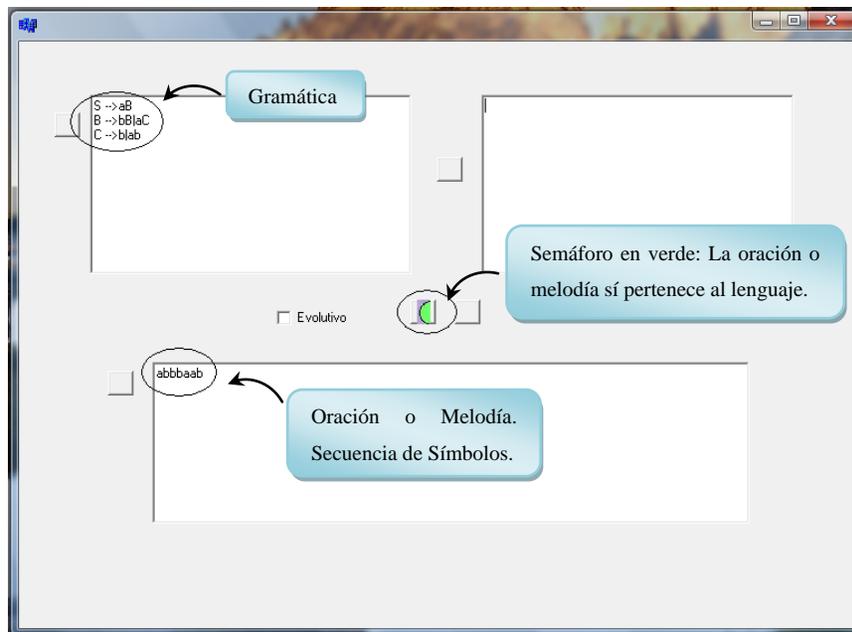


Fig. 16. Reconocedor de Melodías

En la Fig. 16 se muestra la aplicación del modelo en funcionamiento, en donde acepta o no la melodía de entrada de la ventana inferior de acuerdo a la gramática que se presenta en la

ventana superior izquierda. En el Anexo C se muestra el código del *parser* para reconocer si una melodía cumple o no con las reglas de la gramática.

#### 4.2.2.2 Generador de gramáticas

El módulo generador de gramáticas, así como las funciones de aprendizaje de la matriz, permite que el modelo esté en contacto con la realidad y que evolucione de acuerdo a los cambios que se presenten con cada ejemplo nuevo. Esta propiedad marca una diferencia radical con algunos de los modelos existentes para la generación de música, que aunque algunos de ellos tienen la propiedad de evolucionar, se olvidan de la realidad.

Cada vez que se lee una cadena que no pertenece a la gramática se tiene la opción de generar una gramática para reconocer la nueva cadena. De esta forma, la gramática va evolucionando con cada cadena nueva que se da como entrada. En términos musicales significa que cada melodía nueva incrementa el conocimiento musical del modelo, dando posibilidades a la generación de música nueva. En la Fig. 17 se presenta como el modelo va generando la gramática de acuerdo a los ejemplos de oraciones que se le proporcionen.

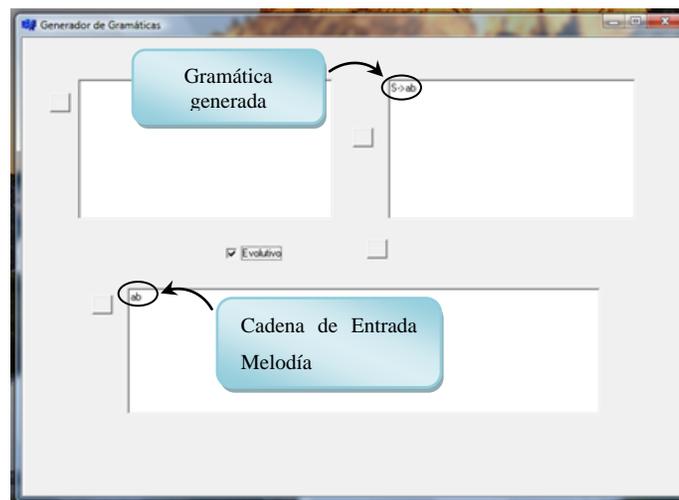


Fig. 17. Generación de una gramática a partir de cadenas de símbolos

En el generador de gramáticas se han implementado los casos en el que se agrega una cadena desconocida al final de la oración, en el que se agrega un no-terminal y otra opción a la regla de producción. La gramática se almacena en dos arreglos bidimensionales, uno de ellos se utiliza como la memoria del modelo. Los símbolos no-terminales pueden ser de

más de un caracter. En el Anexo D se presenta el código del módulo para la generación de gramáticas.

### 4.3 Expresividad

Cochrane [2010] explica significado de la expresividad musical y la manera en la que provoca que aparezcan sentimientos y emociones de acuerdo a la teoría de causalidad. La expresividad es un mecanismo de supervivencia que depende de la viveza con la que se transmitan y sean interpretados sentimientos y emociones. Por ejemplo, el miedo ante una amenaza, en donde intervienen factores físicos tales como la aceleración del ritmo cardiaco, cambios en el sistema respiratorio, endócrino, muscular, circulatorio, la secreción de neurotransmisores, y otros. Como en toda comunicación, existe un emisor, un receptor y un medio de transmisión. Para que esta comunicación sea exitosa, depende de que el emisor transmita el mensaje correctamente y que el receptor lo entienda.

La expresividad de un mensaje depende de diversos factores tales como los sociales (cultura), individuales (recuerdos) y circunstanciales (lugar, clima, tiempo). Por ejemplo, el significado de las señales sonoras o visuales como posturas y movimientos que envía un emisor, deben ser compartidas culturalmente por el receptor, de lo contrario es posible que no se entienda el mensaje. Los sentimientos y emociones que manifieste el receptor ante las señales recibidas son subjetivos, ya que dependen en gran medida, de los factores individuales y circunstanciales que están fuera del control, incluso, del mismo individuo

Fig. 18.

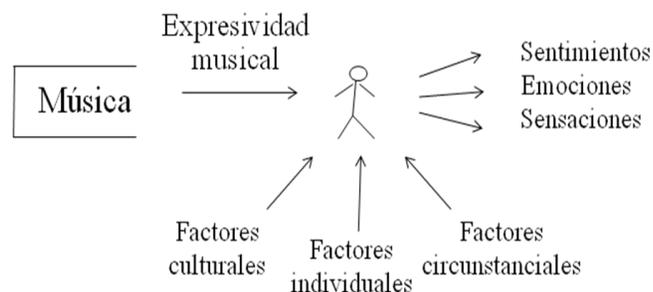


Fig. 18. Generación de una gramática a partir de cadenas de símbolos

Reconocer las emociones en la música tiene que ver con la manera en la que reconocemos emociones en otras personas, lo que hacemos basándonos, muchas veces, en información

visual y acústica. En cuanto a la información visual y la relación que tiene con la música, se habla de una equivalencia entre el movimiento y variaciones en el ritmo, frecuencia, armonía. En cuanto a la información acústica, la equivalencia es más directa ya que tiene que ver con los cambios de tonalidad que se hacen al vocalizar las emociones y el volumen con el que se emite. En el contorno de una pieza musical se pueden encontrar características que se encuentran al hablar, como por ejemplo, cuando se hace énfasis en una frase o la acentuación que se utiliza si se trata de una interrogación o una admiración.

Está más allá de nuestra investigación explicar cómo se hacen los cambios físicos tales como la aceleración del ritmo cardiaco o cómo se produce la empatía entre los seres vivos. En nuestro trabajo nos limitamos a simular la expresividad en la generación de música, determinando las funciones de probabilidad inherentes a las variables de frecuencia y tiempo.

#### ***4.3.1 La expresividad en nuestro modelo***

En este trabajo, modelamos la música con dos de las variables que la caracterizan, la frecuencia y el tiempo. Cada nota de una melodía es un símbolo acompañado de diversas características o descriptores semánticos, que le dan significado de ser un sonido largo, agudo, intenso, suave, de una guitarra o de un piano.

Con nuestro modelo es posible representar cada una de estas variables mediante matrices o gramáticas, que reflejan el comportamiento probabilístico de cada una de ellas. En este trabajo presentamos como modelar la frecuencia y el tiempo de las notas, que son dos de las variables de la expresividad musical, pero de la misma manera se puede construir la matriz de intensidades, por ejemplo. Mientras más variables, mayor expresividad denotará el modelo.

Una de las características de nuestro modelo es la capacidad de aprender a partir de ejemplos de música  $m_i$ . A partir de cada nuevo ejemplo  $m_i$  se generan las gramáticas probabilísticas  $g$  que describen por medio de sus reglas de producción, los patrones típicos que caracterizan los rasgos de expresividad musical de cada melodía. Estas reglas aprendidas, que contienen rasgos similares a las melodías aprendidas, se utilizan para generar música inédita  $m_{i+1}$  de manera automática.

Encontrar las reglas de funcionamiento de un sistema es un problema en sí mismo. Algunos lo han resuelto modelando procesos matemáticos. En nuestro trabajo el sistema encuentra las reglas de composición musical a partir de música creada por seres humanos. Dado que es nuestra intención simular la expresividad musical de los seres humanos, la generación de música de nuestro modelo se basa en el aprendizaje de patrones de música “naturales”.

Una de las aplicaciones de nuestro modelo es que la música se puede caracterizar de manera supervisada, de acuerdo a sus rasgos de expresividad. La clasificación, la lleva a cabo el usuario. El ser humano decide de acuerdo a sus gustos, que tipo de música es y si la melodía generada es música o no; en caso de que considere que es música entonces pasará al almacén de la música del mundo, de lo contrario se desecha.

Además nos da la posibilidad de combinar diferentes tipos de música, por ejemplo, mezclar funciones de tiempos de música alegre con funciones de frecuencias de música triste. Incluso de diferentes géneros, por ejemplo frecuencias de música clásica con tiempos de rock. De esta manera, no sólo nos brinda la posibilidad de generar música, sino inventar nuevos géneros musicales.

# CAPÍTULO 5

## RESULTADOS

En este capítulo se presentan resultados del proceso de aprendizaje e interpretación de piezas musicales con la aplicación desarrollada como parte de esta tesis.

### 5.1 Ejercicio 1 metodología experimental

En la música existen diversos factores que dificultan evaluar si la música generada es por principio música y para continuar que tan buena es. Para evaluar si nuestro modelo está generando música, decidimos llevar a cabo una prueba tipo Turing.

Tabla 7. Orden en el que fueron presentadas las melodías a los participantes

ID	Melodía	Autor
A	Zanya	(generada)
B	Fell	Nathan Fake
C	Alucin	(generada)
D	Idiot	James Holden
E	Ciclos	(generada)
F	Dali	Astrix
G	Ritual Cibernetico	(generada)
H	Feelin' Electro	Rob Mooney
I	Infinito	(generada)
J	Lost Town	Kraftwerk

Pedimos a 26 participantes de la prueba que evaluaran la música de acuerdo a su gusto, sin que ninguno de ellos supiera la forma en que había sido creada la música. Cinco melodías generadas de forma automática se mezclaron con cinco composiciones hechas por compositores humanos y se pidió a los participantes ordenar de acuerdo a su gusto las melodías escuchadas, numerándolas del 1 al 10, siendo el número 1 el correspondiente a la que más gustó y el número 10 a la que menos sin poder repetir ninguno de los números. Se reprodujeron los primeros 30 segundos de cada una de las melodías. Las 10 melodías se presentaron de acuerdo a la tabla 8.

### 5.1.1 Resultados ejercicio 1

En los gustos por cada melodía se encontraron calificaciones completamente diferentes, para algunas personas una misma melodía fue calificada como la que más les gustó mientras que para otras fue el décimo lugar. El resultado de esta prueba es alentador, ya que 2 de las melodías generadas automáticamente obtuvieron la tercera y cuarta posición en el gusto de los participantes, por arriba de melodías humanas. La tabla 9 presenta el resultado de esta prueba.

Tabla 8. Orden de las melodías obtenido después de la prueba tipo Turing

ID	Ranking	Melodía	Autor
B	1	Fell	Nathan Fake
D	2	Idiot	James Holden
C	3	Alucín	(generada)
A	4	Zanya	(generada)
F	5	Dali	Astrix
H	6	Feelin' Electro	Rob Mooney
J	7	Lost Town	Kraftwerk
E	8	Ciclos	(generada)
G	9	Ritual Cibernético	(generada)
I	10	Infinito	(generada)

### 5.2 Ejercicio 2 metodología experimental

Con el fin de intentar medir el funcionamiento de nuestro modelo en cuanto a expresividad, llevamos a cabo otro ejercicio. A un grupo de 26 personas entre 20 y 24 años de edad, alumnos de ingeniería de los cuales 11 eran hombres, 11 mujeres y de cuatro no tuvimos ese dato. Se les presentaron 10 melodías, ocho generadas por distintos sistemas de composición musical, dos compuestas por seres humanos y dos de las melodías fueron generadas por Zanya, nuestro sistema. Después de escuchar 30 segundos de cada melodía, al auditorio se le pidió que clasificara la música de acuerdo a su percepción, en música generada o música compuesta por seres humanos.

Una de nuestras melodías fue generada modelando sólo la frecuencia de las notas, sin tomar en cuenta el tiempo, es decir, todas las notas generadas tienen la misma duración. La

segunda de nuestras melodías se generó aumentando su nivel de expresividad, incorporando la variable tiempo.

### 5.2.1 Resultados ejercicio 2

En la tabla 9 se presentan los resultados obtenidos después de pedir a 26 personas que clasificaran la música de la tabla, de acuerdo a si la consideraban automática o humana.

Tabla 9. Clasificación de la música en automática y humana

ID	Automática	Humana	Autor
A	13	13	Generada (Berlios)
B	7	19	Generada (Tim)
C	6	20	Generada (Zanya)
D	18	8	Generada (Berlios)
E	23	3	Humana
F	18	8	Generada (Tim)
G	20	6	Humana
H	1	25	Generada (Tomoya)
I	24	2	Generada (Zanya)
J	3	23	Generada (Tomoya)

La melodía I de la tabla 9 es una pieza musical compuesta por nuestro sistema, se compuso modelando sólo una de las variables de la expresividad de nuestro modelo, la frecuencia de las notas. En esta melodía los tiempos son constantes, es decir todas las notas de la melodía tienen la misma duración. La melodía I fue calificada por 24 de 26 personas como música creada por una computadora. Por otro lado, la melodía C se compuso modelando las dos variables de expresividad de nuestro modelo, la frecuencia y la duración. Esta melodía fue calificada por 20 de 26 personas como música compuesta por un ser humano.

## 5.3 Discusión

Una de las melodías generadas que se utilizó para esta prueba se generó modelando únicamente la frecuencia, una de las variables de expresividad de la música. Para entrenar al sistema sólo se utilizaron algunos fragmentos de música. Obteniéndose novedosos

resultados, comparables con los obtenidos por otros desarrollos que implementan algoritmos más complejos [Todd 1999] [Biles 2001].

La música resultante es por siempre diferente y de acuerdo a la opinión de músicos, las composiciones generadas reflejan patrones similares a los que forman los ejemplos utilizados en el aprendizaje. Aun estamos trabajando en el desarrollo de algoritmos que permitan modelar la estructura musical a la que está acostumbrado el oído humano y consideramos que los resultados mejorarán considerablemente si se proporciona una mayor cantidad de ejemplos. La música generada reflejará mayor expresividad musical si se utilizan espacios con un mayor número de dimensiones, que modelen más rasgos musicales. En el anexo B se presenta la partitura de una melodía generada automáticamente, modelando únicamente la frecuencia. Para generar esta melodía, el sistema aprendió de 4 fragmentos musicales de Paganini, que contenían notas de la misma duración.

Las respuestas de las personas que participaron en estos ejercicios, reflejan que las melodías generadas automáticamente por Zanya, nuestro sistema, están en el gusto de las personas y se confunden con composiciones humanas.

En este sentido, encontramos un avance en la expresividad de nuestro modelo. De acuerdo a la percepción de las personas que participaron en este ejercicio, la melodía generada en donde sólo la variable de la frecuencia se tomó en consideración, fue clasificada por el 92.3% como música compuesta por una computadora. Al incluir una segunda variable de expresividad en la música generada, el 76.92% de las personas la clasificaron como música compuesta por un ser humano.

Esta investigación está abierta para desarrollos futuros, que permitan hacer que las composiciones musicales generadas automáticamente sean parte del gusto popular.

# CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

## Conclusiones

Hemos desarrollado un modelo general de composición musical. En donde a partir de música humana se implementa un proceso de aprendizaje, que infiere las reglas de composición musical mediante un proceso estadístico. A través de una función de composición que implementa un proceso estocástico, se utilizan estas reglas para generar música de manera automática. El ser humano forma parte fundamental de nuestro modelo, para decidir si las melodías generadas son música o no.

En nuestro modelo, para la representación de las reglas de composición se pueden utilizar distintos modelos de representación del conocimiento, como redes neuronales, sistemas expertos, algoritmos genéticos y otros. Nosotros decidimos utilizar una matriz evolutiva.

La matriz evolutiva es una estructura de representación y almacenamiento de información. A través de ciertas operaciones, se actualiza la información que contiene, manteniendo en constante evolución el conocimiento musical del sistema.

Utilizar matrices para la representación del conocimiento musical, simplifica la inferencia de las reglas de composición, en comparación con hacer inferencia gramatical directamente sobre las melodías. Las matrices evolutivas son equivalentes a gramáticas generativas.

La percepción del 92.3% de las personas con respecto a la música generada modelando sólo un rasgo de expresividad, fue que era compuesta por una máquina. Cuando se agregó un segundo rasgo de expresividad, el 76.92% de los oyentes consideró que era música compuesta por un ser humano. Por lo tanto, mientras más rasgos de expresividad se incluyan en la generación de música, reflejará más parecido con la música compuesta por seres humanos.

Es importante el uso de diversos formatos musicales. El formato midi permite generar las reglas de composición utilizando información discreta, pero “es un formato poco expresivo”.

Las melodías generadas por nuestro sistema son innovadoras y al mismo tiempo reflejan patrones que se encuentran en las melodías originales. El desarrollo de aplicaciones enfocadas a la composición musical, permite que cualquier persona pueda crear música. Al mismo tiempo, ofrecerá a los músicos herramientas que los apoyen en la composición de sus obras musicales.

### **Aportaciones**

A continuación se listan algunas de las aportaciones de nuestro trabajo.

#### ***Principal***

Desarrollo de un modelo informático general del proceso de composición musical.

#### ***Teóricas***

- Modelo con un enfoque lingüístico para aprender reglas a partir de la música y generar composiciones musicales
- Uso de matrices evolutivas para modelar la información musical
- Algoritmo para transformar una matriz en una gramática generativa probabilística. Equivalencia entre una representación matemática y una representación lingüística.
- Método para caracterizar la música por medio de gramáticas probabilísticas

#### ***Técnicas***

- Herramienta que aprende música de manera no supervisada
- Herramienta que genera música similar a la aprendida, por siempre diferente
- Herramienta que permite modelar la frecuencia y el tiempo de la música
- Sistema para componer música personalizada

### ***Aplicaciones Potenciales***

- Herramienta para componer música sin conocimientos musicales.
- Herramienta para que los niños tengan contacto con el proceso de composición musical.
- Máquinas dedicadas a la creación de música en tiempo real, para restaurantes, oficinas, tiendas.
- Una alternativa para escuchar y crear música

### **Trabajo futuro**

El trabajo futuro que nos hemos planteado en corto plazo, con el fin de mejorar la expresividad musical de las composiciones generadas, es el desarrollo de sistemas utilizando matrices y gramáticas que incorporen más de las variables que intervienen en una obra musical.

También tenemos en mente el desarrollo de compositores polifónicos, ampliando el significado de las unidades semánticas. Dentro del trabajo a corto plazo se prevé la utilización de otros formatos como el wav y mp3.

Es de nuestro interés caracterizar diferentes tipos de música, en música triste o alegre, clásica o electrónica, de esta manera determinar funciones probabilísticas que nos permitan generar cualquiera de estos géneros de música.

Las personas que han escuchado nuestras melodías las consideran música y a muchas de ellas les gustan. Ejemplos de música generada por nuestro sistema se encuentran en: [www.olincuicatl.com](http://www.olincuicatl.com).

## Publicaciones

- García Salas, A. 1999. “Zanya Compositor Evolutivo de Música Virtual”. Polibits. Año X Vol. 1 Num. 21. Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Computación. México. 1999.
- García Salas, A., and Gelbukh, A. 2008. “Music Composer Based on Detection of Typical Patterns in a Human Composer’s Style.” Memorias del XXIV Simposio Internacional de Computación en la Educación. Xalapa Veracruz, México.
- García Salas, A., Gelbukh, A., and Calvo, H. 2010. “Music Composition Based on Linguistic Approach.” Proceedings of the 9th Mexican International Conference on Artificial Intelligence. Pachuca, México. pp. 117-128.
- García Salas, A., Gelbukh, A., Calvo, H., and Galindo Soria, F. 2011. “Automatic Music Composition with Simple Probabilistic Generative Grammars.” Polibits Revista de Investigación y Desarrollo Tecnológico en Computación. Num. 44. Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Computación. México. pp. 59-65.

## Conferencias

- Kit para Desarrollo de Software Musical. Concurso de Prototipos. Escuela Superior de Cómputo del Instituto Politécnico Nacional. México D.F. Julio 1997.
- Kit para Desarrollo de Software Musical. 1era Muestra de Inventiva y Creatividad. Centro de Estudios Tecnológicos Industrial y de Servicios No. 7. Dirección General de Educación Tecnológica Industrial. México D.F. Noviembre 1997.
- Aplicación de los Sistemas Evolutivos a la Composición Musical. V Semana Nacional de Ciencia y Tecnología. Centro de Estudios Tecnológicos Industrial y de Servicios No. 7. Dirección General de Educación Tecnológica Industrial. México D.F. Octubre 1998.
- 7ª Semana de Informática. Llave Primaria del Nuevo Milenio. Instituto Tecnológico de Tlanepantla. Tlanepantla de Baz, Estado de México. Abril 2000.

- Zanya Sistema Evolutivo para la Composición Musical. XIV Aniversario del TESE. Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec. Ecatepec de Morelos, Estado de México. Septiembre 2004.
- Compositor Evolutivo de Música Virtual. 4to Congreso Internacional de Investigación. Centro de Investigación Fernando Galindo Soria A.C. Marzo 2008.
- Generador Automático de Música. Conferencia Magistral. 1er Foro de Desarrollo de Proyectos de Investigación de la MISC. Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec. Ecatepec de Morelos, Estado de México. Julio 2008.
- Musical Composer Based on Detection of Typical Patterns in a Human Composer's Style. XXIV Simposio Internacional de Computación en la Educación. Sociedad Mexicana de Computación en la Educación A.C. Xalapa de Enríquez, Veracruz. México. Octubre 2008.
- Zanya Compositor Evolutivo de Musica Virtual. XXIV Simposio Internacional de Computación en la Educación. Sociedad Mexicana de Computación en la Educación A.C. Xalapa de Enríquez, Veracruz. México. Octubre 2008.
- Sistema Compositor Musical basado en Aprendizaje Supervisado. Sexto Taller de Tecnologías del Lenguaje Humano. Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. Sta. María Tonantzintla, Puebla. México. Octubre 2009.
- Music Composition based on Linguistic Approach. The 9th Mexican International Conference on Artificial Intelligence. Pachuca de Soto, Hidalgo. November 2010.

# REFERENCIAS

- [Aschauer 2008] Daniel Aschauer. *Algorithmic Composition*, Austria: Tesis 2008.
- [Aylett 2004] Ruth S. Aylett. *Agents and Affect: Why Embodied Agents Need Affective Systems*. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin/Heidelberg. ISSN 0302-9743 (Print) 1611-3349 (Online). Volume 3025/2004. *Methods and Applications of Artificial Intelligence*. DOI 10.1007/b97168. Copyright 2004. ISBN 978-3-540-21937-8. Páginas 496-504. Subject Collection. Informática. Fecha de SpringerLink jueves, 01 de abril de 2004.
- [Aymeric *et al.* 2004] Zils Aymeric, Pachat François. *Automatic Extraction of Music Descriptors From Acoustic Signals*. Proceedings of the 116th AES Convention, May 2004. Sony CSL Paris.
- [Bertalanffy 1976] Ludwig von Bertalanffy. *Teoría general de los sistemas*. Fondo Cultura Económica. México.
- [Biles 2001] John A. Biles. *GenJam: Evolution of a jazz improviser*. Source. *Creative evolutionary systems*. Section: *Evolutionary music*. Pages: 165 – 187. Year of Publication: 2001. Publisher Morgan Kaufmann Publishers Inc. San Francisco, CA, USA.
- [Birchfield 2003] David Birchfield. *Generative model for the creation of musical emotion, meaning and form*. Source *International Multimedia Conference*. Proceedings of the 2003 ACM SIGMM workshop on *Experiential telepresence*. Berkeley, California SESSION: *Playing experience*. Pages: 99 – 104. Year of Publication: 2003. ISBN:1-58113-775-3. Publisher ACM New York, NY, USA.
- [Blackburn *et al.* 1998] Steven Blackburn and David DeRoure. *A tool for content based navigation of music*. Source *International Multimedia Conference*. Proceedings of the sixth ACM international conference on *Multimedia*. Bristol, United Kingdom. Pages: 361 – 368. Year of Publication: 1998. ISBN:0-201-30990-4
- [Blackwell 2007] Tim Blackwell. *Swarming and Music*. *Evolutionary Computer Music*. Springer London. DOI 10.1007/978-1-84628-600-1. 2007. ISBN 978-1-84628-599-8 (Print) 978-1-84628-600-1 (Online) DOI 10.1007/978-1-84628-600-1\_9. Páginas 194-217. Subject Collection Informática. Fecha de SpringerLink viernes, 12 de octubre de 2007.
- [Brey 2003] Barry B. Brey. *The Intel Microprocesors 8086/8088, 80186, 80286, 80386 and 80486*. *Architecture Programming and Interfacing*. Ed. Prentice Hall. DeVry Institute of Technology, Columbus.
- [Bui *et al.* 2002] The Duy Bui, Dirk Heylen, Mannes Poel, and Anton Nijholt. *ParleE: An Adaptive Plan Based Event Appraisal Model of Emotions*. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin/Heidelberg. ISSN 0302-9743 (Print) 1611-3349 (Online). Volume 2479/2002. *KI 2002: Advances in Artificial Intelligence*. DOI 10.1007/3-540-45751-8. Copyright 2002. ISBN 978-3-540-44185-4. DOI 10.1007/3-540-45751-8\_9. Páginas 1-9. Subject Collection Informática. Fecha de SpringerLink martes, 01 de enero de 2002.
- [Bulmer 2000] Michael Bulmer. *Music From Fractal Noise*. University of Queensland. *Proceedings of the Mathematics 2000 Festival*, Melbourne, 10 – 13 January 2000.

- [Cochrane 2010] Tom Cochrane. 2010. A Simulation Theory of Musical Expressivity. *The Australasian Journal of Philosophy*, Volume 88, Issue 2, p.191-207.
- [Eck *et al.* 2002] Douglas Eck, Jürgen Schmidhuber. A First Look at Music Composition using LSTM Recurrent Neural Networks. Source Technical Report: IDSIA-07-02. Year of Publication: 2002. Publisher Istituto Dalle Molle Di Studi Sull Intelligenza Artificiale
- [Egges *et al.* 2003]. Arjan Egges, Sumedha Kshirsagar, and Nadia Magnenat-Thalmann. A Model for Personality and Emotion Simulation. *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Berlin/Heidelberg. ISSN 0302-9743 (Print) 1611-3349 (Online). Volume 2773/2003. Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems. DOI 10.1007/b12002. Copyright 2003. ISBN 978-3-540-40803-1. Páginas 453-461. Subject Collection Informática. Fecha de SpringerLink viernes, 10 de octubre de 2003.
- [Essa *et al.* 1997] Irfan A. Essa and Alex P. Pentland. Coding, Analysis, Interpretation, and Recognition of Facial Expressions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 7, July 1997.
- [Feng *et al.* 2000] G. C. Feng and Pong C. Yuen. Recognition of Head-&-Shoulder Face Image Using Virtual Frontal-View Image. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part a: Cybernetics*, Vol. 30, No. 6, November 2000.
- [Francisco *et al.* 2005] Virginia Francisco GilMartín, Pablo Gervás Gómez-Navarro, Raquel Hervás Ballesteros. Análisis y síntesis de expresión emocional en cuentos leídos en voz alta. *Procesamiento del lenguaje natural*. N° 35 Sept. 2005, pp. 293-300. ISSN 1135-5948.
- [Galindo 1991] Fernando Galindo Soria. *Sistemas Evolutivos: Nuevo Paradigma de la Informática*. Memorias XVII Conferencia Latinoamericana de Informática, Caracas Venezuela, julio de 1991.
- [Galindo 1995] Fernando Galindo Soria. 1995. Enfoque Lingüístico. Memorias del Simposio Internacional de Computación de 1995. Cd. de México: Instituto Politécnico Nacional CENAC.
- [Galindo 1998] Fernando Galindo Soria. 1998. Matrices Evolutivas. Memorias de la Cuarta Conferencia de Ingeniería Eléctrica CIE/98. Cd. de México: Instituto Politécnico Nacional CINVESTAV, 8: pp. 17-22.
- [Gamow 1959] George Gamow. *Materia Tierra y Cielo*. Compañía Editorial Continental S.A. México 1959.
- [Gardner 1978] Martin Gardner. Música blanca y música parda, curvas fractales y fluctuaciones del tipo 1/f. *Investigación y Ciencia*, junio 1978.
- [García 1999] Horacio Alberto García Salas. “Aplicación de los Sistemas Evolutivos a la Composición Musical.” México D.F: Tesis 1999. Instituto Politécnico Nacional UPIICSA.
- [Hild *et al.* 1992] Hermann Hild, Advances Johannes Feulner, Wolfram Menzel. Harmonet: A Neural Net for Harmonizing Chorales in the Style of J.S.Bach. in *Neural Information Processing 4 (NIPS 4)*, pp. 267-274, R.P. Lippmann, J.E. Moody, D.S. Touretzky (eds.), Morgan. Kaufmann. Universität Karlsruhe, Germany.
- [Jackson 1987] John V. Jackson. *ACM SIGART Bulletin Issue 101 (July 1987)* Pages: 23–26. Year of Publication: 1987. ISSN:0163-5719.
- [Järveläinen 2000] Hanna Järveläinen. Algorithmic Musical Composition. April 7, 2000. Tik-111.080 Seminar on content creation Art@Science. Helsinki University of Technology Laboratory of Acoustics and Audio Signal Processing.

- [Kosina 2002] Karin Kosina. Music Genre Recognition.. Diplomarbeit. Eingereicht am Fachhochschul-Studiengang. Medientechnik Und Design in Hagenberg. Im Juni 2002.
- [Lee 1999] Kwangyong Lee. Integration of various emotion eliciting factors for life-like agents. International Multimedia Conference. Proceedings of the seventh ACM international conference on Multimedia. Orlando, Florida, United States. Pages: 155 – 158. Year of Publication: 1999. ISBN:1-58113-239-5.
- [Legaspi 2007] Roberto Legaspi Yuya Hashimoto Koichi Moriyama Satoshi Kurihara Masayuki Numao. Music Compositional Intelligence with an Affective Flavor. International Conference on Intelligent User Interfaces. Proceedings of the 12th international conference on Intelligent user interfaces. Honolulu, Hawaii, USA. SESSION: Multi-modal interfaces. Pages: 216 – 224. Year of Publication: 2007. ISBN:1-59593-481-2.
- [López 2002] Rubén López Cano. Entre el giro lingüístico y el guiño hermenéutico: tópicos y competencia en la semiótica musical actual. Revista Cuicuilco Volumen 9, No. 25, mayo-agosto 2002. Número especial: Análisis del discurso y semiótica de la cultura: perspectivas analíticas para el tercer milenio. Tomo II.
- [Lu *et al.*2003] Lie Lu, Hong-Jiang Zhang, Stan Z. Li. Content-based audio classification and segmentation by using support vector machines. Multimedia Systems. Springer Berlin/Heidelberg. ISSN 0942-4962 (Print) 1432-1882 (Online). Volume 8, Number 6 / abril de 2003. Regular paper. DOI 10.1007/s00530-002-0065-0. Páginas 482-492. Subject Collection Informática. Fecha de SpringerLink martes, 01 de abril de 2003.
- [Mántaras *et al.* 2006] Ramon López de Mántaras, Maarten Grachten, Josep-Lluís Arcos. A Case Based Approach to Expressivity-Aware Tempo Transformation. Source Machine Learning Volume 65 , Issue 2-3 (December 2006). Pages: 411 – 437. Year of Publication: 2006. ISSN:0885-6125. Publisher Kluwer Academic Publishers Hingham, MA, USA.
- [McAlpine *et al.* 1999] Kenneth McAlpine, Eduardo Miranda, Stuart Hoggart. Making Music with Algorithms: A Case-Study System. Computer Music Journal Volume 23, Issue 2 (Summer 1999) Pages: 19 – 30. Massachusetts Institute of Technology.
- [McCauley 1998] Lee McCauley, Stan Franklin. An Architecture for Emotion. AAI Technical Report FS-98-03. Compilation copyright © 1998. Institute for Intelligent Systems. The University of Memphis.
- [Melucci *et al.* 1999] Massimo Melucci and Nicola Orio. Musical information retrieval using melodic surface. International Conference on Digital Libraries Proceedings of the fourth ACM conference on Digital libraries. Berkeley, California, United States. Pages: 152 – 160. Year of Publication: 1999. ISBN:1-58113-145-3. Padua University Department of Electronics and Computing Science. ACM New York, NY, USA.
- [Meyer 1956] Leonard B. Meyer. Emotion and Meaning in Music. Chicago: Chicago University Press.
- [Miranda *et al.* 2006] Eduardo R. Miranda, Jesus L. Alvaro, Beatriz Barros. Music Knowledge Analysis: Towards an Efficient Representation for Composition. Springer Berlin/Heidelberg ISSN 0302-9743 (Print) 1611-3349 (Online). Volume 4177/2006. Current Topics in Artificial Intelligence. DOI 10.1007/11881216. ISBN 978-3-540-45914-9. Selected Papers from the 11th Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence (CAEPIA 2005). DOI 10.1007/11881216\_ 35. Páginas 331-341. Subject Collection Informática. Fecha de SpringerLink viernes, 13 de octubre de 2006.

- [Mota *et al.* 2003]. Selene Mota and Rosalind W. Picard. Automated Posture Analysis for detecting Learner's Interest Level. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. Volume 5, 2003, pp.49. Publication Date: 16-22 June 2003. ISSN: 1063-6919, ISBN: 0-7695-1900-8. Digital Object Identifier: 10.1109/CVPRW.2003.10047. Current Version Published: 2008-09-12.
- [Namunu *et al.* 2004]. Namunu C Maddage, Changsheng Xu, Mohan S Kankanhalli, Xi Shao. Content-based music structure analysis with applications to music semantics understanding. Source International Multimedia Conference. Proceedings of the 12th annual ACM international conference on Multimedia. SESSION: Technical session 3: audio processing. Pages: 112 – 119. Year of Publication: 2004. ISBN:1-58113-893-8. Publisher ACM New York, NY, USA.
- [Napolitano 2001] Antonio Napolitano. Universidad, Estado, Sociedad. Anales de la Universidad Metropolitana Vol. 1, N° 2, 2001: 153-169. Departamento de Humanidades Universidad Metropolitana.
- [Ortega *et al.* 2002] Alfonso Ortega de la Puente, Rafael Sánchez Alfonso, Manuel Alfonseca Moreno. Automatic composition of music by means of Grammatical Evolution. ACM SIGAPL APL. Volume 32, Issue 4 (June 2002) Pages: 148 – 155. Year of Publication: 2002. ISSN:0163-6006. Publisher ACM New York, NY, USA.
- [Pantic *et al.* 2000] Maja Pantic and Leon J.M. Rothkrantz. Automatic Analysis of Facial Expressions: The State of the Art. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, no. 12, December 2000.
- [Papadopoulos 1999] George Papadopoulos, Geraint Wiggins. AI Methods for Algorithmic Composition: A Survey, a Critical View and Future Prospects. AISB Symposium on Musical Creativity 1999, pages [110-117]. School of Artificial Intelligence, Division of Informatics, University of Edinburgh.
- [Pearce 2002] Marcus Pearce, David Meredith and Geraint Wiggins. Motivations and Methodologies for Automation of the Compositional Process. *Musicae Scientiae Journal* 2002 Volume 6. Department of Computing, City University, London.
- [Peña 2005] Peña Guerrero Maximino. Captura de Múltiples Eventos MIDI en Tiempo de Ejecución. Tesis doctoral, Cinvestav IE. México D.F. abril del 2005.
- [Picard *et al.* 2001] Rosalind W. Picard, Elias Vyzas, and Jennifer Healey. Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 10, October 2001.
- [Picard 2003] R.W. Picard. Affective Computing: Challenges. *International Journal of Human-Computer Studies*, Volume 59, Issues 1-2, July 2003, pp. 55-64 MIT Media Laboratory Cambridge, MA USA
- [Salomaa 1987] Arto Salomaa. Formal Languages. Academic Press, New York, 1973. Revised edition in the series "Computer Science Classics", Academic Press, 1987.
- [Tatai *et al.* 2003] Gábor Tatai, Annamária Csordás, Attila Szaló, László Laufer. The Chatbot Feeling – Towards Animated Emotional ECAs. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin/Heidelberg. ISSN 0302-9743 (Print) 1611-3349 (Online). Volume 2902/2003. Progress in Artificial Intelligence. DOI 10.1007/b94425. Copyright 2003. ISBN 978-3-540-20589-0. Multi-Agents and AI for the Internet (MAAII). Páginas 336-340. Subject Collection Informática. Fecha de SpringerLink jueves, 06 de noviembre de 2003.
- [Tian *et al.* 2001] Ying-li Tian, Takeo Kanade, and Jeffrey F. Cohn. Recognizing Action Units for Facial Expression Analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 2, February 2001.

- [Todd 1999] Peter M. Todd & Gregory M. Werner. Frankensteinian Methods for Evolutionary Music Composition. Musical networks. Pages: 385. Year of Publication: 1999. ISBN:0-262-07181-9. Editors. Niall Griffith, Peter M. Todd. Publisher MIT Press Cambridge, MA, USA.
- [Velásquez *et al.* 1997] Juan D. Velásquez, Pattie Maes. Cathexis: a computational model of emotions. International Conference on Autonomous Agents. Proceedings of the first international conference on Autonomous agents. Marina del Rey, California, United States. Pages: 518 – 519. Year of Publication: 1997. ISBN:0-89791-877-0.
- [Velázquez 1999] Roberto Velázquez Cabrera. Analisis de Aerófonos Mexicanos. Conferencia para el Congreso Internacional de Computación CIC-99. IPN, México, noviembre de 1999.
- [Yacoob *et al.* 1996] Yaser Yacoob and Larry S. Davis. Recognizing Human Facial Expressions From Long Image Sequences Using Optical Flow. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 6, June 1996.

## Sitios en Internet

- [Bakshee *et al.* 1994] Igor S. Bakshee and Toshimitsu Musha. Random Series in Computer Graphics. [http://www.mathematica-journal.com/issue/v4i1/graphics/09-10\\_galleryText.mj.pdf](http://www.mathematica-journal.com/issue/v4i1/graphics/09-10_galleryText.mj.pdf). Fecha de Consulta 30/V/2007
- [Castro 2005] Verónica Castro. Entrevista a Robert Zatorre: La música y su relación con el cerebro. Entrevista 11-05-2005 <http://portal.educ.ar/noticias/entrevistas/robert-zatorre-la-musica-y-su-1.php>
- [Galindo 2004] Fernando Galindo Soria. Representación de la Estructura Profunda del Ruido 1/F mediante la Ecuación de la Naturaleza. [http://www.fgalindosoria.com/ecuaciondelanaturaleza/ruido\\_colores\\_y\\_ec\\_naturaleza/ruido\\_colores\\_mediante\\_ecuacion\\_naturaleza.pdf](http://www.fgalindosoria.com/ecuaciondelanaturaleza/ruido_colores_y_ec_naturaleza/ruido_colores_mediante_ecuacion_naturaleza.pdf)
- [López 2008] Noemí López. Escuchar, Mirar, Leer y Pensar Música. Octubre 08, 2008. Etiquetas: Antigüedad Griega, Instrumentos. <http://escucharmirarleerypensarmusica.blogspot.com/2006/10/la-msica-en-la-antigedad-griega.html>
- [Miramontes 1999] El color del ruido. Pedro Miramontes. Facultad de Ciencias, UNAM, México. Abril-Junio 1999. <http://www.ejournal.unam.mx/cns/no54/CNS05401.pdf>
- [MusicDef] Definition of music. [http://en.wikipedia.org/wiki/Definition\\_of\\_music](http://en.wikipedia.org/wiki/Definition_of_music). Fecha de Consulta 8/XI/2007
- [Nagore 2004] María Nagore. El Análisis Musical, entre el Formalismo y la Hermenéutica. Músicas al Sur - Número 1 - Enero 2004. Universidad Complutense de Madrid. <http://www.eumus.edu.uy/revista/nro1/nagore.html>
- [Wisniewski 1996] Joseph S. Wisniewski. The Colors of Noise. <http://www.ptpart.co.uk/show.php?contentid=71>. Fecha de Consulta 1/VI/2007
- [Lenguaje musical] Historia de la Notación musical occidental. Departamento de música, IES Mateo Alemán. San Juan de Aznalfarache, (Sevilla). <http://www.juntadeandalucia.es/averroes/iesmateoaleman/musica/lenguajemusica01.htm>. Fecha de Consulta 12/IX/2010

---

# ANEXO A

## COMPOSICIÓN MUSICAL

### MODELANDO DIFERENTES TIPOS DE SEÑALES

Una manera de describir el mundo sonoro es mediante señales, que son la suma de diversas ondas que dan a cada sonido una característica particular. Existen sonidos agradables y aquellos considerados como ruidos. Los ruidos se han estudiado desde diferentes puntos de vista. En las antiguas culturas mesoamericanas se construían diversos tipos de instrumentos, que se desarrollaban no con el objetivo de producir notas armoniosas utilizadas para hacer composición musical, sino para generar ruidos [Velázquez 1999]. Así que, no sólo estudiaban los ruidos sino que se utilizaban de una manera práctica. Actualmente, los ruidos también se utilizan para hacer música.

Con base en investigaciones hechas por R. F. Voss [Gardner 1978], los ruidos no sólo se manifiestan de manera desagradable al oído humano, ya que música como el jazz, el blues y el rock tiene características del ruido  $1/f$ . Por lo que, propone un algoritmo para generar ruido  $1/f$  con el fin de hacer composición musical.

Para saber la relación que existe entre las diferentes frecuencias que forman parte de una señal y su amplitud, se utiliza una herramienta conocida como *espectro de frecuencia*, que indica la manera en la que están distribuidas las frecuencias en la señal. Ciertas señales presentan una distribución de frecuencias en su espectro igual a  $1/f^n$ , por ejemplo el ruido blanco ( $1/f^0$ ), el ruido pardo (browniano  $1/f^2$ ) y el ruido rosa ( $1/f$ ) [Miramontes 1999] [Wisniewski 1996]. Una manera de hacer composición musical de forma automática es modelar estas señales.

## A.1 Ruido blanco

Se denomina ruido blanco a aquel que presenta una dimensión espectral  $= 1/f^0 = 1$  [Gardner 1978]. El ruido blanco tiene una distribución de frecuencias en la que todas las frecuencias que lo componen aparecen con la misma probabilidad y no existe ninguna dependencia entre ellas. Un ruido blanco se puede producir mediante una sucesión de frecuencias generadas de manera aleatoria.

En la Fig. 19, se muestra un ejemplo de música blanca graficada en dos dimensiones: Se utilizan dos variables *notas* y *tiempo*, en donde *notas* representa las ordenadas y *tiempo* las abscisas. Se obtuvo escogiendo al azar entre 9 notas y el tiempo se ha considerado constante.

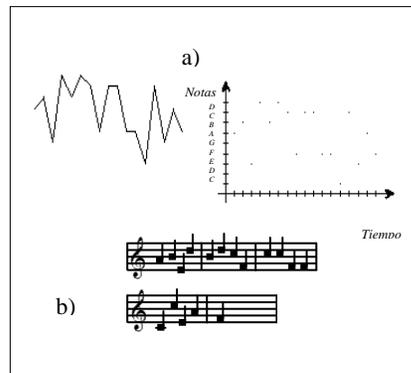


Fig. 19. (a) Gráfica de música blanca. (b) Partitura de esta melodía

En la Fig. 20 se muestra el pseudocódigo de una función con la que se puede generar música blanca, utilizando escalas en Do mayor numeradas del 1 al 60.

```

1 2 ...           ... 60
notas {C, D, E, F, G, A, B, C,....., E, F}
main()
{
  While(no ESC)
  {
    sound( notas[ random(60)+1] );
    delay(200); //en milisegundos
  }
  nosound();
}

```

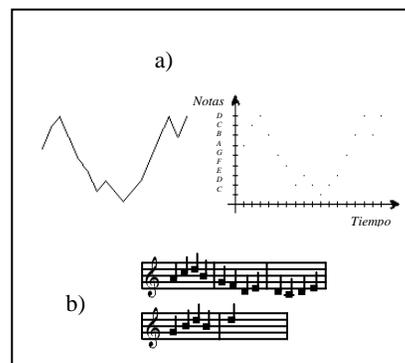
Fig. 20. Pseudocódigo para la generación de música blanca

## A.2 Ruido browniano o pardo

El ruido browniano tiene la característica de ser altamente correlacionado y presenta una dimensión espectral  $= 1/f^2$ . Un ruido browniano es una sucesión de sonidos en donde la

frecuencia siguiente depende fuertemente de la frecuencia anterior. El ruido browniano es un ejemplo de sistemas donde a partir de eventos erráticos se obtienen resultados ordenados con un alto grado de correlación, cuando la correlación es muy baja o no existe, se pueden obtener sistemas desordenados como es el caso del ruido blanco.

Una manera de obtener música parda es generando una secuencia de notas musicales, en donde la nota siguiente sea escogida entre un rango de 3 notas más altas o 3 notas más bajas a partir de la nota anterior. La Fig. 21, muestra una gráfica donde se ve el inicio de una melodía parda. El tiempo en este ejemplo se considera constante.



**Fig. 21.** (a) Gráfica de música parda. (b) Partitura de esta melodía

En la Fig. 22 se presenta el pseudocódigo de este algoritmo para generar música browniana, con la característica de que uno de los valores que se puede obtener para la siguiente nota es cero, que significa que se puede repetir la nota. La música compuesta de esta forma en algunos fragmentos es parecida a la música del vuelo del abejorro de Nikolai Rimsky Korsakov (1844-1908).

```

1 2 ... ... 60
notas {C, D, E, F, G, A, B, C, ..., E, F}

main()
{
  Nota=random(60+1);
  While( no ESC)
  {
    Nota= random(7)-3;
    sound( notas[Nota] );
    delay(200); //en milisegundos
  }
  nosound();
}

```

**Fig. 22.** Pseudocódigo para la generación de música parda

Hicimos que se genere una gráfica de acuerdo con éste algoritmo. La Fig. 23 es la gráfica tomada de la pantalla de la computadora, que se genera al ejecutar este algoritmo. Las diferentes longitudes de las líneas, así como los ángulos sobre los que se trazan, dependen del valor de la nota.

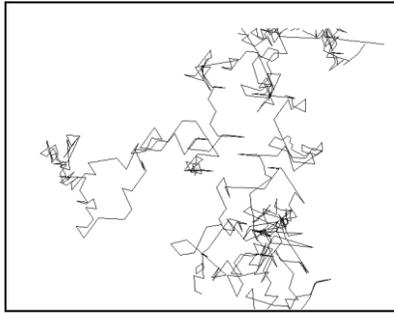


Fig. 23. Gráfica que se genera con líneas de acuerdo a las notas de la melodía

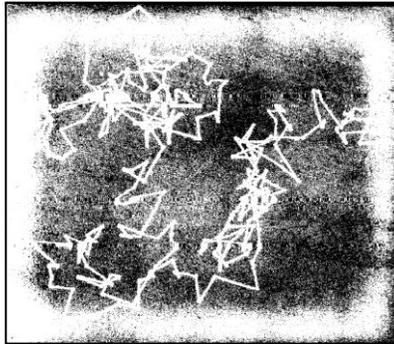


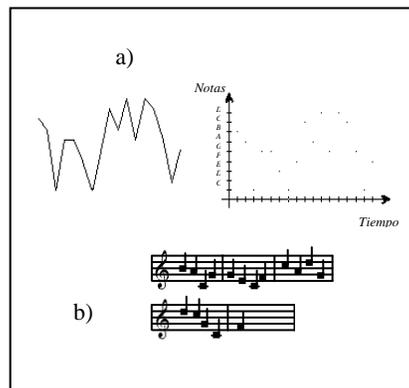
Fig. 24. Posiciones sucesivas de una partícula de humo

La Fig. 24 es una fotografía de las posiciones sucesivas de una partícula de humo registradas en intervalos de 1 minuto, en donde se puede apreciar el movimiento browniano. Fue obtenida del libro uno, dos, tres, infinito [Gamow 1959]. En las Fig. 23 y 24 se puede comparar el modelo y la realidad, en donde realmente se está comparando un sonido con una imagen que representa las distintas posiciones de una partícula.

### A.3 Ruido rosa ( $1/f$ )

El ruido rosa se encuentra en una gran cantidad de fenómenos del Universo [Bakshee *et al.* 1994], como el flujo del tránsito, el crecimiento de las ciudades, el crecimiento de los árboles, la aparición de las manchas solares, el crecimiento de las montañas, el movimiento de las olas del mar, la formación de galaxias, la formación de nubes, etc. que presentan un comportamiento con densidad espectral alrededor de  $1/f$ .

El caso de la música no es la excepción, de acuerdo a estudios realizados por Voss y comentados en [Gardner 1978], música como la clásica, el jazz y el rock presentan características de ruido  $1/f$ . La música  $1/f$  no es tan desordenada como la música blanca, pero tampoco es tan correlacionada como la parda, lo que provoca que no sea tan monótona. Esto quiere decir que en una melodía rosa la secuencia de notas puede contener notas con distancias pequeñas y de repente encontrar saltos entre notas más distantes. Voss desarrolló un algoritmo para generar música  $1/f$  y en [Galindo 2004] se hace un análisis de su estructura que permite visualizarlo como un árbol sintáctico. En la Fig. 25 se muestra un fragmento de una composición rosa.



**Fig. 25.** (a) Gráfica de ruido  $1/f$  y (b) Partitura de esta melodía

En la Fig. 26 se muestra el pseudocódigo para generar música  $1/f$  sobre un arreglo de 60 notas con 10 dados que pueden tomar valores de 0 a 6.

```

1 2 ...                               ...60
notas {C, D, E, F, G, A, B, C, D, E, ..., E, F}
avienta_dado [10]
numero_binario = 0000000000
numero_binario2 = 1111111111
main()
{
  While( No Esc )
  {
    for( nn=0; nn<=9; nn++ )
    {
      if( bit nn de numero_binario != bit nn de numero_binario2 )
        avienta_dado[nn] = random(7);
      Nota += avienta_dado[nn];
    }
    sound( notas[Nota]);
    delay(200); //en milisegundos
    numero_binario2 = numero_binario;
    numero_binario ++;
  }
  nosound();
}

```

**Fig. 26.** Pseudocódigo para la generación de ruido  $1/f$

# ANEXO B

## GRÁFICAS TRIDIMENSIONALES

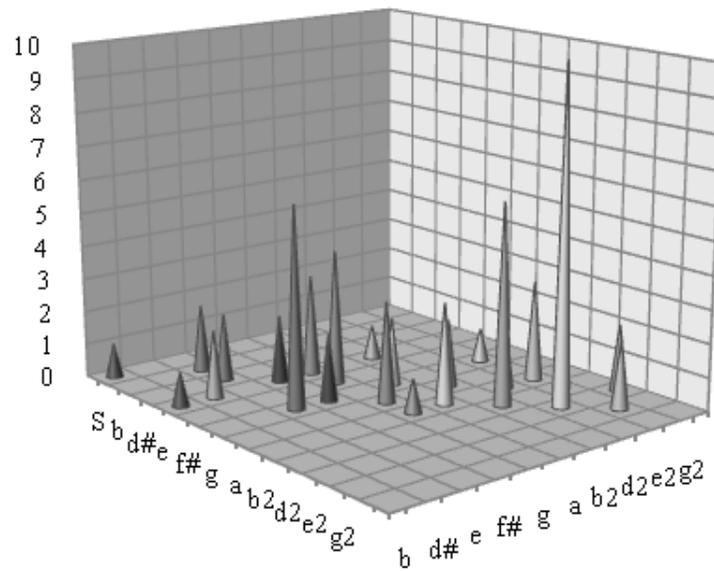


Fig. 27. Matriz de distribución de frecuencias FDM en 3D

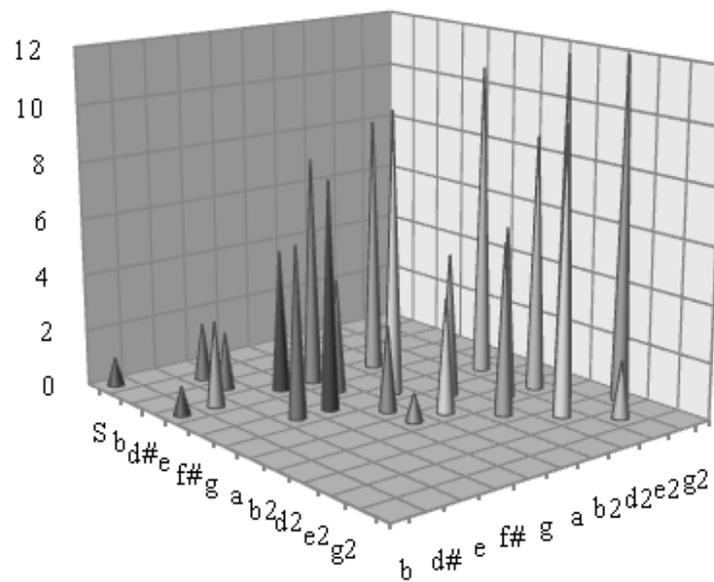


Fig. 28. Matriz de distribución de frecuencias acumuladas CFM en 3D

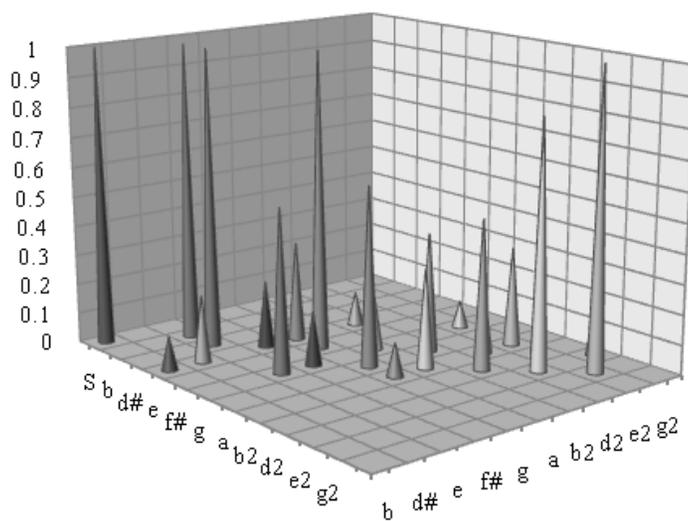


Fig. 29. Matriz de probabilidades PM en 3D

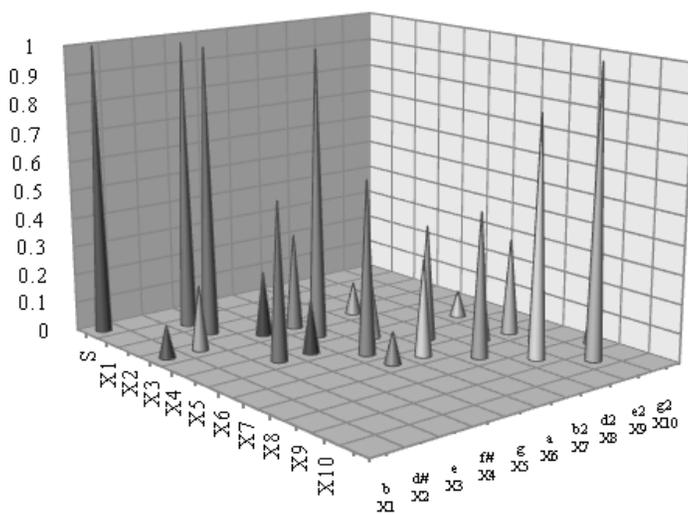


Fig. 30. Matriz Auxiliar AM en 3D

## ANEXO C

## CÓDIGO RECONOCEDOR DE MELODÍAS

```

void G( int yy )
{
int xx=0;
int xrule=0, xgrcpy=0;
char Rule[33]="0";

while( !error && Gram[yy][xx] != '\0' && Gram[yy][xx] != '|' )
{
if( Melodia[xme] == Gram[yy][xx] )
{
xx++;
xme++;
if( Gram[yy][xx] == '\0' || Gram[yy][xx] == '|' )
{
xg=xx;
yg=yy;
}
}
else
if( Gram[yy][xx] == 'Æ' )
{
xx++;
while( Gram[yy][xx] != '£' )
Rule[xrule++] = Gram[yy][xx++];
xgrcpy=xx;
xrule=0;
xx=atoi(Rule);
G( xx );
xx=xgrcpy+1;
}
else
if( Gram[yy][xx-1] == '\x0' || Gram[yy][xx-1] == '|' )
{
if( xx = BuscaOr( yy, xx ) )
xx++;
else
{
error=1;
xg=xx;
yg=yy;
}
}
else
{
error=1;
xg=xx;
yg=yy;
}
}
}
}

```

*// Si el caracter leído de la melodía es igual  
// que el terminal de la gramática lee el siguiente*

*//Si es un símbolo no-terminal ejecuta de  
//de forma recursiva esta función*

*//Si no es ni terminal, ni no-terminal  
//busca alguna alternativa*

*//Si no es terminal, no no-terminal y no  
//hay opciones, entonces marca error*

## ANEXO D

## CÓDIGO GENERADOR DE GRAMÁTICAS

```

void EvGram()
{
int xx=0,yy=0,xx2=0,yyvn=0,xxvn=0, xxcpy=0;
char Rule[33]="\0";
int xrule=0;

xx=xg;
yy=yg;
if( yg==0 && xg==0 )
{
yy++;
Vn[1][0]='S'; //Si no existe agrega el símbolo raíz
}
else
if( error==1 )
{
while( Vn[yyvn][0] != '\0' )
yyvn++;
while( Gram[yy][xx] != '\0' )
Gram[yyvn][xx2++]=Gram[yy][xx++];
xxcpy=xx;
Gram[yyvn][xx2++] = '|';
xx=xg;
Gram[yy][xx++] = 'Æ';
Borra(Rule);
itoa(yyvn,Rule,10); //Agrega un símbolo no-terminal
while( Rule[xrule] != '\x0' ) //en las reglas de producción
Gram[yy][xx++] = Rule[xrule++];
Gram[yy][xx++] = '£';
xrule=0;
while( xx < xxcpy )
Gram[yy][xx++] = '\0';
xx=xx2;
yy=yyvn;
Vn[yyvn][xxvn++] = 'Æ'; //alt 146.
while( Rule[xrule] != '\x0' ) //Agrega un símbolo no-terminal
Vn[yyvn][xxvn++] = Rule[xrule++]; //del lado izquierdo de las reglas
Vn[yyvn][xxvn++] = '£'; //alt 156. //de producción
xrule=0;
}
while(Melodia[xme] != '\0') //Agrega los nuevos terminales
Gram[yy][xx++] = Melodia[xme++];
while( GramCpy[yy][xg] != '\x0' ) //Copia el resto de la gramática
Gram[yy][xx++] = GramCpy[yy][xg++];
}

```

## ANEXO E

## TABLA DE FRECUENCIAS MIDI

Octava -5

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
--	-5	0	C	8.1757989156
--	-5	1	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	8.6619572180
--	-5	2	D	9.1770239974
--	-5	3	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	10.3008611535
--	-5	4	E	10.3008611535
--	-5	5	F	10.9133822323
--	-5	6	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	11.5623257097
--	-5	7	G	12.2498573744
--	-5	8	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	12.9782717994
--	-5	9	A	13.7500000000
--	-5	10	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	14.5676175474
--	-5	11	B	15.4338531643

Octava -4

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
--	-4	12	C	16.3515978313
--	-4	13	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	17.3239144361
--	-4	14	D	18.3540479948
--	-4	15	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	19.4454364826
--	-4	16	E	20.6017223071
--	-4	17	F	21.8267644646
--	-4	18	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	23.1246514195
--	-4	19	G	24.4997147489
--	-4	20	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	25.9565435987
--	-4	21	A	27.5000000000
--	-4	22	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	29.1352350949
--	-4	23	B	30.8677063285

## Octava -3

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
--	-3	24	C	32.7031956626
--	-3	25	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	34.6478288721
--	-3	26	D	36.7080959897
--	-3	27	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	38.8908729653
--	-3	28	E	41.2034446141
--	-3	29	F	43.6535289291
--	-3	30	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	46.2493028390
Low	-3	31	G	48.9994294977
Low	-3	32	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	51.9130871975
Low	-3	33	A	55.0000000000
Low	-3	34	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	58.2704701898
Low	-3	35	B	61.7354126570

## Octava -2

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
Low	-2	36	C	65.4063913251
Low	-2	37	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	69.2956577442
Low	-2	38	D	73.4161919794
Low	-2	39	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	77.7817459305
Low	-2	40	E	82.4068892282
Low	-2	41	F	87.3070578583
Low	-2	42	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	92.4986056779
Bass	-2	43	G	97.9988589954
Bass	-2	44	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	103.8261743950
Bass	-2	45	A	110.0000000000
Bass	-2	46	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	116.5409403795
Bass	-2	47	B	123.4708253140

## Octava -1

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
Bass	-1	48	C	130.8127826503
Bass	-1	49	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	138.5913154884
Bass	-1	50	D	146.8323839587

Bass	-1	51	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	155.5634918610
Bass	-1	52	E	164.8137784564
Bass	-1	53	F	174.6141157165
Bass	-1	54	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	184.9972113558
Middle	-1	55	G	195.9977179909
Middle	-1	56	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	207.6523487900
Middle	-1	57	A	220.0000000000
Middle	-1	58	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	233.0818807590
Middle	-1	59	B	246.9416506281

## Octava 0

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
Middle	0	60	C	261.6255653006
Middle	0	61	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	277.1826309769
Middle	0	62	D	293.6647679174
Middle	0	63	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	311.1269837221
Middle	0	64	E	329.6275569129
Middle	0	65	F	349.2282314330
Treble	0	66	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	369.9944227116
Treble	0	67	G	391.9954359817
Treble	0	68	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	415.3046975799
Treble	0	69	A	440.0000000000
Treble	0	70	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	466.1637615181
Treble	0	71	B	493.8833012561

## Octava 1

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
Treble	1	72	C	523.2511306012
Treble	1	73	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	554.3652619537
Treble	1	74	D	587.3295358348
Treble	1	75	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	622.2539674442
Treble	1	76	E	659.2551138257
Treble	1	77	F	698.4564628660
High	1	78	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	739.9888454233
High	1	79	G	783.9908719635
High	1	80	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	830.6093951599

High	1	81	A	880.000000000
High	1	82	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	932.3275230362
High	1	83	B	987.7666025122

## Octava 2

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
High	2	84	C	1,046.5022612024
High	2	85	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	1,108.7305239075
High	2	86	D	1,174.6590716696
High	2	87	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	1,244.5079348883
High	2	88	E	1,318.5102276515
High	2	89	F	1,396.9129257320
--	2	90	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	1,479.9776908465
--	2	91	G	1,567.9817439270
--	2	92	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	1,661.2187903198
--	2	93	A	1,760.0000000000
--	2	94	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	1,864.6550460724
--	2	95	B	1,975.5332050245

## Octava 3

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
--	3	96	C	2,093.0045224048
--	3	97	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	2,217.4610478150
--	3	98	D	2,349.3181433393
--	3	99	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	2,489.0158697766
--	3	100	E	2,637.0204553030
--	3	101	F	2,793.8258514640
--	3	102	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	2,959.9553816931
--	3	103	G	3,135.9634878540
--	3	104	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	3,322.4375806396
--	3	105	A	3,520.0000000000
--	3	106	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	3,729.3100921447
--	3	107	B	3,951.0664100490

## Octava 4

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
------------------	-------------	---------------------	----------------	---------------

--	4	108	C	4,186.0090448096
--	4	109	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	4,434.9220956300
--	4	110	D	4,698.6362866785
--	4	111	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	4,978.0317395533
--	4	112	E	5,274.0409106059
--	4	113	F	5,587.6517029281
--	4	114	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	5,919.9107633862
--	4	115	G	5,919.9107633862
--	4	116	G <sup>#</sup> /A <sup>b</sup>	6,644.8751612791
--	4	117	A	7,040.0000000000
--	4	118	A <sup>#</sup> /B <sup>b</sup>	7,458.6201842894
--	4	119	B	7,902.1328200980

## Octava 5

Nombre de Octava	Octava MIDI	Número de Nota MIDI	Nombre de Nota	Frecuencia Hz
--	5	120	C	8,372.0180896192
--	5	121	C <sup>#</sup> /D <sup>b</sup>	8,869.8441912599
--	5	122	D	9,397.2725733570
--	5	123	D <sup>#</sup> /E <sup>b</sup>	9,956.0634791066
--	5	124	E	10,548.0818212118
--	5	125	F	11,175.3034058561
--	5	126	F <sup>#</sup> /G <sup>b</sup>	11,839.8215267723
--	5	127	G	12,543.8539514160

# ANEXO F

## MELODÍA GENERADA AUTOMÁTICAMENTE

### Fractal Paganini I

The image displays a musical score for a piece titled "Fractal Paganini I". The score is written on seven staves, each beginning with a treble clef and a common time signature (C). The notation is complex, featuring a variety of rhythmic values and melodic lines. Above each staff, there is a small symbol consisting of a stylized 'g' with a superscript 'va', which likely indicates a specific performance instruction or a reference to a particular fragment of Paganini's work. The music is presented in a clean, black-and-white format, typical of a printed score.

Fig. 31. Composición generada automáticamente sobre la base de 4 fragmentos de Paganini