



**INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**

---

**CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPUTACIÓN**

LABORATORIO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

**CARACTERIZACIÓN DEL ESTILO MUSICAL  
POR FRASEO**

**T E S I S**

PARA OBTENER EL GRADO DE  
**MAESTRO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN**

PRESENTA

**SERGIO GABRIEL MORALES VALENCIA**

DIRECTORES DE TESIS:

**D. EN C. FRANCISCO HIRAM CALVO CASTRO**

**D. EN C. SALVADOR GODOY CALDERÓN**



**MÉXICO, D.F., Enero del 2016**



# INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

## SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

### ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de México, D.F. siendo las 17:00 horas del día 14 del mes de diciembre de 2015 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:

**"Caracterización del estilo musical por fraseo"**

Presentada por el alumno:

**MORALES**

**VALENCIA**

**SERGIO GABRIEL**

Apellido paterno

Apellido materno

Nombre(s)

Con registro:

<b>B</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>9</b>
----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------

aspirante de: **MAESTRÍA 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. Salvador Godoy Calderón

Dr. Francisco Hiram Calvo Castro

Dr. René Luna García

Dr. Ricardo Barrón Fernández

Dra. GuoHua Sun

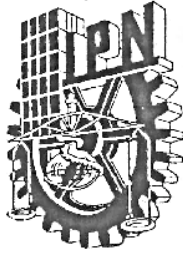
Dr. Miguel Jesús Torres Ruiz

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES

Dr. Alfonso Villa Vargas



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL  
CENTRO DE INVESTIGACIÓN  
EN COMPUTACIÓN  
DIRECCIÓN



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

**CARTA CESIÓN DE DERECHOS**

En la Ciudad de México el día 16 del mes Diciembre del año 2015, el que suscribe Sergio Gabriel Morales Valencia alumno del Programa de Maestría en Ciencias de la Computación con número de registro B130119, adscrito al Centro de Investigación en Computación, manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Salvador Godoy Calderón y Francisco Hiram Calvo Castro y cede los derechos del trabajo intitulado "Caracterización del estilo musical por fraseo", 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: [sergiogmv2702@gmail.com](mailto:sergiogmv2702@gmail.com). Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

Sergio Gabriel Morales Valencia  
Nombre y firma

# Resumen

---

En este trabajo se realiza la caracterización del estilo musical de varios compositores, usando información extraída directamente de la partitura. Para este propósito se propuso un algoritmo de caracterización inspirado en el Modelo de Conjuntos Representantes. El conjunto de datos empleado en este trabajo fue creado al dividir varias piezas para piano en frases y extrayendo características de ellas. Estas piezas estaban en el formato MusicXML, el cual contiene más información que el formato MIDI. Para la validación de las propiedades encontradas por el algoritmo de caracterización se utilizaron varios métodos, entre ellos un algoritmo que emplea el conocimiento adquirido para identificar el estilo musical de una frase o una pieza.

# Abstract

---

In this work we characterize the musical style of several piano composers, using information extracted directly from music sheets. For this purpose we proposed a characterization algorithm inspired by the Representative Sets Model. The data set for this work was created dividing several piano pieces in phrases and extracting low-level attributes from them. These pieces were in the MusicXML format, which provides more information about a song than the MIDI format. Several methods were proposed for the validation of the properties found, among them an algorithm that uses this knowledge for the identification of the style of a phrase or a piece.

# Agradecimientos

---

Quiero agradecer en primer lugar a mis padres, ya que ellos siempre me han apoyado. También a mi hermano quien me ha ayudado a hacer más grato la escritura de este trabajo de Tesis.

También le quiero agradecer a mis directores de tesis por motivarme y darme ideas para la elaboración de los experimentos de este trabajo. También le agradezco al Instituto Politécnico Nacional ya que gracias a ella he podido formarme como Ingeniero y como Maestro en Ciencias en las áreas que más me han gustado en la vida. Y finalmente también le agradezco al CONACYT, por permitirme a mí y a muchos otros mexicanos cumplir su objetivo de contribuir al avance de la ciencia aquí en México y en el mundo.

# CONTENIDO

---

<b>CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Planteamiento del Problema .....	2
1.2 Hipótesis.....	2
1.3 Solución propuesta .....	2
1.3.1 Alcances y límites de la solución propuesta.....	3
1.4 Objetivos .....	3
1.5 Contribuciones .....	3
1.6 Organización de la tesis .....	4
<b>CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE.....</b>	<b>5</b>
2.1.1 El primer sistema de análisis del estilo musical .....	5
2.1.2 Caracterización musical a través de grabaciones .....	5
2.1.3 Caracterización musical a través del formato MIDI.....	6
2.1.4 Caracterización musical a través de la partitura .....	7
2.1.5 Trabajos relacionados con la frase musical .....	8
<b>CAPÍTULO 3. MARCO TEÓRICO.....</b>	<b>9</b>
3.1 Conceptos elementales de notación musical.....	9
3.1.1 Notas .....	9
3.1.2 Armadura.....	9
3.1.3 Compás .....	10
3.2 Frase .....	11
3.3 Estilo musical.....	12
3.3.1 El estilo musical y la partitura .....	14
3.3.2 Propuestas de definición del estilo musical.....	15
3.4 Herramientas computacionales para el análisis musical.....	16
3.4.1 Formato MusicXML .....	16

3.4.1.1	Estructura de un archivo MusicXML.....	16
3.4.2	Biblioteca Music21.....	18
<b>3.5</b>	<b>Caracterización.....</b>	<b>19</b>
3.5.1	Algoritmos de caracterización.....	20
3.5.1.1	Algoritmos de Conjuntos Representantes.....	20
3.5.1.1	Algoritmo <i>Naive Bayes</i> .....	22
<b>3.6</b>	<b>Resumen del capítulo.....</b>	<b>24</b>
<b>CAPÍTULO 4. PROPUESTA.....</b>		<b>25</b>
<b>4.1</b>	<b>Definición de estilo musical.....</b>	<b>26</b>
<b>4.2</b>	<b>Colección de partituras en formato MusicXML.....</b>	<b>27</b>
<b>4.3</b>	<b>Etapa 1: División de las piezas en frases.....</b>	<b>28</b>
<b>4.4</b>	<b>Etapa 2: Creación del corpus de patrones.....</b>	<b>28</b>
4.4.1	Rasgos a extraer.....	28
4.4.2	Creación de los conjuntos de patrones.....	30
4.4.3	Ejemplo de la creación de un patrón.....	30
<b>4.5</b>	<b>Etapa 3: Caracterización del estilo musical.....</b>	<b>32</b>
4.5.1	Creación del archivo de máscaras.....	33
4.5.2	Conteo de ocurrencias.....	34
4.5.3	Normalización del conteo.....	35
4.5.4	Umbral de propiedades.....	35
<b>4.6</b>	<b>Resumen del capítulo.....</b>	<b>37</b>
<b>CAPÍTULO 5. EVALUACIÓN Y RESULTADOS.....</b>		<b>38</b>
<b>5.1</b>	<b>Cobertura de las propiedades.....</b>	<b>38</b>
5.1.1	Índice de Caracterización.....	40
5.1.2	Empleo de la información adquirida como aprendizaje.....	41
5.1.3	Evaluación de propiedades.....	42
<b>5.2</b>	<b>Experimentos iniciales.....</b>	<b>43</b>
5.2.1	Resultados iniciales.....	43



5.2.2	Búsqueda de nuevos valores para $\alpha$ y $\beta$ .....	44
5.2.3	Determinación de los mejores valores para $\alpha$ y $\beta$ .....	46
<b>5.3</b>	<b>Experimentos con piezas musicales.</b> .....	<b>48</b>
<b>5.4</b>	<b>Experimentos finales con frases</b> .....	<b>56</b>
<b>5.5</b>	<b>Resultados Finales</b> .....	<b>58</b>
5.5.1	Comparación con la caracterización por piezas .....	59
5.5.2	Comparación de resultados con otros algoritmos .....	60
5.5.1	Ejemplos de las propiedades encontradas .....	62
5.5.1.1	Johann Sebastian Bach .....	62
5.5.1.2	Scott Joplin .....	63
<b>5.6</b>	<b>Resumen del capítulo</b> .....	<b>64</b>
<b>CAPÍTULO 6. CONCLUSIONES</b> .....		<b>65</b>
<b>6.1</b>	<b>Trabajo Futuro</b> .....	<b>67</b>

# ÍNDICE DE TABLAS

---

TABLA 1: NOMBRES DE LAS NOTAS MUSICALES.....	9
TABLA 2: MÚSICOS ENTREVISTADOS DE LA OSPIN .....	13
TABLA 3: LISTA DE COMPOSITORES.....	27
TABLA 4: RASGOS EXTRAÍDOS DE LAS FRASES .....	29
TABLA 5: NÚMERO DE PATRONES POR COMPOSITOR.....	30
TABLA 6: RASGOS EXTRAÍDOS DE LA FRASE DE EJEMPLO .....	31
TABLA 7: FORMATO DEL ARCHIVO DE CARACTERÍSTICAS.....	36
TABLA 8: COBERTURA DE LAS PROPIEDADES ENCONTRADAS EN LOS EXPERIMENTOS INICIALES .....	43
TABLA 9: MATRIZ DE CONFUSIÓN PARA LOS EXPERIMENTOS INICIALES.....	43
TABLA 10: MÉTRICAS DEL RENDIMIENTO DE LOS EXPERIMENTOS INICIALES.....	44
TABLA 11: PARES ELEGIDOS PARA LOS SIGUIENTES EXPERIMENTOS.....	45
TABLA 12: PRECISIÓN PARA CADA PAR A-B.....	46
TABLA 13: EXHAUSTIVIDAD ( <i>RECALL</i> ) PARA CADA PAR A-B .....	47
TABLA 14: OPERACIONES NECESARIAS PARA CONVERTIR EL CORPUS DE DATOS POR FRASES A POR PIEZAS.....	48
TABLA 15: ÍNDICES DE CARACTERIZACIÓN POR CLASE PARA DIFERENTES VALORES DE A Y B (CARACTERIZACIÓN DE PIEZAS).....	54
TABLA 16: ÍNDICES DE CARACTERIZACIÓN POR CLASE PARA DIFERENTES VALORES DE A Y B	58
TABLA 17: DATOS DE LAS PROPIEDADES ENCONTRADAS PARA LOS PATRONES POR FRASES	58
TABLA 18: MATRIZ DE CONFUSIÓN EMPLEANDO LAS PROPIEDADES ENCONTRADAS .....	59
TABLA 19: PRECISIÓN Y EXHAUSTIVIDAD DE LA CARACTERIZACIÓN DE FRASES .....	59
TABLA 20: DATOS DE LAS PROPIEDADES ENCONTRADAS PARA LOS PATRONES POR PIEZAS .	59
TABLA 21: MATRIZ DE LOS EXPERIMENTOS CON PIEZAS.....	60
TABLA 22: PRECISIÓN Y EXHAUSTIVIDAD DE LOS EXPERIMENTOS CON PIEZAS.....	60
TABLA 23: COMPARACIÓN DE RESULTADOS ENTRE <i>NAIVE BAYES</i> Y NUESTRO CARACTERIZADOR (A=5, B=0).....	61
TABLA 24: COMPARACIÓN DE RESULTADOS ENTRE <i>NAIVE BAYES</i> Y NUESTRO CARACTERIZADOR (A=70, B=24).....	62
TABLA 25: EJEMPLO DE UNA PROPIEDAD POSITIVA PARA BACH.....	62
TABLA 26: EJEMPLO DE UNA PROPIEDAD NEGATIVA PARA BACH .....	63
TABLA 27: EJEMPLO DE UNA PROPIEDAD POSITIVA PARA JOPLIN .....	63
TABLA 28: EJEMPLO DE UNA PROPIEDAD NEGATIVA PARA JOPLIN .....	63
TABLA 29: ACORDES MÁS UTILIZADOS POR BACH, BEETHOVEN Y DEBUSSY .....	71
TABLA 30: ACORDES MÁS TUILIZADOS POR JOPLIN, MOZART Y CLEMENTI.....	72

# ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

---

ILUSTRACIÓN 1: CÍRCULO DE QUINTAS .....	10
ILUSTRACIÓN 2: COMPÁS.....	10
ILUSTRACIÓN 3: EJEMPLO DE LÍNEAS DE COMPÁS.....	11
ILUSTRACIÓN 4: EJEMPLO DE UNA FRASE DE 4 COMPASES .....	11
ILUSTRACIÓN 5: DOS FRASES DE 4 COMPASES EN MÚSICA INSTRUMENTAL .....	12
ILUSTRACIÓN 6: PROCESO GENERAL DE ESTE TRABAJO.....	26
ILUSTRACIÓN 7: FRASE DE EJEMPLO .....	30
ILUSTRACIÓN 8: DIAGRAMA DE FLUJO DEL PROCESO DE CARACTERIZACIÓN.....	33
ILUSTRACIÓN 9: EJEMPLO DE APLICACIÓN DE UNA MÁSCARA A UN CONJUNTO DE PATRONES .....	34
ILUSTRACIÓN 10: CONTEO DE REPETICIONES .....	35
ILUSTRACIÓN 11: DIAGRAMA DE FLUJO DEL CÁLCULO DE COBERTURA.....	40
ILUSTRACIÓN 12: DIAGRAMA DE FLUJO PARA LA ELECCIÓN DE NUEVOS VALORES DE A Y B...	45
ILUSTRACIÓN 13: GRÁFICA DE LA VARIACIÓN DE LA PRECISIÓN PARA CADA PAR A-B .....	46
ILUSTRACIÓN 14: GRÁFICA DE LA VARIACIÓN DE LA EXHAUSTIVIDAD PARA CADA PAR A-B.....	47
ILUSTRACIÓN 15: COBERTURA CON RESPECTO A LOS UMBRALES .....	51
ILUSTRACIÓN 16: PRECISIÓN CON RESPECTO A LOS UMBRALES.....	52
ILUSTRACIÓN 17: EXHAUSTIVIDAD CON RESPECTO A LOS UMBRALES.....	53
ILUSTRACIÓN 18: GRÁFICA DEL CAMBIO DE LA COBERTURA CON RESPECTO A A .....	56
ILUSTRACIÓN 19: GRÁFICA DEL CAMBIO DE LA EXHAUSTIVIDAD CON RESPECTO A A.....	57

# Capítulo 1. Introducción

---

La computación es una de las herramientas que más usos se les ha dado en la actualidad. Ha logrado influir en áreas muy diversas, desde las ciencias exactas puramente objetivas como las matemáticas y la física, hasta en las artes y humanidades, de las cuales muchas de sus características son subjetivas. Uno de los principales factores que ha permitido que las computadoras estén tan presentes en nuestra vida cotidiana es su enorme velocidad para realizar cálculos y comparaciones, superando a los humanos en algunas tareas. Dentro de las tareas en las que se ha empleado ha sido en el reconocimiento de patrones, ya que su memoria les permite comparar y encontrar similitudes en enormes cantidades de datos, permitiéndoles encontrar regularidades en objetos que un humano probablemente pasaría por alto. Esto ha sido de utilidad en numerosas ocasiones.

La participación de la computación en las ciencias exactas puede parecer obvia, pero su incursión en las artes puede sorprender a algunos. Parecería insólito solicitarle a una computadora que nos defina que hace que un compositor suene de cierta forma y que además logre distinguir a dicho compositor de entre otros.

La música es una de las tantas fuentes de emociones en el ser humano, y siempre se prefieren las emociones placenteras. No nos resulta difícil identificar qué es lo que nos gusta y adoptar a un compositor o a un grupo musical como nuestro favorito. Con el tiempo llegamos a conocer más artistas, y aunque estos sean del mismo género podemos distinguir uno de los otros de forma casi automática. Si nos preguntan qué es lo que nos permite distinguir a un compositor de otro generalmente responderemos en términos subjetivos, como las emociones que experimentamos al oírlo. Sin embargo, expresar esto en términos objetivos puede resultar difícil. Incluso los músicos profesionales, que han pasado varios años estudiando teoría musical, llegan a preferir hablar en términos subjetivos al hablar de las características propias de un compositor, es decir, de su estilo musical.

El estilo musical es un término que engloba varios conceptos. Podemos hacer referencia al estilo de un compositor, del estilo de una época (como puede ser el periodo clásico, o el periodo impresionista), o también el estilo que tiene un intérprete al momento de ejecutar una pieza. Es más, cuando nosotros escuchamos música, en realidad no estamos percibiendo únicamente un solo estilo, ya que el intérprete también añade parte de su propio estilo a la partitura. La misma pieza interpretada por distintas personas puede sonar muy diferente, dependiendo de la habilidad técnica de las mismas o simplemente de sus gustos personales.

De esta forma el presente trabajo se enfoca en caracterizar el estilo musical de varios compositores, es decir, en encontrar las características que hacen único el estilo de cada uno de ellos.

## **1.1 Planteamiento del Problema**

El primer paso consistirá en obtener una definición de estilo musical que pueda emplearse en este trabajo. Esta debe estar dada en términos objetivos.

Como se mencionó anteriormente, cuando escuchamos música en realidad estamos captando el estilo musical tanto del compositor como del intérprete, Por este motivo es necesario escoger un medio que se acerque más a la intención original del compositor.

Por otra parte, también es necesario definir qué segmento será necesario estudiar. Este segmento musical debe contener el significado suficiente para ser representativo del estilo musical.

## **1.2 Hipótesis**

Nuestra hipótesis es que es posible caracterizar el estilo musical de un compositor analizando las frases musicales extraídas directamente de la partitura.

## **1.3 Solución propuesta**

Para definir el estilo musical es necesario consultar a personas que sean expertas en el área. Para este fin es necesario entrevistar a músicos que hayan estudiado la carrera de música, ya que sus conocimientos sobre teoría musical serán una gran aportación a este trabajo.

Por otra parte, se propone la frase musical como unidad de medida ya que se considera que esta contiene información suficiente del estilo musical. En una partitura cada frase contiene un número finito de elementos de notación musical, por ejemplo: las notas, los silencios, las claves, las alteraciones, etc. El análisis de la forma en que estos elementos son empleados nos proporcionará información importante.

Así, primero es necesario definir el concepto de estilo musical y seleccionar los compositores y las piezas que formarán nuestro conjunto de partituras. Estas piezas serán divididas en frases y estas a su vez serán analizadas para identificar los elementos que definen al estilo de cada uno

de ellos. Finalmente, también es necesario definir una metodología para corroborar que la información obtenida describe correctamente el estilo.

### **1.3.1 Alcances y límites de la solución propuesta**

- Este trabajo se acotará a composiciones para piano a dos manos. Esto es debido a que ya se cuenta con experiencia para leer e interpretar partituras para ese instrumento. Se descartó el manejo de piezas para orquesta ya que es una tarea mucho más compleja al requerir conocimientos en instrumentación, además los instrumentos requeridos para cada pieza cambiarían tanto que la normalización de los datos sería una tarea difícil.
- La selección de compositores se limitará a compositores de música clásica, es decir, a aquellos que pertenezcan a los periodos barroco, clásico, romántico, etc.
- Para el análisis de las frases se tomará únicamente información que haya sido escrita por el compositor. Hay elementos que han sido añadidos por los editores o por otras personas que no serían relevantes, por ejemplo las indicaciones del pedal.

## **1.4 Objetivos**

El objetivo general de este trabajo es proponer un nuevo método para la caracterización del estilo musical de un compositor.

Los objetivos particulares son:

- Proponer definiciones del estilo musical.
- Seleccionar los rasgos que se extraerán de las frases.
- Proponer un algoritmo de caracterización.
- Proponer métodos para validar la información adquirida.

## **1.5 Contribuciones**

Las contribuciones de este trabajo son las siguientes:

- Se presenta un trabajo en donde se realiza caracterización musical empleando datos extraídos directamente de la partitura.
- Se propone una definición de estilo musical descrita en términos matemáticos.
- Se presenta un trabajo en donde se emplea el concepto de frase musical como base para la creación del conjunto de datos.

- La información adquirida por la caracterización del estilo puede ser empleada en otros trabajos con diversos fines, como puede ser la composición de música imitando el estilo de un compositor, un análisis más detallado del cambio del estilo musical a lo largo del tiempo, entre otros.

## **1.6 Organización de la tesis**

- En el Capítulo 2 se tratará el estado del arte, es decir, se describirán algunos trabajos que previamente han realizado caracterización musical.
- En el Capítulo 3 se establecen las bases teóricas utilizadas en este trabajo. Se definen algunos conceptos básicos de notación musical, se define qué es dentro de la música una frase y qué es el estilo, y además se da información sobre algunos algoritmos de caracterización.
- En el Capítulo 4 se describe la metodología empleada en este trabajo.
- En el Capítulo 5 se muestran los resultados obtenidos y los métodos empleados para evaluarlos.
- En el Capítulo 6 se plasman las conclusiones generales de este trabajo y se mencionan los problemas que quedan por resolver como trabajo futuro.

## Capítulo 2. Estado del Arte

---

Existen varios trabajos que han tratado de caracterizar el estilo musical, aunque generalmente la definición de “estilo” empleada varía de un proyecto a otro. Además, la forma de abordar el problema también es distinta, algunos analizando directamente el audio de una interpretación y otros analizando algún formato de notación musical por computadora. Como se mencionó en la introducción se considera que la partitura es el medio que más se acerca al estilo musical del compositor gracias a que esta no resulta afectada por el estilo del intérprete, además de contener más información que otros formatos de representación musical.

A continuación se describirán algunos trabajos que existen tanto en el área de la caracterización y la clasificación musical. Esto nos ayudará a visualizar el panorama con el que se inició este trabajo.

### 2.1.1 El primer sistema de análisis del estilo musical

El primer sistema de clasificación musical fue el desarrollado por Roger B. Dannenberg, Belinda Thom y David Watson (Dannenberg & Thom, *The Structure of Style*, 2010). En este trabajo el estilo musical está definido como una idea o sensación que causa la música al oírla, por ejemplo “rápida” o “lírica”, proponiendo 8 clases en total. El corpus de datos fue creado pidiéndoles a músicos profesionales que improvisaran melodías cortas monofónicas de 15 segundos que produjeran una idea determinada. Estas improvisaciones fueron grabadas en formato MIDI, el cuál registra las notas ejecutadas, su duración y su volumen. Estas piezas son divididas en segmentos de 5 segundos con 4 segundos de traslape, y de estos se extraen características básicas tales como conteo de notas, cambios de volumen, etc. Finalmente, se emplearon 3 algoritmos de clasificación supervisada para caracterizar las clases: un método probabilístico, un clasificador lineal y una red neuronal. Estos clasificadores lograron una precisión que va del 77% al 90%.

### 2.1.2 Caracterización musical a través de grabaciones

Dentro de la caracterización del estilo musical la mayoría de los trabajos han decidido enfocarse al análisis de las grabaciones de audio. A continuación se comentarán algunos ejemplos:

Un trabajo del 2011 realiza caracterización y clasificación de distintos géneros musicales analizando el espectrograma de frecuencias de varias canciones en formato MP3 (Costa, Oliveira, Koerich, Gouyon, & Martins, 2012). Esto lo realizaron tomando 3 secciones cortas de



cada canción, convirtiendo el espectrograma de frecuencias de dichas secciones a una imagen, y aplicando técnicas de procesamiento de imágenes para obtener atributos. Los autores de este trabajo asumieron que el estilo musical es lo mismo que género musical, de tal forma que cada categoría corresponde a canciones de un género en específico. Los géneros empleados en este trabajo consisten en música latina (Bachata, tango, salsa, entre otros), jazz, rock y clásica. Para realizar la clasificación se usó una máquina de soporte vectorial, y los resultados fueron del 64.44% de precisión para la clase peor clasificada (música gaúcha) hasta 93.33% para la mejor (bachata). Sin embargo, realizar caracterización musical empleando grabaciones obtiene información propiamente de la interpretación, no de la composición en sí, ya que en ellas también está presente el estilo del intérprete.

Otro trabajo de la universidad Jadavpur en India también realiza caracterización musical por medio del análisis del audio (Sarkar & Saha, 2015). Para esto crean su conjunto de datos tomando información del tono de varias grabaciones, y después procedieron a clasificar estos patrones en varios géneros empleando una red neuronal de tipo perceptrón multicapa. En total se caracterizaron canciones de 10 géneros distintos: blues, clásica, country, disco, hiphop, jazz, metal, pop, reggae y rock. La dimensionalidad de los patrones a caracterizar fue muy grande, conteniendo alrededor de 616 rasgos. Esto no representó un problema para la red neuronal, ya que la precisión de la clasificación fue de 97.70%

De forma similar existen muchos otros trabajos que emplean grabaciones para la creación del conjunto de datos y después aplican algún algoritmo para realizar la clasificación por géneros, ya sea utilizando clasificadores de funciones de transferencia local (Kryszkiewicz, Sanghamitra, & Rybinski, 2015), máquinas de soporte vectorial (Viswanathan & Sundaraj, 2015) y redes neuronales (Baniya, Ghimire, & Lee, 2014). Aunque la forma de extraer los rasgos varía de un trabajo a otro todos tienen en común que es información relacionada con la forma de onda o el espectro de frecuencias de la grabación.

### **2.1.3 Caracterización musical a través del formato MIDI**

Existen otros formatos de representación musical que contienen información más cercana a la partitura, como es el caso del formato MIDI, el cuál registra la altura y la duración de las notas, y también han sido empleados en la clasificación y la caracterización musical. Por ejemplo, un trabajo que trató de caracterizar el estilo musical de compositores individuales es el de Eric Backer (Backer & van Kranenburg, 2004). Sin embargo, ellos no proveen una definición de estilo musical, simplemente afirman que dentro de algunos atributos de la música debe

encontrarse la “huella digital” que permita distinguir la música de un compositor a otro. Ellos seleccionaron músicos del periodo barroco, y por este motivo los rasgos extraídos consistieron en análisis de contrapunto, técnica que sólo fue predominante en dicho periodo. Las piezas que emplearon estaban en el formato MuseData, el cual consiste en archivos de texto plano que registran las notas que se ejecutan y su duración. Para la clasificación supervisada se usó el algoritmo *Floating Forward Selection* incluido en Matlab. Debido a que en sus experimentos la caracterización de compositores individuales presentó un error muy grande decidieron realizar otros dos experimentos: uno en donde una clase estaba formada únicamente por Johan Sebastian Bach y la otra clase era integrada por todos los demás, mientras que en el segundo experimento únicamente se caracterizaron dos compositores, J. S. Bach y J. L. Krebs, para determinar el verdadero compositor de una pieza en particular, la fuga BMW 534.

También es importante mencionar el trabajo de José David Ortega Pacheco, quien elaboró un trabajo de investigación en el Centro de Investigación en Computación sobre reconocimiento y composición musical empleando métodos de inducción gramatical. El conjunto de datos fue creado a partir de archivos MIDI, y la unidad musical con la que se trabajó fue el compás. En este proyecto se buscó caracterizar música para a partir de la información obtenida crear composiciones originales al estilo de un compositor en particular.

#### **2.1.4 Caracterización musical a través de la partitura**

Algo que se puede observar es que en estos trabajos de caracterización musical generalmente se emplean grabaciones o música en formato MIDI, aunque también existen investigaciones que emplean directamente partituras para este fin. Por ejemplo, el trabajo de Yang Liu (Liu, Li, Te, Pan, & Zang, 2014) utilizó partituras en formato MusicXML para realizar clasificación musical por periodos históricos. En este caso no se presenta una definición de estilo, ya que ellos buscan clasificar música europea en dos clases: clásica y moderna. Ellos proponen el concepto de “gen musical” como base para la creación de sus patrones. Cada gen consiste en la sucesión de notas que ocurre en un compás. Si dos compases contienen una sucesión de notas similar entonces se considera que son el mismo gen. Es importante mencionar que si en la sucesión de notas aparece un acorde sólo se toma en cuenta la nota más alta de este, lo cual puede considerarse como pérdida de información, ya que la nota más alta no necesariamente proporciona información relevante sobre el acorde, la nota más importante es la raíz. Finalmente, para la caracterización se empleó una máquina de soporte vectorial. Los resultados son aceptables, obteniendo una precisión del 70% en promedio.

### **2.1.5 Trabajos relacionados con la frase musical**

El concepto de frase musical no ha sido empleado frecuentemente en las investigaciones de clasificación musical. Ha sido usado en proyectos de interpretación musical automática (Tobudic & Widmer, 2003) y en segmentación musical (Czyzewski, Szczerba, & Kostek, 2004). En ambos casos no se proporciona una definición formal de frase musical. En el primero de estos trabajos las frases fueron definidas manualmente y no se presenta ninguna propuesta de definición. El segundo trabajo consistió en reconocimiento de música, convirtiendo canto o tarareo a música MIDI y tratando de empalmar estos datos con frases similares preestablecidas. Debido a esto proponen que una frase musical es una secuencia de notas delimitadas por secciones de silencio o notas con una duración ligeramente mayor, de forma similar a una oración hablada. En la música instrumental esto puede resultar inadecuado, ya que pueden estar presentes silencios o notas de mayor longitud dentro de una frase.

La identificación automática de frases puede ser una tarea difícil. Esto se observa en el trabajo de Czyzewski y Szczerba (Czyzewski, Szczerba, & Kostek, 2004), quienes emplean redes neuronales para obtener un sistema que separe sucesiones de notas que sean frases de las que no lo sean. El principal factor que complica este trabajo es que se trabajó únicamente con el valor de la nota y su duración, lo que no provee información sobre el ritmo. Una de las ventajas de trabajar directamente sobre la partitura es que al incluir el ritmo de la pieza y las líneas del compás la identificación de las frases resulta más sencilla.

En resumen, el formato MIDI es muy usado en los proyectos de investigación sobre caracterización musical, principalmente debido a que esta es relativamente fácil de conseguir y se encuentran disponibles una gran cantidad de piezas de una gran variedad de géneros. Sin embargo, este formato no brinda la misma información que la partitura, además que puede contener ciertos errores, por ejemplo la duración de las notas del mismo valor no necesariamente es igual, y puede haber notas que comiencen con un ligero desfase (llamados errores de cuantización). Lamentablemente los trabajos que han se han involucrado directamente con la partitura son muy limitados, ya que en la gran mayoría deciden enfocarse a trabajar con el audio. En lo que respecta a la unidad de estudio de la música el uso de la frase musical ha sido escaso. Se han propuesto varias alternativas, como fragmentos de cierta longitud de tiempo o un número arbitrario de compases. De esta forma se puede decir que este trabajo de tesis representa un avance en dichos aspectos.

## Capítulo 3. Marco Teórico

---

En este capítulo se describirán algunos conceptos empleados en este trabajo, tanto en el aspecto de la música como en los algoritmos de caracterización.

### 3.1 Conceptos elementales de notación musical

La notación musical es cualquier sistema que se use para representar gráficamente una pieza musical mediante el uso de símbolos escritos. El sistema de notación más utilizado en la actualidad es el sistema gráfico occidental que representa sobre un pentagrama una serie de signos (Wikipedia, 2016). A continuación se presentan algunos conceptos elementales:

#### 3.1.1 Notas

En la música las notas son los signos usados en la notación musical para representar la duración relativa y el tono de un sonido. El nombre de las 7 notas musicales cambia dependiendo del sistema que se use:

Tabla 1: Nombres de las notas musicales

Sistema Latino	Sistema Inglés
Do	C
Re	D
Mi	E
Fa	F
Sol	G
La	A
Si	B

Para indicar una nota en particular generalmente se usa su nombre seguido del número de la octava en la cual se encuentra. Por ejemplo, el Do central, que como su nombre lo indica se encuentra en el centro del piano, corresponde a la cuarta octava, así que se suele representar como Do 4 en el sistema latina o C4 en el sistema inglés.

#### 3.1.2 Armadura

La armadura especifica la escala a la que se encuentra una pieza indicando las alteraciones que deben hacerse al momento de interpretarla. Esta se indica después de la clave del pentagrama. Una misma armadura puede representar dos escalas distintas, una mayor y una

menor. En la Ilustración 1 se muestra el círculo de quintas, el cual representa la relación que existe entre el número de alteraciones y la escala. (Circle of Fifths, 2015)

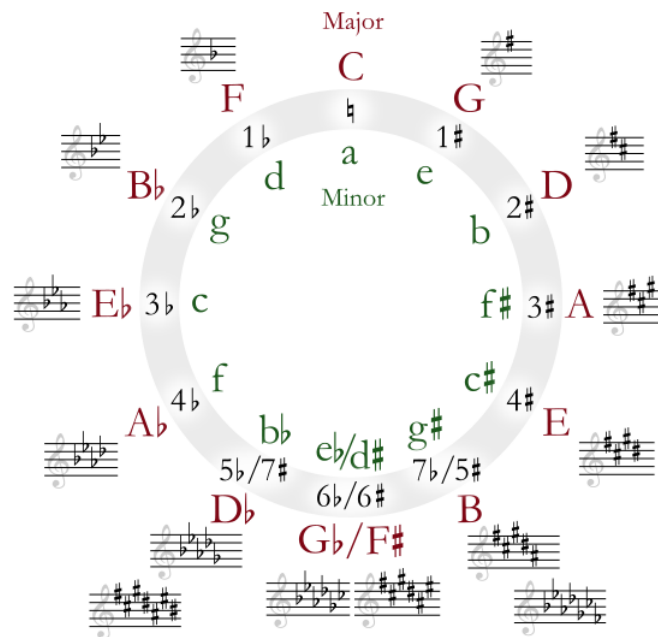


Ilustración 1: Círculo de quintas

### 3.1.3 Compás

El compás es la unidad de medida que sirve para dividir el tiempo en la música. Estos están formados por tiempos, los cuales a su vez se dividen en partes de tiempo.

En las partituras el compás se representa como una fracción y se especifica al inicio de cada pentagrama, después de la clave y de la armadura. El numerador indica el número de tiempos que debe haber en cada compás, mientras que el denominador indica la duración de la nota que debe haber en cada tiempo del compás (Moncada García, 1995). En el ejemplo de la Ilustración 2 podemos ver un compás de 6/8, es decir, que en cada compás se incluyen 6 notas de 1/8 de duración.



Ilustración 2: Compás

Las notas que corresponden a un compás se separan por líneas verticales en el pentagrama. Esto es para facilitar la lectura de la partitura. En la Ilustración 3 podemos ver un ejemplo: en cada compás se tienen cuatro tiempos. En el primer compás se tienen cuatro notas de un tiempo, mientras que en los demás se tienen dos notas de un tiempo y una de dos tiempos.



Ilustración 3: Ejemplo de líneas de compás

### 3.2 Frase

Una frase musical es una unidad de métrica musical que tiene un sentido completo en sí mismo. Puede considerarse análoga a una frase lingüística, ambas expresan una idea y son completas por sí mismas. Sin embargo, a diferencia de las frases escritas, el inicio y el final de una frase musical pueden resultar ambiguos o subjetivos. A pesar de lo anterior generalmente estas constan de 4 compases de duración, lo cual es más fácil de identificar en la música popular, ya que un verso de una canción suele durar precisamente dichos 4 compases. Un ejemplo de ello lo podemos observar en la Ilustración 4, que es un fragmento de la canción *Here comes the sun* del grupo inglés *The Beatles*. Aquí podemos observar que este verso (un enunciado) tiene una duración de 4 compases exactos.



Ilustración 4: Ejemplo de una frase de 4 compases

En el caso de la música instrumental identificar las frases puede ser una tarea más complicada, ya que no es posible guiarse con la letra para detectar el inicio y el fin de las mismas. A pesar de esto la mayoría de las frases también constan de cuatro compases. En la Ilustración 5 podemos ver un extracto de la pieza *Golliwogg's Cakewalk* del compositor francés Claude Debussy. En este caso también se puede identificar dos frases de cuatro compases cada una.



Ilustración 5: Dos frases de 4 compases en música instrumental

Es necesario notar que la existencia de frases con un número de compases distinto de cuatro también es posible (Wharton & Shaffer, 2015).

### 3.3 Estilo musical

El estilo es un concepto que puede resultar difícil de definir. Generalmente este término se usa de manera intercambiable para dar a entender ideas distintas acerca de la música, como pueden ser (Dannenberg & Thom, The Structure of Style, 2010):

- El periodo histórico en el que fue escrita una pieza (estilo barroco, el estilo clásico, etc).
- La forma de escribir de un compositor, (el estilo de Mozart, el estilo de Beethoven, etc).
- La forma en la que un músico interpreta o improvisa música, (el estilo de Miles Davis para improvisar, o el de Herbert von Karajan para dirigir).
- El sentimiento o emoción que siente una persona al momento de oír una pieza (un estilo triste, un estilo alegre, etc).

Para obtener una definición se decidió entrevistar a varios músicos de la Orquesta Sinfónica del Instituto Politécnico Nacional (OSPIN).

Tabla 2: Músicos entrevistados de la OSPIN

Músico	Instrumento
Jaime Jiménez	Clarinete
Artemisa Reyes	Arpa
Reynaldo Urbina	Trombón
Adalberto Téllez	Segundo Violín
Flora Rodríguez	Percusiones
Roberto Llamas	Flauta
Ulises Gómez	Viola
Rafael Estudiante	Corno
Carlos Vargas	Contrabajo
Ana Magdalena Aguirre	Segundo Violín

A todos ellos se les entrevistó de forma individual y se les preguntó acerca de varios conceptos de música, incluyendo que consideraban ellos que era el estilo musical. Con respecto a esto todos dieron la siguiente definición:

*“El estilo musical es el contexto temporal y geográfico en el cuál fue escrita una pieza musical. Es decir, para poder determinar cómo es el estilo musical de un compositor es necesario conocer el país, el año, el contexto histórico y su biografía, ya que estos son los principales elementos que definen el tipo de música en el que trabajará el músico.”*

Esta definición es similar a las que se tenían previamente. Además, es evidente que es muy subjetiva y difícil de plasmar en términos computacionales o matemáticos.

Otros comentarios referentes al estilo que se recibieron fueron los siguientes:

- “George Gershwin es un compositor fácil de identificar gracias a que su estilo es muy americano.”
- “El estilo musical de Mozart es fácil de tocar pero muy difícil de interpretar con el sentimiento correcto”
- “El estilo de Dmitri Shostakóvich es muy distinto de los músicos anteriores, pero no podría expresar en palabras la razón de ello, es necesario oírlo para comprenderlo.”

Después de recibir comentarios similares se decidió trabajar con los músicos para obtener una definición en términos más objetivos. Se les preguntó: ¿Qué les permite saber que una pieza es de un determinado compositor que ya conocen? ¿Qué les permite distinguir a un compositor de otro? ¿Qué les permite saber que dos o más compositores son similares?



A la mayoría de los músicos se les dificultó responder estas preguntas, pero en general lo que usaban para identificar o diferenciar estilos era la memoria. Cuando oían una pieza nueva podían identificar al compositor si oían ciertos detalles que este había usado con anterioridad, como pueden ser ciertas sucesiones de notas o tipos de ritmos. De la misma forma, si una pieza presenta características que no recordaban que un compositor hubiera empleado alguna vez, era muy probable que hubiera sido escrita por otro músico.

Con esta nueva información se llegó a la siguiente nueva definición:

*“El estilo musical son los elementos que un autor va repitiendo a lo largo de su obra. El compositor puede volver a usar ciertas secuencias de notas, ciertos acordes, ciertas escalas, etc.”*

Entonces, las piezas que presenten elementos similares entre sí pertenecerán al mismo estilo. Es necesario notar que esto no implica necesariamente que fueron escritas por la misma persona. Algunos músicos hicieron notar que el estilo no necesariamente puede ser único para cada compositor. Hay ocasiones que un compositor escribe piezas en el estilo de otro por varios motivos, como puede ser una tarea de un estudiante de música, como homenaje, porque ambos compositores se desarrollaron en el mismo ambiente, o incluso como plagio. Por este motivo puede ser preferible hablar mejor con respecto a géneros que con respecto a estilos.

### **3.3.1 El estilo musical y la partitura**

Otro aspecto que también se consideró dentro de estas entrevistas es si también es posible identificar el estilo musical leyendo directamente las partituras sin necesidad de haber escuchado con anterioridad las piezas. Sólo una persona, la Doctora Artemisa Reyes, indicó que esto es imposible, debido a que ciertos aspectos de la música sólo pueden ser percibidos al escucharla, como pueden ser las emociones o ciertos segmentos que nos hacen evocar imágenes. Todos los demás afirmaron que leyendo la partitura es posible obtener la información suficiente para conocer el estilo musical del que la escribió. Es más, cuando un músico interpreta una pieza generalmente añade elementos que son propios de su estilo, provocando que una misma pieza interpretada por dos personas distintas llegue a sonar de forma muy diferente, aunque la Música Flora Rodríguez indicó que si la interpretación es correcta entonces esto no es un problema. Sin embargo, para obtener información precisa era necesario haber cursado varias de las materias de la carrera de músico, ya que hay algunos patrones que sólo un músico entrenado identificaría.

### 3.3.2 Propuestas de definición del estilo musical

Para fines de este trabajo de tesis es necesario proponer una definición de estilo musical. En un principio se consideró emplear la definición descrita en la sección 3.3, es decir: *“El estilo musical son los elementos que un autor va repitiendo a lo largo de su obra”*. Sin embargo esto también incluye propiedades o características compartidas por varios compositores. Por ejemplo, los compositores contemporáneos de un mismo periodo histórico tendrán propiedades y características en común, y si son tomadas en cuenta nos dificultará diferenciarlos. Debido a esto es necesario refinar esta definición de forma que nos permita tratar a cada compositor por separado.

Con lo anterior se propone entonces la siguiente definición: *“El estilo musical de un compositor es el conjunto de propiedades empleadas frecuentemente por él, y rara vez usadas por otros compositores”*.

Esto es similar a la forma en que una persona distingue a un músico de entre otros. Por decir un ejemplo en específico, un escucha puede identificar al compositor John Cage debido a que este emplea muy frecuentemente en sus piezas cambios de ritmo y sucesiones de notas carentes de melodía, mientras que otros compositores generalmente suelen evitar estas características.

Todavía falta considerar el hecho de que hay ciertos elementos que un compositor emplea muy rara vez, pero todos los demás usan con mucha frecuencia. Un ejemplo de esto es el uso de acordes. Johann Sebastian Bach en sus composiciones rara vez empleaba acordes debido a que en el periodo Barroco las reglas para componer eran distintas a las de periodos posteriores, en donde el uso de acordes está más permitido.

De esta forma, es posible definir el estilo musical en términos de las características que un compositor decide emplear o decide omitir en sus piezas. Así, la definición de estilo musical empleada en este trabajo de tesis es la siguiente:

*“El estilo musical de un compositor está determinado por las características que este emplea frecuentemente a lo largo de su obra, mientras que los demás compositores las emplean con poca frecuencia. También está determinado por las características que el compositor omite, ya sea de forma accidental o deliberada, a pesar de que son usadas ampliamente por los demás.”*

## 3.4 Herramientas computacionales para el análisis musical

En la actualidad se cuenta con varias opciones de programas computacionales para componer y analizar música. En este trabajo se optó por emplear el formato MusicXML para la representación de las partituras, y la biblioteca Music21 para el análisis de las mismas.

### 3.4.1 Formato MusicXML

Como su nombre lo indica, MusicXML es un formato de archivo basado en XML que sirve para representar notación musical occidental. Este formato es propietario, pero es posible usarlo en una gran variedad de aplicaciones, esto es gracias a su buena documentación y a que se puede usar libremente gracias a su licencia pública.

El formato MusicXML es empleado en más de 200 programas de notación musical, de reconocimiento óptico de música y en secuenciadores musicales, tanto para uso comercial como en el área de la investigación. Además una cantidad considerable de partituras están disponibles en este formato. (Recordare & MakeMusic, 2004)

#### 3.4.1.1 Estructura de un archivo MusicXML

El formato MusicXML permite representar una partitura de acuerdo a dos jerarquías diferentes: ya sea ordenada con respecto a las distintas partes (instrumentos en el caso de una orquesta, o manos en el caso del piano) y dentro de estas partes conteniendo sus respectivos compases, u ordenada con respecto al tiempo, en donde los elementos principales son los compases y dentro de cada uno de ellos se incluye la información de cada instrumento o mano. Esto permite analizar fácilmente una partitura ya sea tomando en cuenta cada mano por separado, o tomar en cuenta todos los sonidos que ocurran en un momento dado.

MusicXML tiene cierta compatibilidad con el formato MIDI, ya que es posible crear música en dicho formato a partir de una partitura en formato XML. Para ese fin consta de los siguientes elementos:

1. **Encabezado:** incluye metadatos acerca de la partitura, como es el número de partes (instrumentos o manos) que contiene la pieza, así como el título, el compositor, el número y el título del movimiento, los derechos de autor, etc.
2. **Atributos:** incluye información acerca de la métrica de la pieza, la armadura, las transposiciones, las claves, y otra información que generalmente se define al inicio de una pieza o de un compás.

3. **Nota:** incluye información acerca de una nota, como puede ser el tono, alteraciones, su duración, ligaduras y letra, en caso de tenerla.
4. **Acorde:** tiene las mismas características que una nota, con la diferencia de que cuenta con varios elementos de tono.
5. **Letra:** indica que sílaba va ligada a una nota en particular.
6. **Repeticiones:** indica que secciones deben repetirse en la ejecución de la pieza.
7. **Sonido:** indica el volumen de la pieza, además de la rapidez a la que debe ejecutarse la pieza.

Sin embargo, estos elementos no bastan para representar por completo una partitura. Para ese fin se incluyen las siguientes características:

1. **Pentagramas:** indica cuantos pentagramas contiene la pieza. Las partituras para piano generalmente incluyen dos pentagramas, una para cada mano.
2. **Clave:** indica la clave del pentagrama. En las partituras para piano generalmente el pentagrama superior contiene una clave de sol y el pentagrama inferior contiene una clave de fa, aunque existen piezas que incluyen la misma clave en ambas manos.
3. **Compás:** indica el compás de la pieza.
4. **Indicaciones:** por lo general estas aparecen al inicio de la pieza e indican el sentimiento con el que debe ser interpretada la pieza. En algunos casos estas indicaciones pueden aparecer en otras partes de la partitura para indicar un cambio de emoción.
5. **Tuplas:** son notas cuya duración es una subdivisión del compás indicado por la partitura. Por ejemplo, los tresillos son grupos de tres notas que se deben tocar dentro del tiempo que dura una nota negra, aunque pueden existir tuplas que pueden contener un número distinto de subdivisiones que deben tocarse en el tiempo que debe durar otras notas.
6. **Alteraciones:** son los signos que modifican la entonación de una nota. Los más comunes son los sostenidos y los bemoles.

Gracias a estos elementos adicionales es posible representar una partitura, de tal forma que sea fácil para otros programas extraer la información necesaria ya sea para su representación gráfica o para su análisis.

### 3.4.2 Biblioteca Music21

Music21 es una biblioteca de Python desarrollada principalmente por investigadores del MIT (*Massachusetts Institute of Technology*), y está diseñada para resolver preguntas acerca de música de una forma fácil y rápida. (Cuthbert, 2012)

Esta biblioteca permita cargar archivos de partituras y de música en varios formatos para su análisis, por ejemplo MusicXML, MIDI, Humdrum, entre otros. Al cargar una partitura o una pieza sus distintos componentes son representados por distintos tipos de objetos o listas, según sea el caso. Algunos de los objetos más importantes de esta biblioteca son:

1. **Streams:** son objetos con funciones similares a una lista pero con algunas características extra. En ellas se almacenan los distintos elementos de la partitura, indicando además el tiempo en el que inician. Los *streams* pueden ser de tres clases distintas:
  - a. **Scores:** contienen toda una pieza completa. Dentro de este se ubican las distintas partes de la misma, es decir, los pentagramas de los instrumentos o información acerca de la partitura como puede ser el compositor, fecha, etc.
  - b. **Parts:** contienen una parte de una pieza, como puede ser un instrumento o una mano del piano. Dentro de este se almacenan los distintos compases.
  - c. **Measures:** representa un solo compás de la pieza. Dentro de este se ubican las notas y silencios.
2. **Notes:** como su nombre lo indica, estos objetos representan una nota. Almacena como atributos su duración, el tono, la octava a la que se encuentra y sus alteraciones.
3. **Rests:** son los silencios. Su único atributo es su duración.
4. **Chords:** los acordes son objetos muy parecidos a las notas, aunque en vez de tener un solo valor para el tono tienen una lista con los distintos tonos que lo componen.
5. **KeySignature:** indica el número de alteraciones que tiene la armadura de la pieza, además de indicar si esta es mayor o menor.
6. **TimeSignature:** indica el numerador y el denominador del tiempo de la pieza.

Gracias a que Music21 está implementado en Python es muy fácil crear *scripts* en este lenguaje para el análisis automático de estos objetos.

## 3.5 Caracterización

Usualmente, al proceso de caracterización se le conoce como “Aprendizaje de Conceptos” en el área de *Machine Learning*. Este proceso involucra la construcción de una descripción para un conjunto de datos, basada en la descripción individual de cada miembro de dicho conjunto.

Uno de los principales objetivos de la caracterización es la de generar una descripción que logre capturar la información esencial acerca de un conjunto de datos en términos de características que sean útiles para un sistema. La caracterización trata de extraer los atributos del conjunto de datos que hacen que este tenga una importancia especial para el sistema de aprendizaje y formula esos aspectos en descripciones que sean significativas. De esta forma, una vez que un sistema ha logrado juntar datos, información o experiencia, la caracterización tratará de indicar explícitamente qué es importante de dicha experiencia (Michalsky, Mitchell, & Carbonell, 2012).

Algunos conceptos usados con frecuencia en la caracterización son los siguientes: (Tan, Steinbach, & Kumar, 2006)

- **Objetos o patrones:** Al estudiar o analizar un fenómeno es necesario expresarlo en términos que nos sean útiles. Una forma de representar un suceso o un objeto es a través de un patrón. Un patrón es una lista de atributos o rasgos que describen las características básicas del objeto que representan. A la agrupación de patrones o de datos se le denomina conjunto de patrones o conjunto de datos.
- **Atributos o rasgos:** Un atributo es una propiedad o característica de un objeto que puede variar, ya sea de un objeto a otro o de un momento a otro. Por ejemplo, el color de un automóvil puede cambiar de un vehículo a otro, mientras que su nivel de gasolina varía con el tiempo. En el sentido más básico los atributos no son números o símbolos, pero para poder analizarlos es necesario asignárselos. Esta asignación depende del tipo de atributo con el que estemos trabajando. Por ejemplo, las mediciones de longitud pueden expresarse como números racionales, los conteos como números enteros, manejar etiquetas ordinales (en donde se establece una relación de orden) como largo, corto y mediano, o manejar etiquetas nominales que sirven para distinguir un objeto de otro.
- **Propiedad o Rasgo complejo:** Es un subconjunto de rasgos descriptivos asociados a valores específicos en su dominio. Decimos que un patrón cumple o satisface una cierta

propiedad cuando tiene exactamente los mismos valores en los correspondientes rasgos descriptivos.

### 3.5.1 Algoritmos de caracterización

En este trabajo se seleccionaron dos algoritmos de caracterización de conjuntos de datos. El primero de ellos se utilizó como base para diseñar el caracterizador empleado en este trabajo. El segundo, que es más conocido, se usó para comparar los resultados obtenidos.

#### 3.5.1.1 Algoritmos de Conjuntos Representantes

El algoritmo empleado en este trabajo está basado en la familia de algoritmos de Conjuntos Representantes. Su uso de este tipo de algoritmos no está muy difundido debido a que el artículo original se encuentra en Ruso y no ha sido traducido a otros idiomas (Baskakova & Zhuravliev, 1981). Sin embargo, se encontró que existe un artículo en donde se describe el funcionamiento de este tipo de algoritmos. (Martínez Trinidad & Guzmán Arenas, 2001).

Para describir este algoritmo es necesario el uso de la siguiente notación:

- $U$ : Universo de objetos. Esta puede ser infinita.
- $M = \{O_1, \dots, O_m\}$ : Muestra finita de objetos.
- $R = \{x_1, \dots, x_n\}$ : Conjunto de variables o rasgos usados para describir y analizar a los objetos.
- $M_i, i = 1, \dots, n$ : Dominio de los rasgos de los objetos. Los rasgos pueden ser cualitativos, cuantitativos, o ambos simultáneamente.
- $I(O) = (x_1(O), \dots, x_n(O))$ : Descripción del objeto  $O$ , la cual es una tupla de  $n$  elementos, en donde  $x_i: M \rightarrow M_i$  para  $i = 1, \dots, n$  son los rasgos usados para describirlo.
- $K_1, \dots, K_r$ : Son las clases, las cuales son subconjuntos propios de  $U$ . El número de estas debe ser finito.
- $MA = \{K_1 \cup \dots \cup K_r\}$ : Matriz de entrenamiento, la cual está formada por objetos de las clases.
- $\Omega = \{x_{i_1}, \dots, x_{i_s}\}$ : Conjunto de apoyo, el cual consiste en un subconjunto de rasgos que se usará para analizar los objetos.
- $\{\Omega\}_j$ : denota el sistema de conjunto de apoyo asociado a la clase  $K_j$
- $CK_j$ : representa el complemento de la clase  $K_j$
- $\Omega O$ : Subdescripción del objeto  $O$ , es decir, los rasgos del objeto  $O$  que pertenecen al subconjunto  $\Omega$ .

La idea principal detrás de este algoritmo es la de determinar la pertenencia de un objeto a una clase considerando la información a favor y en contra existente. También es necesario considerar que los parámetros usados en la clasificación deben asociarse a su respectiva clase. Esto es debido a que los conjuntos de apoyo que describan a una clase no necesariamente servirán para describir a las demás, es por este motivo que cada clase puede tener su propio sistema de conjuntos de apoyo. Así, este algoritmo busca determinar el sistema de conjuntos de apoyo para cada clase.  $\{\Omega\}_j$  denota el sistema de conjuntos de apoyo de la clase  $K_j$  y  $\mathcal{C}K_j$  representa el complemento de la clase.

El algoritmo de Conjuntos Representantes se fundamenta en los siguientes tres conceptos:

- Se define el Conjunto de Representantes Positivos  $M_j^1$  para la clase  $K_j$  con respecto a  $\Omega \in \{\Omega\}_j$  como el conjunto de todos los valores correspondientes a  $\Omega$  en las subdescripciones de los objetos pertenecientes a  $K_j$  que están presentes  $\eta_j$  veces y no están presentes en  $\mathcal{C}K_j$ . En otras palabras, son los subconjuntos de rasgos con ciertos valores que aparecen en una clase un cierto número de veces, y no están presentes en las demás clases.
- De forma similar, se define el Conjunto de Representantes Negativos  $M_j^0$  para la clase  $K_j$  con respecto a  $\Omega \in \{\Omega\}_j$  como el conjunto de todos los valores correspondientes a  $\Omega$  en las subdescripciones de los objetos pertenecientes a  $\mathcal{C}K_j$  que están presentes  $\eta_j$  veces y no están presentes en  $K_j$ . En otras palabras, son los subconjuntos de rasgos con ciertos valores que aparecen en todas las clases un cierto número de veces, exceptuando a la clase que se está caracterizando.
- Finalmente, el Conjunto Neutral de Combinaciones para la clase  $K_j$  se denota por  $M_j^A$ , e incluye todos los valores correspondientes a  $\Omega$  en la subdescripciones de los objetos pertenecientes a  $K_j$  que no son elementos de los Conjuntos de Representantes Positivos ni Negativos.

Los tres conceptos anteriores forman el conocimiento adquirido sobre los objetos que se deseen caracterizar.



El algoritmo de Conjuntos Representantes puede expresarse como el siguiente pseudocódigo:

#### Pseudocódigo 1: Algoritmo de conjuntos representantes

```
Programa: Conjuntos representantes
Entradas:
  K: Lista de arreglos //Clases a caracterizar. Cada arreglo contiene los objetos de la
    //clase.
  lista_omega: Lista //Contiene los conjuntos de apoyo
  nu: Numérico //Umbral para determinar el tipo de conjunto de representantes
Salida: Conjuntos de representantes

Inicio:
var omega: arreglo de números // Conjunto de apoyo
var omega_o: arreglo //Subdescripción del objeto con respecto a omega

Por cada omega en lista_omega:
  Por cada clase en K:
    Por cada objeto en clase:
      omega_o = Aplicar omega al objeto
      Determinar el conteo de ocurrencias de omega_o en cada clase en K
      Si el conteo de ocurrencias en esta clase k es mayor a nu y es cero en las demás
      clases
      Entonces:
        Registrar esta omega_o como miembro del conjunto de representantes positivos
        de la clase
      Si el conteo de ocurrencias en esta clase k es cero y en las demás clases es
      mayor a nu
      Entonces:
        Registrar esta omega_o como miembro del conjunto de representantes negativos
        de la clase
      Si no:
        Registrar esta omega_o como miembro del conjunto de representantes neutros
        de la clase
      FinSi
    Siguiente
  Siguiente
Siguiente
Regresar Conjuntos de representantes
Fin del programa
```

Este tipo de algoritmos ha sido empleado en diversas áreas, por ejemplo, una de ellas ha sido la predicción de crímenes (Calvo Castro, Godoy Calderón, Martínez Hernández, & Moreno Armendáriz, 2008).

#### 3.5.1.1 Algoritmo Naive Bayes

Como su nombre lo indica, este algoritmo se fundamenta en el Teorema de Bayes. Se le dice que es “ingenuo” (*naive*) debido a que asume que los rasgos de un patrón son probabilísticamente independientes unos de otros. Este algoritmo ha sido empleado

exitosamente en áreas muy diversas, por ejemplo en la caracterización de textos (Sumathi & Sivanandam, 2006) y en el diagnóstico médico (Mitchell, 1997).

Este algoritmo se aplica a tareas de aprendizaje en donde cada instancia  $x$  es descrita por un conjunto de atributos, representados por  $(a_1, a_2, \dots, a_n)$  y en donde la función  $f(x)$  puede aceptar cualquier valor que esté dentro de un conjunto finito  $v \in V$ .

La etapa de caracterización del algoritmo *Naive Bayes* consiste en calcular los valores  $P(v_j)$  y  $P(a_i|v_j)$  basados en la frecuencia que tienen estos atributos en el conjunto de entrenamiento. El resultado de esta caracterización es una serie de probabilidades llamadas *a priori* (del latín “previo a”) y estas indican la probabilidad de que un rasgo pertenezca a una clase. Así, las características encontradas por este algoritmo consisten en probabilidades que brindan información acerca de las clases, por ejemplo los valores más comunes. Uno de los usos más comunes que se le da a este conocimiento es en la predicción de la clase a la que pertenecerá un nuevo patrón.

Supongamos que se nos da un conjunto a caracterizar compuesto por patrones de ejemplo, y se nos pide identificar a que clase pertenece un nuevo patrón compuesto por los rasgos  $(a_1, a_2, \dots, a_n)$ . Para esto es necesario calcular la probabilidad de que este nuevo patrón pertenezca a cada clase, Para este ejemplo, esto se calcula con la siguiente fórmula:

$$v = \max_{v_j \in V} P(v_j | a_1, a_2, \dots, a_n)$$

Usando el teorema de Bayes esto se puede reescribir de la siguiente manera:

$$v = \max_{v_j \in V} \frac{P(a_1, a_2, \dots, a_n | v_j) P(v_j)}{P(a_1, a_2, \dots, a_n)} = \max_{v_j \in V} P(a_1, a_2, \dots, a_n | v_j) P(v_j)$$

Pero como se mencionó anteriormente, se asume que la probabilidad de cada rasgo es independiente de las demás. De esta forma, conociendo la clase de una instancia, la probabilidad de observar el conjunto  $(a_1, a_2, \dots, a_n)$  es sólo el producto de las probabilidades de los atributos por separado:

$$P(a_1, a_2, \dots, a_n | v_j) = \prod_i P(a_i | v_j)$$

Substituyendo eso en la ecuación anterior obtenemos la función de clasificación del algoritmo *Naive Bayes*:

$$v_{NB} = \max_{v_j \in V} P(v_j) \prod_i P(a_i | v_j)$$

en donde  $v_{NB}$  es el valor de salida del clasificador.

### **3.6 Resumen del capítulo**

En este capítulo se describieron conceptos que serán empleados en capítulos posteriores, como es el caso de la notación musical, la definición de frase y de estilo musical, y otros conceptos relacionados con la caracterización. De esta forma se procede al siguiente capítulo, en donde se trata la metodología empleada para la caracterización del estilo musical.

## Capítulo 4. Propuesta

---

El objetivo general de esta tesis es caracterizar el estilo musical de un conjunto de compositores analizando las frases que han empleado en sus composiciones, es decir, para cada compositor es necesario encontrar una serie de características propias que nos permitan distinguirlo de los demás. Esta tarea involucra varias etapas, entre ellas la creación del corpus de datos y la caracterización del mismo empleando algoritmos de reconocimiento de patrones.

El primer paso es definir los conceptos de estilo musical y de frase, de los cuales ya se proporcionó una definición en el marco teórico. Después se procede a la selección de piezas que formarán parte de nuestro conjunto de datos. Estas piezas están en el formato MusicXML, que contiene toda la información necesaria para producir partituras.

Después de esto es necesario programar la división de frases de las piezas, la extracción de rasgos de las mismas y la creación del conjunto de datos. Para esto se cuenta con la ayuda de la biblioteca Music21 de Python, ya que permite la lectura automática de archivos MusicXML y también convierte los elementos de la partitura en objetos de Python que nos permitirá manipularlos fácilmente.

Para caracterizar el corpus de patrones se diseñó un algoritmo de caracterización parecido al modelo de conjuntos representantes, este algoritmo permite la caracterización de patrones que contengan datos de cualquier tipo.

Finalmente, es necesario verificar que las propiedades encontradas por el caracterizador sean representativas de los compositores. Para este fin será necesario proponer métodos para evaluar el conocimiento adquirido.

Con la información anterior podemos ver que el proceso de este trabajo queda definido en 4 etapas. La primera de ellas consiste en procesar las partituras obtenidas para convertirlas en objetos de Python y así poder dividir las frases. La segunda etapa consiste en extraer rasgos de dichas frases para así crear los patrones que formarán nuestro conjunto de datos. Posteriormente este conjunto será caracterizado en la tercera etapa y finalmente se validará el aprendizaje adquirido en la cuarta y última etapa.

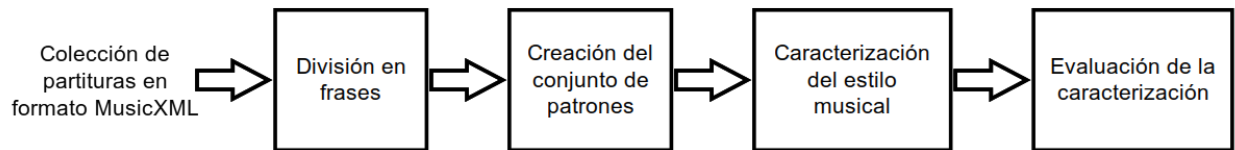


Ilustración 6: Proceso general de este trabajo

## 4.1 Definición de estilo musical

En la sección 3.3.2 se planteó la siguiente definición de estilo musical:

*“El estilo musical de un compositor está determinado por las características que este emplea frecuentemente a lo largo de su obra, mientras que los demás compositores las emplean con poca frecuencia. También está determinado por las características que el compositor omite, ya sea de forma accidental o deliberada, a pesar de que son usadas ampliamente por los demás.”*

Para propósitos de este trabajo es necesario expresar esta definición en términos matemáticos. A continuación se definirán los elementos de forma individual:

El primer concepto a tratar es el de característica o propiedad. Una propiedad puede definirse como un conjunto de rasgos que se presentan juntos. Matemáticamente puede representarse como una tupla en la que cada elemento corresponde a uno de estos rasgos. Un ejemplo de esto es el siguiente:

$$p = (\text{Do mayor}, \quad \text{ritmo de } 4/4, \quad \text{ámbito de una octava})$$

Estas propiedades pueden ser empleadas por uno o varios compositores en distinta medida. De la misma forma pueden existir propiedades que nunca sean usadas.

Para que una propiedad sea parte del estilo musical de un compositor esta debe ser usada un gran número de veces en comparación con otros compositores. Para este fin se definió el *conjunto de propiedades positivas*, representado por  $P^+$ .

$$P_K^+ = \{p_i \mid C_{iK} > \alpha \wedge \max_{C \in C_{iK}^C} (C) < \beta \}$$

En donde:

- $K_1, \dots, K_r$  : Son las distintas clases, en nuestro caso los distintos compositores a analizar.
- $P_1^+ \dots P_r^+$ : Son los conjuntos de propiedades positivas que describen a cada clase.
- $p_1 \dots p_n$ : Son las propiedades que describen a los compositores.

- $C_1, \dots, C_K$ : Son tuplas de  $r$  elementos  $(c_1, \dots, c_r)$ , cada uno de ellos es el conteo de ocurrencias de una propiedad  $p$  en la clase  $K$ . El conteo de una propiedad  $p_i$  para una clase  $K$  se representa como  $C_{iK}$ . Por otra parte, el conjunto que contiene los conteos de ocurrencias de todas las clases excluyendo a la clase  $K$  se denomina como  $C_{iK^c}$

De esta forma, matemáticamente el estilo musical del compositor  $K$  es el conjunto  $P_K^+$  que contiene las propiedades  $p_i$  que en su clase aparecen un gran número de veces (arriba de un umbral  $\alpha$ ) y en las demás clases aparecen muy pocas veces (por debajo del umbral  $\beta$ ).

Por otra parte están las propiedades que son usadas un número pequeño de veces en relación con los demás compositores, es decir, las *propiedades negativas*. Matemáticamente se define como el conjunto de propiedades  $P_K^-$  que contienen las propiedades  $p_i$  que en su clase aparecen muy pocas veces (abajo del umbral  $\beta$ ) y en las demás clases aparecen un gran número de veces (arriba del umbral  $\alpha$ ).

$$P_K^- = \{p_i \mid C_{iK} < \beta \wedge \min_{C \in C_{iK^c}} (C) > \alpha\}$$

El valor de estos umbrales,  $\alpha$  y  $\beta$ , dependerá de varios factores, entre ellos del tamaño del conjunto de datos que se esté caracterizando y del nivel de detalle que se desee en la caracterización. Los valores ideales se determinan mediante experimentos, ya que no es posible determinarlos antes de realizarlos.

## 4.2 Colección de partituras en formato MusicXML

Para realizar este trabajo se recolectaron partituras en formato MusicXML. Esto fue útil ya que permitió la edición de las mismas para corregir errores que pudieran haberse presentado. Después de descartar los archivos que no podían leerse correctamente o que presentaran información incompleta se obtuvo la siguiente colección de piezas.

Tabla 3: Lista de compositores

Compositor	Número de piezas
Johann Sebastian Bach	15
Muzio Clementi	17
Wolfgang Amadeus Mozart	56
Ludwig Van Beethoven	9
Claude Debussy	10
Scott Joplin	42
<b>Total</b>	<b>149</b>

Como puede observarse son compositores de distintos periodos. Johann Sebastian Bach es un compositor del periodo barroco. Wolfgang Amadeus Mozart y Muzio Clementi son compositores del periodo clásico, ambos compusieron sonatas para piano. Ludwig Van Beethoven fue de los primeros compositores del periodo del romanticismo aunque también compuso varias piezas del periodo clásico, mientras que Claude Debussy es considerado del periodo impresionista, aunque compuso piezas de distintos estilos. Finalmente está Scott Joplin, que puede considerarse distinto a los antes mencionados, ya que sus piezas son de carácter más popular.

### **4.3 Etapa 1: División de las piezas en frases**

Como se mencionó en el marco teórico una frase generalmente consta de 4 compases. Por este motivo se creó un programa usando la biblioteca Music21 para la división automática de las piezas en frases. Esto es posible gracias a que esta biblioteca transforma las partituras en objetos de python similares a listas, así que la división en frases consiste en tomar los elementos de la lista en grupos de 4 índices.

### **4.4 Etapa 2: Creación del corpus de patrones**

#### **4.4.1 Rasgos a extraer**

Una vez que contamos con las frases es necesario crear el conjunto de datos a caracterizar. Para esto primero es necesario definir qué rasgos representarán a las frases. Para esta elección se consideraron los siguientes aspectos:

- Se eligieron los rasgos que estuvieran presentes en todas las partituras recolectadas. Por este motivo fueron descartadas las indicaciones de dinámica, ya que algunas partituras no las incluían a pesar de que la partitura original si las contienen.
- Se eligieron rasgos que fueran escritos directamente por el compositor. Esto descartó las indicaciones que son escritas por el editor de la partitura, como es el caso de las indicaciones de pedal, las cuales sufren modificaciones con el paso del tiempo para ajustarse al sonido de los pianos de la época.
- Se eligieron rasgos de los cuales ya se contaba con la experiencia musical necesaria para poder interpretarlos y analizarlos. Se descartó la información que aunque era proporcionada por la biblioteca Music21 no se contaba con el entrenamiento necesario para darle una interpretación, como es el caso del análisis de disonancia o la relación Z.

- Finalmente, se escogieron rasgos que el oído humano puede reconocer fácilmente al escucharlos, como es el caso de la altura de las notas o el tamaño de los acordes.

Tomando en cuenta lo anterior se decidió finalmente formar los patrones del conjunto de datos con los rasgos descritos en la siguiente tabla.

Tabla 4: Rasgos extraídos de las frases

Índices	Tipo de valor	Descripción
0	Cadena	<b>Escala de la frase.</b> Se representa con una letra, mayúscula si se trata de una escala mayor y minúscula para una escala menor. Además se añade un símbolo '+' en el caso de que sea sostenido o un símbolo '-' en caso de que sea bemol.
1	Cadena	<b>Compás de la frase.</b> A pesar de que el compás de una pieza se representa como una fracción, es necesario almacenarlo como una cadena para evitar la simplificación del valor. Un compás de 2/8 no es igual a uno de 1/4.
2-13	Entero	<b>Conteo de notas.</b> Son 12 índices, cada uno registra el conteo de notas que son de ese determinado grado de la escala.
14-18	Entero	<b>Conteo de acordes con un número específico de notas.</b> Representa el conteo de cuantos acordes existen en la partitura con cierto número de notas, estos después de aplicar la operación chordify. Son cinco índices, para acordes con 1, 2, 3, 4 y 5 o más notas.
19-21	Fracción	<b>Duración de sonidos.</b> Registra el porcentaje de tiempo en el que se están reproduciendo notas en la frase. Son tres índices, uno para la mano derecha, para la mano izquierda y para ambas manos.
22-24	Fracción	<b>Duración de silencios.</b> Registra el porcentaje de tiempo en el que la frase está en silencio. Son tres índices, para la mano derecha, izquierda, y ambas.
25	Cadena	<b>Mano más sonidos.</b> Indica que mano está más tiempo ejecutando notas. Los valores pueden ser R (derecha), L (izquierda) y B (ambas).
26-32	Entero	<b>Conteo de notas en una octava.</b> Registra cuantas notas existen en una octava determinada.
33	Entero	<b>Nota más grave en la mano derecha.</b> Indica el número de tono de la nota más grave en la mano derecha.
34	Entero	<b>Nota más aguda en la mano derecha.</b> Indica el número de tono de la nota más aguda en la mano derecha.
35	Entero	<b>Nota más grave en la mano izquierda.</b> Indica el número de tono de la nota más grave en la mano izquierda.
36	Entero	<b>Nota más aguda en la mano izquierda.</b> Indica el número de tono de la nota más aguda en la mano izquierda.
37-39	Entero	<b>Ámbito.</b> Registra el ámbito de la frase. Son tres índices, uno para la mano derecha, otro para la izquierda, y otro para la frase completa.



Es necesario notar que algunos rasgos fueron agrupados con otros para disminuir la longitud del patrón. En el caso del conteo de notas por octavas se decidieron omitir el conteo de las octavas 0 y 8, ya que representaban menos del 0.5% del total de notas. De la misma forma, el conteo de los acordes con 6 o más notas se decidió sumar al conteo de acordes de 5 notas debido a que también representaban un porcentaje muy pequeño del total de acordes.

#### 4.4.2 Creación de los conjuntos de patrones

Después de haber realizado el procedimiento anterior el número de patrones con el que se contó de cada compositor es el siguiente:

Tabla 5: Número de patrones por compositor

Compositor	Número de piezas	Número de patrones
Johann Sebastian Bach	15	127
Muzio Clementi	17	281
Wolfgang Amadeus Mozart	56	1791
Ludwig Van Beethoven	9	255
Claude Debussy	10	209
Scott Joplin	42	1011
<b>Total</b>	<b>149</b>	<b>3674</b>

Estos patrones se almacenaron como archivos de texto plano, separando en carpetas distintas los archivos de cada compositor.

#### 4.4.3 Ejemplo de la creación de un patrón

A continuación se presentará un ejemplo de cómo se realiza el proceso de extracción de rasgos. En la Ilustración 7 tenemos la primera frase de la pieza “Sonatina Op. 36 No.4” del compositor Muzio Clementi. Como podemos ver, esta frase consta de 4 compases.



Ilustración 7: Frase de ejemplo

Los rasgos que se obtienen de esta frase se muestran en la siguiente tabla:

Tabla 6: Rasgos extraídos de la frase de ejemplo

No.	Valor	Descripción
0	F	Armadura. Es F mayor por tener un solo bemol.
1	3/4	Compás.
2	28	Conteo notas de 1° grado (F).
3	0	Conteo notas de 2° grado (F#).
4	2	Conteo notas de 3° grado (G).
5	1	Conteo notas de 4° grado (G#).
6	3	Conteo notas de 5° grado (A).
7	3	Conteo notas de 6° grado (A#).
8	0	Conteo notas de 7° grado (B).
9	2	Conteo notas de 8° grado (C).
10	0	Conteo notas de 9° grado (C#).
11	1	Conteo notas de 10° grado (D).
12	0	Conteo notas de 11° grado (D#).
13	2	Conteo notas de 12° grado (E).
14	14	Notas solas que no pertenecen a ningún acorde o que no se ejecutan al mismo tiempo que otra nota.
15	11	Acordes de 2 notas.
16	2	Acordes de 3 notas.
17	0	Acordes de 4 notas.
18	0	Acordes de 5 o más notas.
19	0.9167	Porcentaje de sonido en la mano derecha. Como está presente un silencio este no es 100%.
20	1.0	Porcentaje de sonido en la mano izquierda. No hay silencios, así que el porcentaje es 100%.
21	1.0	Porcentaje de sonido en ambas manos. Siempre hay algún sonido ejecutándose, así que este porcentaje es 100%.
22	0.0833	Porcentaje de silencio en la mano derecha.
23	0.0	Porcentaje de silencio en la mano izquierda.
24	0.0	Porcentaje de silencio en ambas manos.
25	L	Mano con más sonidos. En este caso la izquierda.
26	0	Notas en 1° octava.
27	12	Notas en 2° octava.
28	12	Notas en 3° octava.
29	15	Notas en 4° octava.
30	3	Notas en 5° octava.
31	0	Notas en 6° octava.
32	0	Notas en 7° octava.
33	64	Tono más grave en la mano derecha. Corresponde a E4.
34	74	Tono más agudo en la mano derecha. Corresponde a D5.
35	41	Tono más grave en la mano izquierda. Corresponde a F2.
36	53	Tono más agudo en la mano izquierda. Corresponde a F3.
37	10	Ámbito en la mano derecha. Se obtiene de restar el rasgo 33 del 34, en este caso 74-64=10.
38	12	Ámbito en la mano izquierda. Se obtiene de restar el rasgo 35 del 36, en este caso 53-41=12. En este caso es una octava completa.
39	33	Ámbito ambas manos. Se obtiene de restar el rasgo 35 del 34, en este caso 74-41=33.

## 4.5 Etapa 3: Caracterización del estilo musical

Una vez que se cuenta con el conjunto de patrones es posible llevar a cabo la caracterización del estilo musical. Como se mencionó en la sección 4.1, en este trabajo se considera que el estilo musical está definido por el conjunto de propiedades positivas  $P^+$  y el conjunto de propiedades negativas  $P^-$ . De esta forma se propuso un algoritmo de caracterización basado en dichos conceptos. Este posee características similares a los algoritmos de la familia de Conjuntos Representantes ya que al momento de caracterizar se selecciona un subconjunto de rasgos, y este puede ser de cualquier cardinalidad. Después se cuenta el número de veces que aparece cada subconjunto en cada clase. Esto determina el tipo de propiedad. A continuación se muestra el pseudocódigo y el diagrama de flujo del algoritmo.

### Pseudocódigo 2: Algoritmo de caracterización

```
Programa: Caracterizador
Entradas:
  Clases: Lista de arreglos //Cada arreglo contiene las frases de un compositor
  Máscaras: Archivo //Contiene las máscaras, que son arreglos de números
  Alfa, Beta: Numéricas //Umbrales para determinar el tipo de características
Salida: Archivo de propiedades

Inicio:
var máscara: arreglo de números
var Tabla_de_repeticiones: tabla hash //Cada llave es un subconjunto del patrón, y
                                     //el valor es un arreglo para registrar el
                                     //conteo en cada clase

var subpatrón: arreglo
Por cada máscara en Máscaras
  Por cada clase en Clases
    Por cada patrón en clase
      subpatrón = Aplicar máscara al subpatrón
      Si en la Tabla_de_repeticiones existe una entrada con el subpatrón como llave
        Entonces:
          Incrementar en 1 el conteo de ocurrencias de este patrón en la clase actual
        Si no:
          Crear una entrada en la Tabla_de_repeticiones con el subpatrón como llave y un
          arreglo representando los conteos en cada clase, con 1 en la clase actual y
          cero en los demás elementos.
      FinSi
    Siguiente
  Siguiente
  Por cada llave en la Tabla_de_repeticiones:
    Normalizar el conteo
    Determinar el tipo de característica de acuerdo al conteo
    Si la propiedad no es de ningún tipo
      Entonces:
        Eliminar la propiedad de la tabla
    FinSi
  Siguiente
  Escribir las propiedades de la tabla al Archivo de propiedades
Siguiente
Regresar Archivo de propiedades
Fin del programa
```

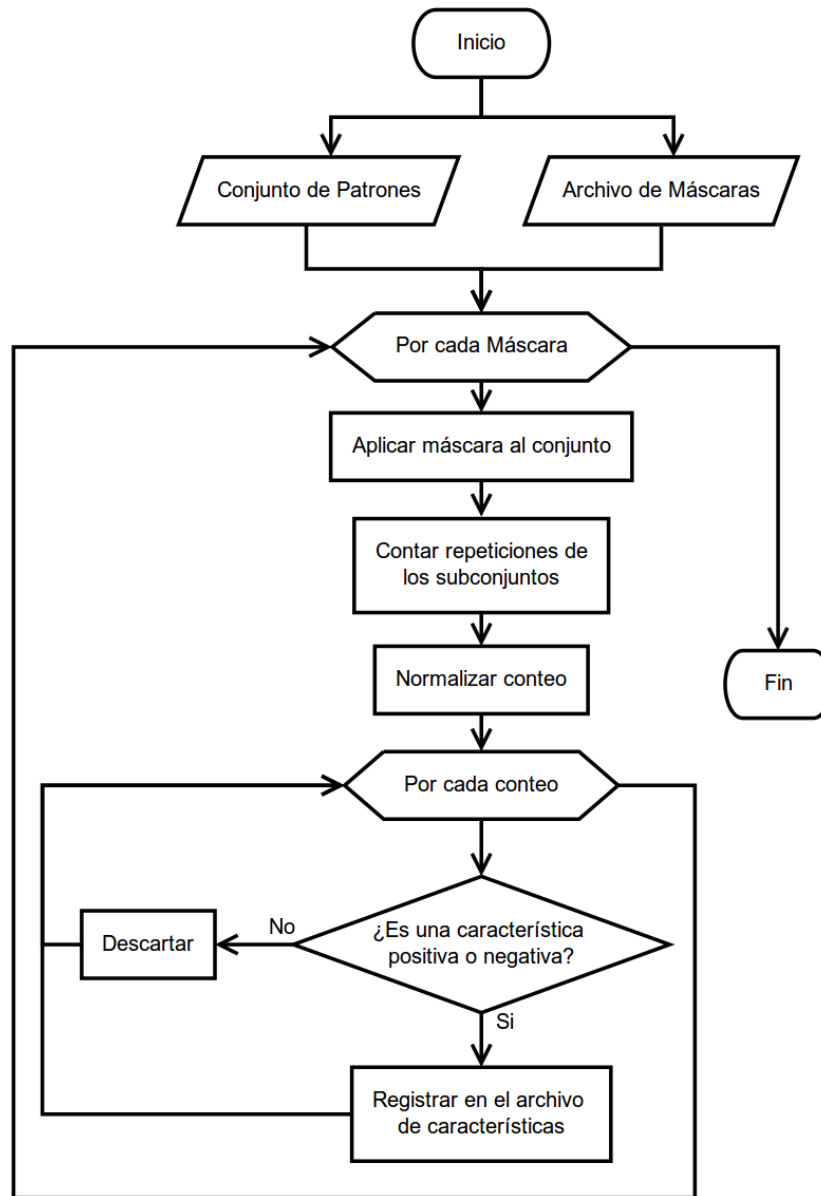


Ilustración 8: Diagrama de flujo del proceso de caracterización

En las siguientes secciones se describe a más detalle algunos aspectos de este algoritmo.

#### 4.5.1 Creación del archivo de máscaras

El algoritmo de caracterización empleado busca características de la siguiente forma: se lleva un conteo de cuantos patrones comparten los mismos valores para un subconjunto de características. Pero antes de esto es necesario determinarlo. Para esto se crea un archivo de máscaras. Cada máscara es una lista que contiene los índices de los rasgos que se compararán en cada pasada del algoritmo. Estas pueden variar en el número de elementos,

aunque en este caso se optó por usar máscaras que tuvieran un mínimo de tres elementos. Idealmente la lista de máscaras sería el conjunto potencia de la lista de todos los índices, sin embargo, si se está tratando con un conjunto de patrones que tenga un gran número de rasgos el número total de máscaras será demasiado grande. En nuestro caso, como los patrones tienen 40 rasgos, en total serían  $2^{40}$  máscaras. Es por este motivo que para reducir el número total de máscaras se limitará la cardinalidad de estas.

Un ejemplo ilustrativo de cómo es la aplicación de una máscara se muestra en la Ilustración 9:



Ilustración 9: Ejemplo de aplicación de una máscara a un conjunto de patrones

Pseudocódigo 3: Aplicación de la máscara

```

Programa: Aplicar máscara
Entradas:
  Patrón: arreglo
  máscara: arreglo
Salida:
  Subpatrón: arreglo
Inicio:
  Por índice = 0 hasta número de elementos en máscara:
    subpatrón[índice] = patrón[máscara[índice]]
  Siguiendo
regresar subpatrón
Fin del programa

```

## 4.5.2 Conteo de ocurrencias

Después de haber aplicado la máscara se procede a contar cuántos patrones en cada clase poseen los mismos valores para dichos rasgos. Este conteo se almacena en una lista, en la que cada índice registra cuántas veces han aparecido en determinado grupo.

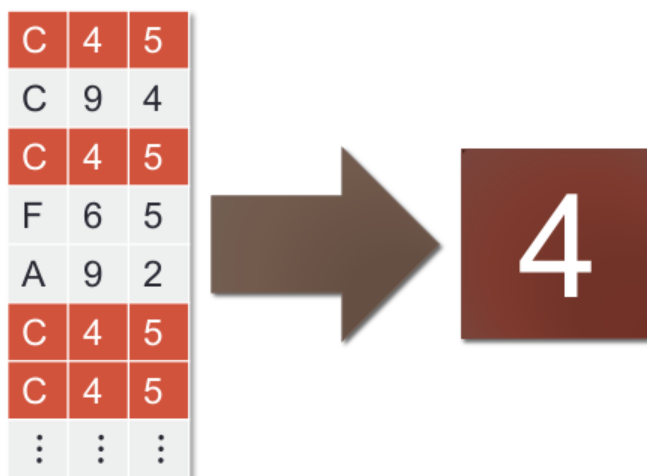


Ilustración 10: Conteo de repeticiones

Para agilizar este conteo se utiliza una tabla hash para llevar a cabo el registro. Cada una de sus llaves corresponde a un subconjunto de rasgos, mientras que el valor asociado es el de la lista de conteos antes mencionada. En caso que un determinado subconjunto ya esté en la tabla entonces se incrementa en 1 el conteo del grupo en donde se encontró. En caso contrario se crea una llave nueva para dicho subconjunto de valores.

### 4.5.3 Normalización del conteo

Debido a que cada grupo contiene un número diferente de patrones es necesario normalizar el conteo. Para este fin se decidió trabajar con porcentajes en lugar de número de repeticiones. Como en la mayoría de los casos el conteo de los patrones que contienen una característica representa un porcentaje muy pequeño del total se decidió multiplicar este valor por 10 para visualizar más fácilmente esta información. De esta forma la fórmula que se emplea para la normalización del conteo de una clase es:

$$C_{k\text{nuevo}} = \frac{C_k}{C_{kT}} \cdot 10$$

En donde  $C_k$  es el conteo de repeticiones en la clase  $k$  y  $C_{kT}$  es el total de patrones en dicha clase.

### 4.5.4 Umbral de propiedades

Una vez que se cuenta con el conteo de las repeticiones se debe determinar si estos representan una propiedad positiva o negativa con base en los valores proporcionados para  $\alpha$  y  $\beta$ . En el siguiente pseudocódigo de muestra el algoritmo empleado para este proceso.

#### Pseudocódigo 4: Tipo de propiedad

```

Programa: Determinar el tipo de propiedad
Entrada:
    conteo_de_ocurrencias: arreglo numérico
    alfa: numérico
    beta: numérico
Salida:
    Tipo_de_propiedad: caracter

Inicio:
var conteo_ordenado = Arreglo de conteo_de_ocurrencias ordenado de mayor a menor
    Si el primer elemento de conteo_ordenado es mayor a alfa y el segundo elemento es
    menor a beta
    Entonces:
        Tipo_de_propiedad = '+'
    Si no:
        Si el último elemento de conteo_ordenado es menor a beta y el penúltimo es
        mayor a alfa
        Entonces:
            Tipo_de_propiedad = '-'
        Si no:
            Tipo_de_propiedad = 'nulo'
        FinSi
    FinSi
Regresar Tipo_de_propiedad
Fin del programa

```

Ambos tipos de características se almacenan en un archivo de texto plano. Cada renglón corresponde a una característica usando el siguiente formato:

Tabla 7: Formato del archivo de características

Máscara empleada.	Valores del subconjunto.	Conteo de repeticiones por clases.	Clase y tipo de característica
(0 1 2)	(D "3/8" 2)	(110 0 0 0 0 0)	(0 +)

De esta forma toda la información encontrada acerca del estilo musical de los compositores se encontrará contenida en este archivo. Esta información puede ser empleada por otros algoritmos como aprendizaje, ya sea para reconocer el estilo, estudiar las diferencias entre compositores o componer nuevas piezas imitando el estilo de uno o más compositores.

## **4.6 Resumen del capítulo**

En este capítulo se presentó el método propuesto para caracterizar el estilo musical de los compositores. Primero se definió el estilo musical en términos matemáticos, después se describió el proceso para crear nuestro conjunto de datos y finalmente se planteó un algoritmo de caracterización basado en la definición propuesta anteriormente. Con esto se obtiene un archivo conteniendo información del estilo de los compositores. Sin embargo, es necesario verificar que la información obtenida describa correctamente el estilo musical. En el siguiente capítulo se describen los métodos propuestos para este fin, además de mostrar los experimentos realizados en este trabajo.



## Capítulo 5. Evaluación y resultados

---

Una vez que se han caracterizado las piezas es necesario corroborar que las propiedades encontradas describan correctamente el estilo musical. Para esto se proponen tres métodos:

- Determinar la cobertura de las propiedades encontradas.
- Calcular el “Índice de caracterización”, una unidad de medida propuesta en este trabajo para comparar la caracterización entre clases.
- Diseñar un algoritmo que emplee la información obtenida como aprendizaje para distinguir a un compositor entre los demás.

A continuación se explicará con mayor detalle cada una de estas pruebas.

### 5.1 Cobertura de las propiedades

Esta prueba consiste en determinar en qué porcentaje de los patrones están presentes las propiedades. Esto nos permitirá determinar el porcentaje de frases a las que las propiedades hacen referencia.

Para el cálculo de la cobertura se empleó el siguiente procedimiento:

1. Se crean listas vacías, una por cada clase, para ir registrando los índices de los patrones.
2. Se toma una de las propiedades encontradas.
3. Se determina que patrones poseen dicha propiedad, si es así sus índices se registran en la lista de la clase que les corresponda.
4. Este procedimiento se repite para cada propiedad desde el paso 2. Si está presente para un patrón que ya ha sido añadido a la lista se ignora. En caso contrario este nuevo índice es añadido a su lista correspondiente.
5. Finalmente se divide el número de patrones enlistados entre el número de patrones que hay en total para dicha clase. Este cociente es el porcentaje de cobertura.

### Pseudocódigo 5: Cálculo de cobertura

```
Programa: Cálculo de cobertura

Entradas:
  Clase: arreglo // Contiene los patrones de un compositor
  Archivo_de_propiedades: archivo //Contiene las propiedades encontradas por el
  //caracterizador

Salida:
  Cobertura en cada clase

Inicio:
var Indices_patrones: Lista //Contiene los índices de los patrones que contienen una propiedad
var Cobertura: Numérico //Para almacenar el cálculo de cobertura
Por cada propiedad en Archivo_de_propiedades:
  Por cada patron en Clase:
    Si patron contiene propiedad
    Entonces:
      Agregar su índice a Indices_patrones
    FinSi
  Siguiente
Siguiente
Cobertura = Número de patrones con propiedades / Número total de patrones
Regresar Cobertura

Fin del programa
```

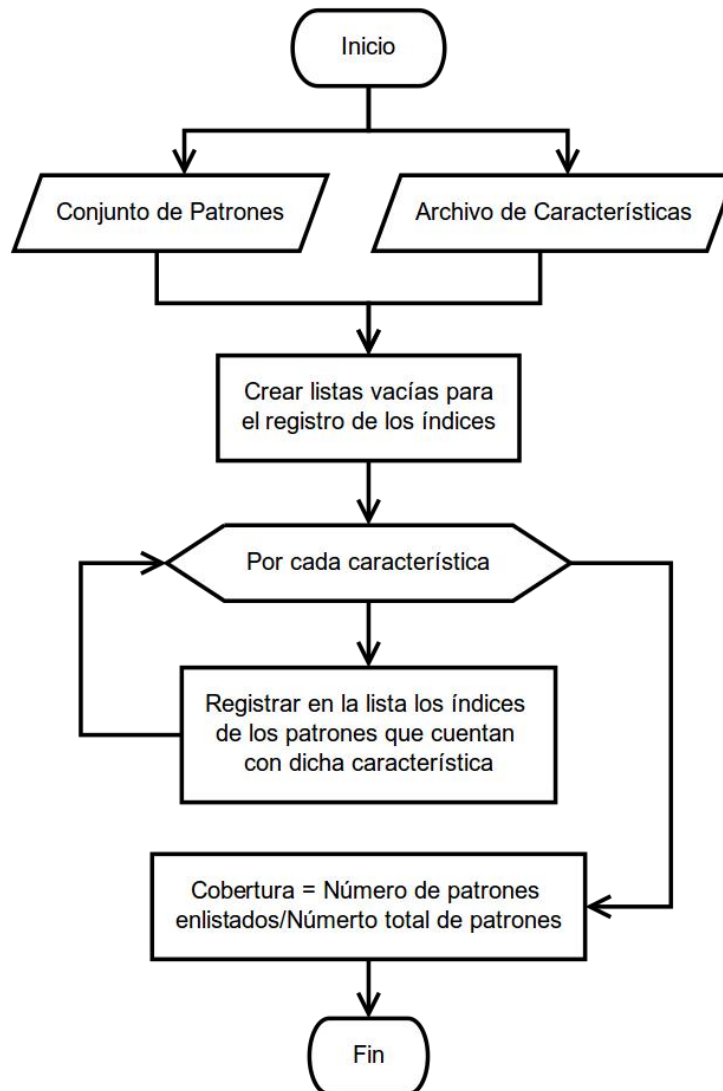


Ilustración 11: Diagrama de flujo del cálculo de cobertura.

### 5.1.1 Índice de Caracterización

El índice de caracterización es una unidad de medida propuesta en este trabajo para comparar el nivel de caracterización de una clase con respecto a las demás. Este índice se define de la siguiente forma:

$$IC_K = \frac{\sum c_K}{|K|}$$

Es decir, el Índice de Caracterización de la clase  $K$  es igual a la sumatoria de los conteos de ocurrencias de sus propiedades entre el número de patrones de la clase  $K$ . El valor de este índice crecerá si para una clase en particular el número de propiedades y sus conteos de

ocurrencias son grandes en comparación con el número de patrones de la clase. Este índice nos ayudará a determinar para una caracterización en particular cuales clases no han sido caracterizadas tan exhaustivamente.

### 5.1.2 Empleo de la información adquirida como aprendizaje

Como se mencionó en la Introducción, la información obtenida por el caracterizador puede ser usada para fines muy diversos, como puede ser la composición de piezas musicales al estilo de un compositor. Para este trabajo se decidió diseñar un algoritmo que emplea las propiedades encontradas como aprendizaje para identificar el estilo de un fragmento musical, más específicamente una frase o una pieza. El funcionamiento de este algoritmo es muy básico, ya que se limita a comparar el conocimiento adquirido con las frases que se le presenten de la siguiente manera:

1. Se compara el patrón con todas las propiedades encontradas.
2. Se registran las propiedades que tiene el patrón.
3. Se calcula la pertenencia positiva y negativa del patrón a cada clase
  - a. La pertenencia positiva se determina como el porcentaje de propiedades positivas de una clase que tiene el patrón.
  - b. De la misma forma, la pertenencia negativa es el porcentaje de propiedades negativas de una clase que tiene el patrón.
4. Se calcula la pertenencia final del patrón a cada clase. Esta se define como la pertenencia positiva menos la pertenencia negativa.
5. Finalmente se decide que el estilo de la frase presentada es del compositor con el que la pertenencia fue mayor. En caso de empate se toma únicamente en cuenta la pertenencia positiva.

Pseudocódigo 6: Algoritmo de empleo de la información adquirida

```
Programa: Identificador de estilo musical

Entradas:
    patrón: arreglo //Contiene los rasgos que describen a una frase
    archivo_de_propiedades: archivo //Contiene las propiedades encontradas por el
                                   //caracterizador

Salida:
    compositor: numérico //Indica a que compositor pertenece el patrón

Inicio:
var conteo_propiedades_positivas: arreglo //Arreglo numérico para registrar cuantas
                                           //propiedades positivas se tiene de cada clase.
var conteo_propiedades_negativas: arreglo //Arreglo numérico para registrar cuantas
                                           //propiedades negativas se tiene de cada clase.
```

```

var número_de_clase: numérico //Es el índice de la clase a la que pertenece la propiedad
var pertenencias: arreglo numérico // Registra las pertenencias a cada clase
var número_total_de_clases = 6 //Son 6 compositores
var pertenencia_positiva: numérico //Perteneencia del patrón a una clase según sus propiedades
//positivas
var pertenencia_negativa: numérico //Perteneencia del patrón a una clase según sus propiedades
//negativas
Por cada propiedad en archivo_de_propiedades:
  Si patrón contiene propiedad
    Entonces:
      número_de_clase = Número de clase de la propiedad
      Si propiedad es propiedad positiva
        Entonces:
          incrementar conteo_propiedades_positivas[número_de_clase]
      Si no:
        incrementar conteo_propiedades_negativas[número_de_clase]
      FinSi
    FinSi
  Siguiete

Por índice = 0 hasta número_total_de_clases:
  pertenencia_positiva = conteo_propiedades_positivas[índice] / total de propiedades
    positivas de dicha clase
  pertenencia_negativa = conteo_propiedades_negativas[índice] / total de propiedades
    negativas de dicha clase
  pertenencias[índice] = pertenencia_positiva - pertenencia_negativa
  Siguiete
compositor = índice del elemento con el valor máximo en pertenencias
regresar compositor
Fin del programa

```

### 5.1.3 Evaluación de propiedades

Junto con lo anterior, también se puede determinar si una propiedad en particular es más representativa para una clase. Para este fin es necesario analizar el arreglo donde están almacenados los conteos de ocurrencias en cada clase. Una propiedad positiva describirá mejor a la clase que pertenece si el conteo de ocurrencias en esa clase es muy superior al valor de  $\alpha$  y los conteos en las demás clases son muy inferiores a  $\beta$ . De la misma manera, una propiedad negativa será más descriptiva si el conteo de ocurrencias en esa clase es muy inferior a  $\beta$  y los conteos en las demás clases son muy superiores a  $\alpha$ . Dando un ejemplo específico, si se realiza una caracterización con los valores de  $\alpha = 100$  y  $\beta = 50$ , es más representativa una propiedad cuyo conteo de ocurrencias en una clase sea 200 y el máximo en las demás clases sea 4, que otra propiedad cuyo conteo en una clase sea 101 y el máximo en las demás sea 49. De esta forma se eligieron las propiedades de la sección 5.5.1, en donde se dan algunos ejemplos de las propiedades encontradas por el caracterizador.

## 5.2 Experimentos iniciales

### 5.2.1 Resultados iniciales

Para los primeros experimentos se caracterizó el corpus de datos usando máscaras con cardinalidad de 3 a 6 elementos, es decir, se emplearon 4597658 máscaras.

$$\sum_{k=3}^6 \binom{40}{k} = 4597658$$

Además, se decidió emplear valores de  $\alpha=100$  y  $\beta=15$ . Estos experimentos iniciales nos proporcionaron 147024 propiedades. La cobertura de estas se puede apreciar en la Tabla 8:

Tabla 8: Cobertura de las propiedades encontradas en los experimentos iniciales

Compositor	Porcentaje de cobertura
J. S. Bach	100
W. A. Mozart	0
M. Clementi	86.83
L. V. Beethoven	68.80
C. Debussy	77.03
S. Joplin	97.32

Las propiedades encontradas se le proporcionaron al identificador de estilo para determinar el compositor de las frases contenidas en el conjunto de entrenamiento. Con los resultados obtenidos se creó la matriz de confusión mostrada en la Tabla 9.

Tabla 9: Matriz de confusión para los experimentos iniciales

		Predicción						S/C
		Bach	Mozart	Muzio	Beethoven	Debussy	Joplin	
Clase verdadera	Bach	120	0	5	0	1	0	1
	Mozart	183	0	891	139	172	65	341
	Muzio	3	0	117	1	2	1	1
	Beethoven	7	0	52	168	15	5	8
	Debussy	9	0	13	13	156	8	10
	Joplin	16	0	63	22	45	858	7

Por otra parte la precisión y la exhaustividad de la matriz anterior se muestran a continuación:

Tabla 10: Métricas del rendimiento de los experimentos iniciales

<b>Compositor</b>	<b><i>Precision</i></b>	<b><i>Recall</i></b>
<b>Bach</b>	0.355	0.945
<b>Mozart</b>	NaN (0/0)	0.000
<b>Clementi</b>	0.103	0.936
<b>Beethoven</b>	0.490	0.659
<b>Debussy</b>	0.399	0.746
<b>Joplin</b>	0.916	0.849

Como se puede observar las propiedades encontradas no fueron lo suficientemente representativas de las clases. No se encontró ninguna propiedad para Mozart. Además, la cobertura en las clases de Beethoven y Debussy es muy baja, lo que indica que las propiedades no describen a un porcentaje importante de sus frases. En la matriz de confusión se observa que muchas frases fueron identificadas erróneamente, indicándonos que hay cierta confusión en el estilo de algunos compositores. A pesar de esto, es interesante observar que la mayoría de las frases de Mozart fueron identificadas con el estilo de Muzio Clementi. Ambos son contemporáneos y se desarrollaron en el mismo medio, de tal forma que su estilo es muy similar. Esto salió a relucir en este experimento, ya que las frases de Mozart tuvieron varias propiedades de las frases de Muzio Clementi.

Para realizar una mejor caracterización se optó por buscar valores de  $\alpha$  y  $\beta$  que permitieran encontrar propiedades para todos los compositores.

### 5.2.2 Búsqueda de nuevos valores para $\alpha$ y $\beta$

Para encontrar valores útiles de  $\alpha$  y  $\beta$  se ejecutaron varias caracterizaciones pequeñas usando únicamente máscaras de 3 elementos. Esto se realizó con el siguiente procedimiento:

Se realizaron caracterizaciones con todos los pares válidos de  $\alpha$  y  $\beta$ , variando  $\alpha$  en incrementos de 1 con un valor inicial de 10 y un valor final de 110. Para cada valor de  $\alpha$ ,  $\beta$  variaba también en incrementos de 1 pero con un valor inicial de 0 y un valor final de  $\alpha-1$ . Esto nos generó un total de 227755 caracterizaciones. De estas se eliminaron las que no incluyeran propiedades para todos los compositores, y después las que hubieran encontrado exactamente las mismas propiedades que otros pares de valores. Finalmente se escogieron los pares en los que la diferencia entre  $\alpha$  y  $\beta$  era mayor.

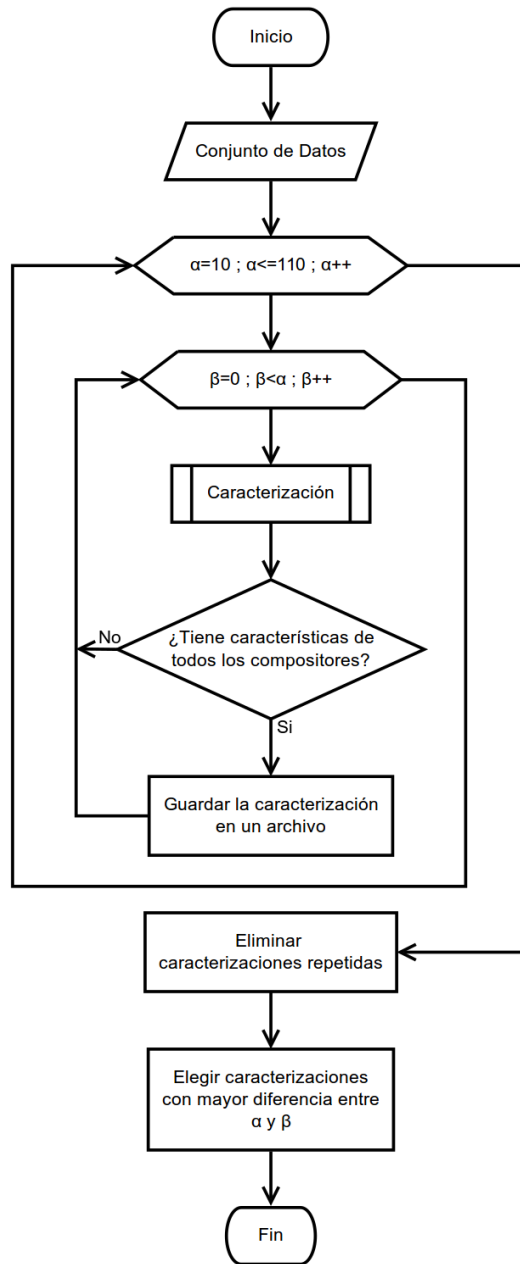


Ilustración 12: Diagrama de flujo para la elección de nuevos valores de  $\alpha$  y  $\beta$

Con los resultados obtenidos se decidió continuar con los experimentos usando los siguientes valores:

Tabla 11: Pares elegidos para los siguientes experimentos

$\alpha$	$\beta$
70	24
80	24
90	36
100	36
110	39



### 5.2.3 Determinación de los mejores valores para $\alpha$ y $\beta$

Con los valores antes obtenidos se realizaron caracterizaciones con máscaras de 3 a 6 elementos. Después se usó el algoritmo identificador para determinar el estilo del conjunto de datos empleando cada caracterización por separado, y los resultados se registraron para analizar de qué forma se afectaba la caracterización al cambiar los valores de  $\alpha$  y  $\beta$ .

Tabla 12: Precisión para cada par  $\alpha$ - $\beta$

	70-24	80-24	90-36	100-36	110-39
<b>Bach</b>	0.606	0.561	0.536	0.481	0.375
<b>Mozart</b>	0.819	0.834	0.828	0.838	0.791
<b>Clementi</b>	0.332	0.288	0.300	0.264	0.276
<b>Beethoven</b>	0.574	0.520	0.574	0.479	0.509
<b>Debussy</b>	0.484	0.406	0.386	0.369	0.374
<b>Joplin</b>	0.965	0.966	0.960	0.959	0.799
<b>Promedio</b>	<b>0.630</b>	<b>0.596</b>	<b>0.597</b>	<b>0.565</b>	<b>0.521</b>

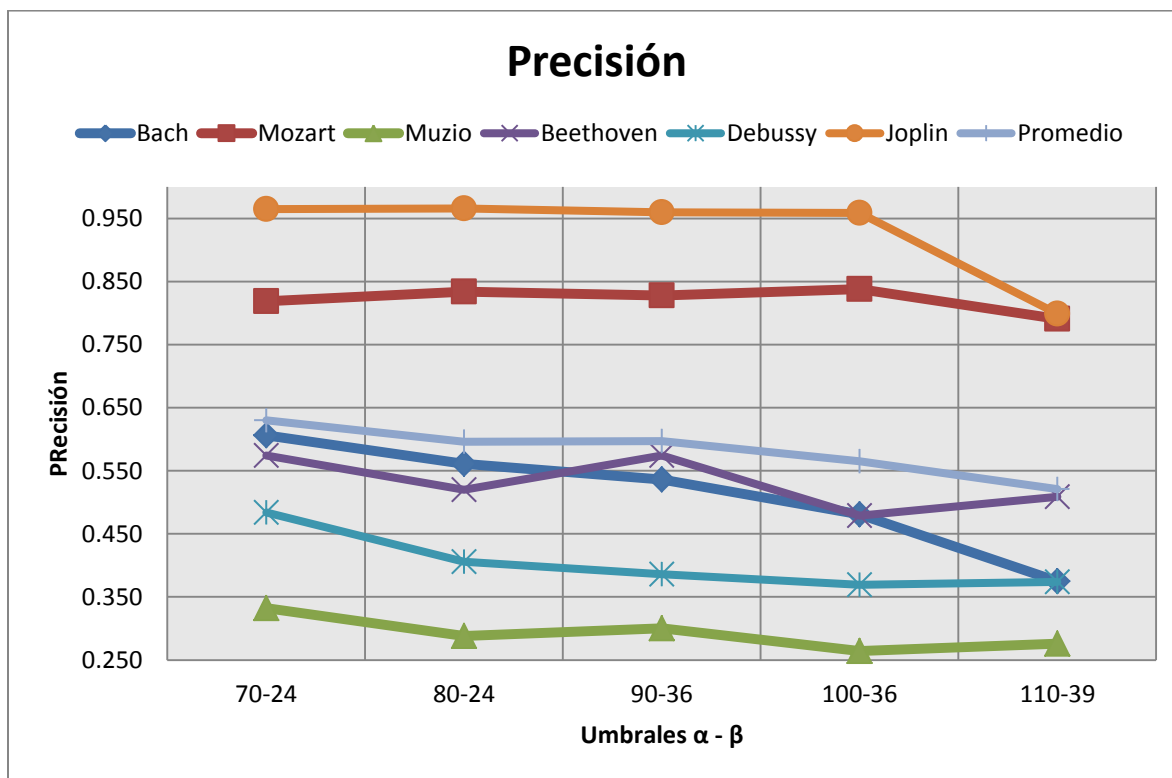


Ilustración 13: Gráfica de la variación de la precisión para cada par  $\alpha$ - $\beta$

Tabla 13: Exhaustividad (*Recall*) para cada par  $\alpha$ - $\beta$

	70-24	80-24	90-36	100-36	110-39
<b>Bach</b>	0.835	0.835	0.772	0.787	0.787
<b>Mozart</b>	0.646	0.533	0.591	0.477	0.379
<b>Muzio</b>	0.769	0.797	0.726	0.740	0.708
<b>Beethoven</b>	0.608	0.620	0.612	0.663	0.651
<b>Debussy</b>	0.713	0.751	0.751	0.732	0.746
<b>Joplin</b>	0.786	0.779	0.769	0.780	0.793
<b>Promedio</b>	<b>0.726</b>	<b>0.719</b>	<b>0.703</b>	<b>0.697</b>	<b>0.678</b>

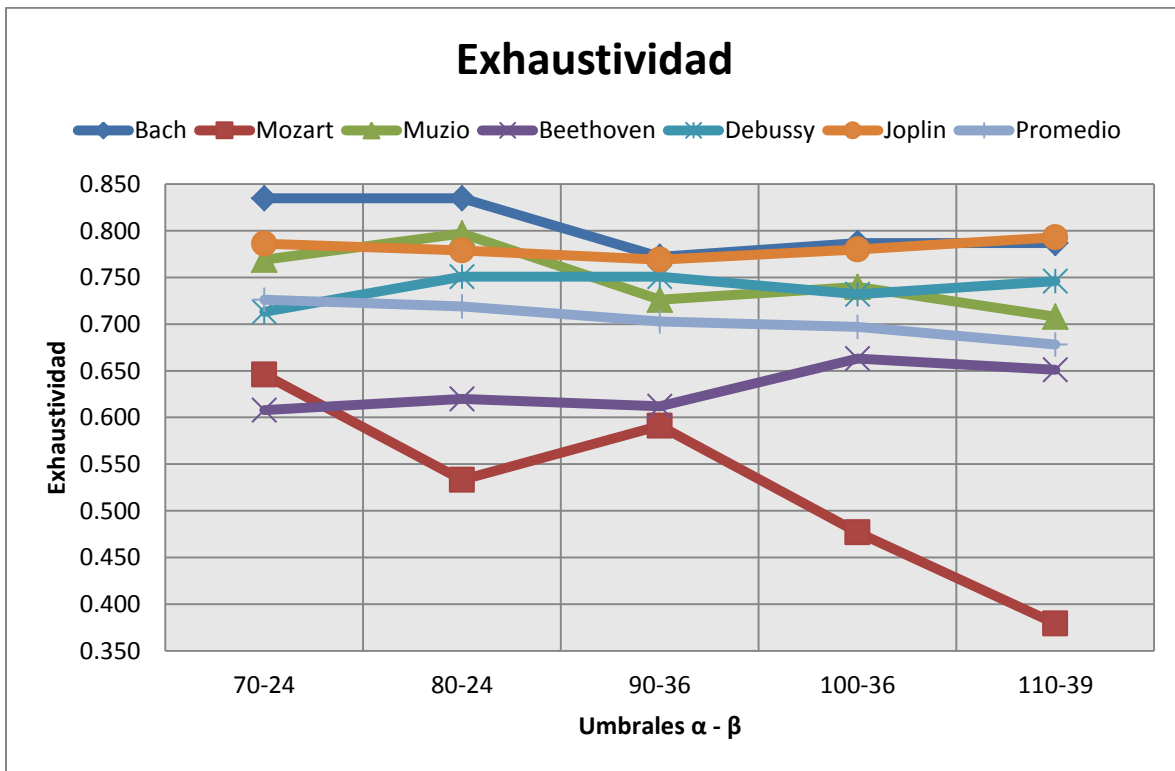


Ilustración 14: Gráfica de la variación de la exhaustividad para cada par  $\alpha$ - $\beta$

Tanto la Tabla 12 como la Tabla 13 nos indican que los valores de la precisión y de la exhaustividad alcanzan un valor máximo para los valores de  $\alpha=70$  y  $\beta=24$ . A pesar de esto podemos observar que los resultados son muy pobres. La clase de Muzio Clementi no fue correctamente caracterizada ya que muchas frases de otras personas fueron atribuidas a él erróneamente, obteniendo únicamente una precisión de 0.332 en su punto más alto. Además, la interpretación de los resultados se dificulta debido a que estos son un tanto inconsistentes. Aunque el promedio de la exhaustividad aumenta conforme disminuyen los valores de  $\alpha$  y  $\beta$  la exhaustividad por clase varía demasiado, en determinados momentos sacrificando la calidad de

la caracterización de un compositor para mejorar la de otro. Debido a esto es necesario realizar más experimentos con nuevos valores.

### 5.3 Experimentos con piezas musicales.

En este trabajo también se propuso analizar la diferencia que existe entre emplear frases musicales o piezas completas al momento de caracterizar el estilo musical de un compositor. Debido esto, a la par que se realizaron los experimentos anteriores se creó un nuevo conjunto de datos en donde cada patrón contuviera la información de toda una pieza. Este posee las siguientes características:

- Las clases en las que está dividido son las mismas que en los experimentos anteriores: Bach, Mozart, Clementi, Beethoven, Debussy y Joplin.
- Como cada patrón es una pieza el número total de patrones es considerablemente menor en este caso. Este número puede verse en la Tabla 5: Número de patrones por compositor en la página 30.
- Los rasgos de cada patrón son exactamente los mismos que los del conjunto de datos empleado en los experimentos anteriores. La descripción de cada rasgo puede observarse en la Tabla 4: Rasgos extraídos de las frases, en la página 29.

Este nuevo conjunto de datos se elaboró tomando los patrones de las frases que pertenecen a la misma pieza y combinando los rasgos del mismo tipo en un solo patrón. Para esto fue necesario aplicar las siguientes operaciones a cada rasgo:

Tabla 14: Operaciones necesarias para convertir el corpus de datos por frases a por piezas

Rasgo	Nombre	Operación
0	Escala	Ninguna. Como la escala y el compás no cambian a lo largo de la pieza sólo es necesario copiar estos valores de cualquier frase de la pieza.
1	Compás de la frase	
2 - 13	Conteo de notas	Suma. Como estos rasgos representan conteos dentro de la frase, para obtener el conteo total de la pieza sólo es necesario sumar los conteos de cada frase.
14 - 18	Conteo de acordes	
26 - 32	Conteo de notas en una octava.	

Rasgo	Nombre	Operación
19 - 21	Duración de sonidos	Promedio. Como estos rasgos representan porcentajes dentro de la frase para obtener el porcentaje total de la pieza es necesario calcular el promedio de los porcentajes de las frases.
22 - 24	Duración de silencios	
25	Mano con más sonidos	Una vez calculados los valores por pieza de los rasgos 19 y 20 (Duración de los sonidos en la mano derecha e izquierda, respectivamente), es necesario comparar cuál de estos es mayor. Si el valor mayor es el de la mano derecha, entonces el valor de este rasgo es 'R'; si el valor de la mano izquierda es el mayor entonces el valor de este rasgo es 'L', y si ambos son iguales entonces el valor es 'B'.
33	Nota más grave en la mano derecha	Como se trata de la nota más grave en la mano derecha en toda la pieza es necesario tomar el valor del patrón que tenga el menor valor en este rasgo.
34	Nota más aguda en la mano derecha	Como se trata de la nota más aguda en la mano derecha en toda la pieza es necesario tomar el valor del patrón que tenga el mayor valor en este rasgo.
35	Nota más grave en la mano izquierda	Como se trata de la nota más grave en la mano izquierda en toda la pieza es necesario tomar el valor del patrón que tenga el menor valor en este rasgo.
36	Nota más aguda en la mano izquierda	Como se trata de la nota más aguda en la mano izquierda en toda la pieza es necesario tomar el valor del patrón que tenga el mayor valor en este rasgo.
37	Ámbito en la mano derecha	Para calcular el ámbito es necesario restar la nota más grave de la nota más aguda. En este caso corresponde a restar el valor del rasgo 33 del valor del valor del rasgo 34.
38	Ámbito en la mano izquierda	En este caso se obtiene restando el valor del rasgo 35 del valor del rasgo 36.
39	Ámbito de toda la pieza	Se obtiene restando el valor del rasgo 36 del valor del rasgo 35.

Este nuevo conjunto de datos fue caracterizado empleando únicamente máscaras de 3 elementos para poder comparar los resultados rápidamente. El proceso para caracterizar con varios pares de valores para  $\alpha$  y  $\beta$  es muy similar al empleado en el diagrama de flujo de la Ilustración 12 de la sección 5.2.2. Sin embargo, ahora sólo se caracterizó variando  $\alpha$  en incrementos de 10, empezando con  $\alpha = 10$  y terminando con  $\alpha = 130$ . Los valores de  $\beta$  fueron variando desde 0 hasta  $\alpha/2$ .

Una vez que se realizaron todas las caracterizaciones se eliminaron los archivos que no contuvieran propiedades de todos los compositores y los archivos repetidos, es decir, los que contuvieran exactamente las mismas propiedades.

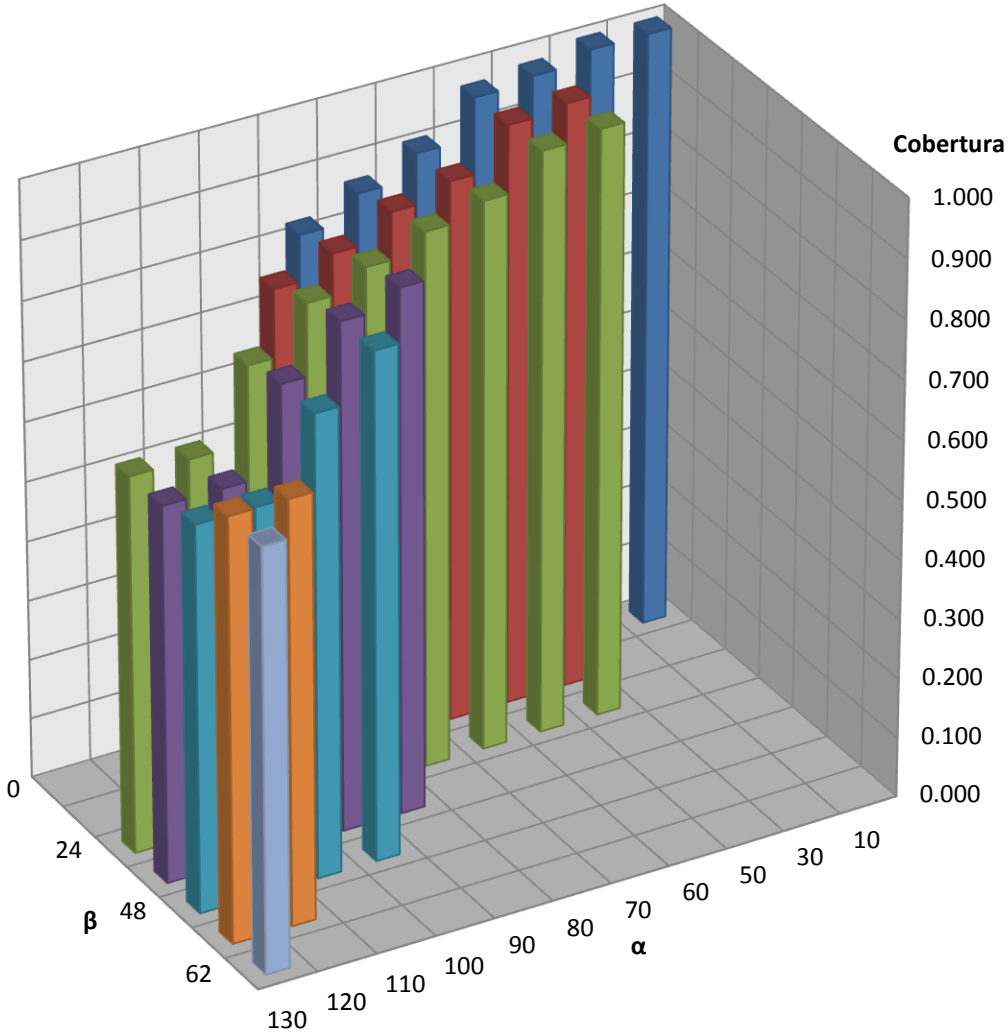
Con los archivos de propiedades obtenidos se realizaron los cálculos de cobertura y nuevamente se usó esta información en nuestro algoritmo identificador para determinar el estilo del conjunto de piezas. Con estos resultados se elaboraron las gráficas de las páginas 51, 52 y 53 que muestran la cobertura, la precisión y la exhaustividad, respetivamente. También se calculó el índice de caracterización de cada clase y se elaboró la Tabla 15 de la página 54.

La gráfica de la Ilustración 15 representa como resulta afectada la cobertura conforme cambian los valores de los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$ . En ella podemos observar que la cobertura aumenta conforme disminuyen los valores de  $\alpha$ , alcanzando un valor máximo de 1.0 para  $\alpha=30$  y  $\beta=0$  y para  $\alpha=10$  y  $\beta=0$ , en ambos casos siendo caracterizaciones estrictas. Esto se debe a que un valor bajo para  $\alpha$  implica que una propiedad debe aparecer pocas veces para ser considerada como parte del estilo musical de un compositor.

La gráfica de la Ilustración 16 muestra la precisión para cada valor de  $\alpha$  y  $\beta$ . En este caso los valores máximos se alcanzan para todas las caracterizaciones estrictas ( $\beta=0$ ). Esto se debe a que las propiedades encontradas usando estos valores únicamente describen a una sola clase ya que nunca son empleadas por otros compositores. De esta forma, cuando se identifica el estilo de una pieza las propiedades que esta posea solamente incrementarán su pertenencia a una sola clase evitando confusiones.

La gráfica de la Ilustración 17 muestra la exhaustividad para cada valor de  $\alpha$  y  $\beta$ . De forma similar a la Ilustración 15 se alcanza el valor máximo de 1.0 para  $\alpha=30$  y  $\beta=0$  y para  $\alpha=10$  y  $\beta=0$ . Los valores de las tablas de datos de estas dos gráficas son muy similares, obteniendo un coeficiente de correlación de 0.9945. De esto se concluye que conforme las propiedades describen a un mayor número de piezas, a estas mismas piezas les será identificado correctamente el estilo.

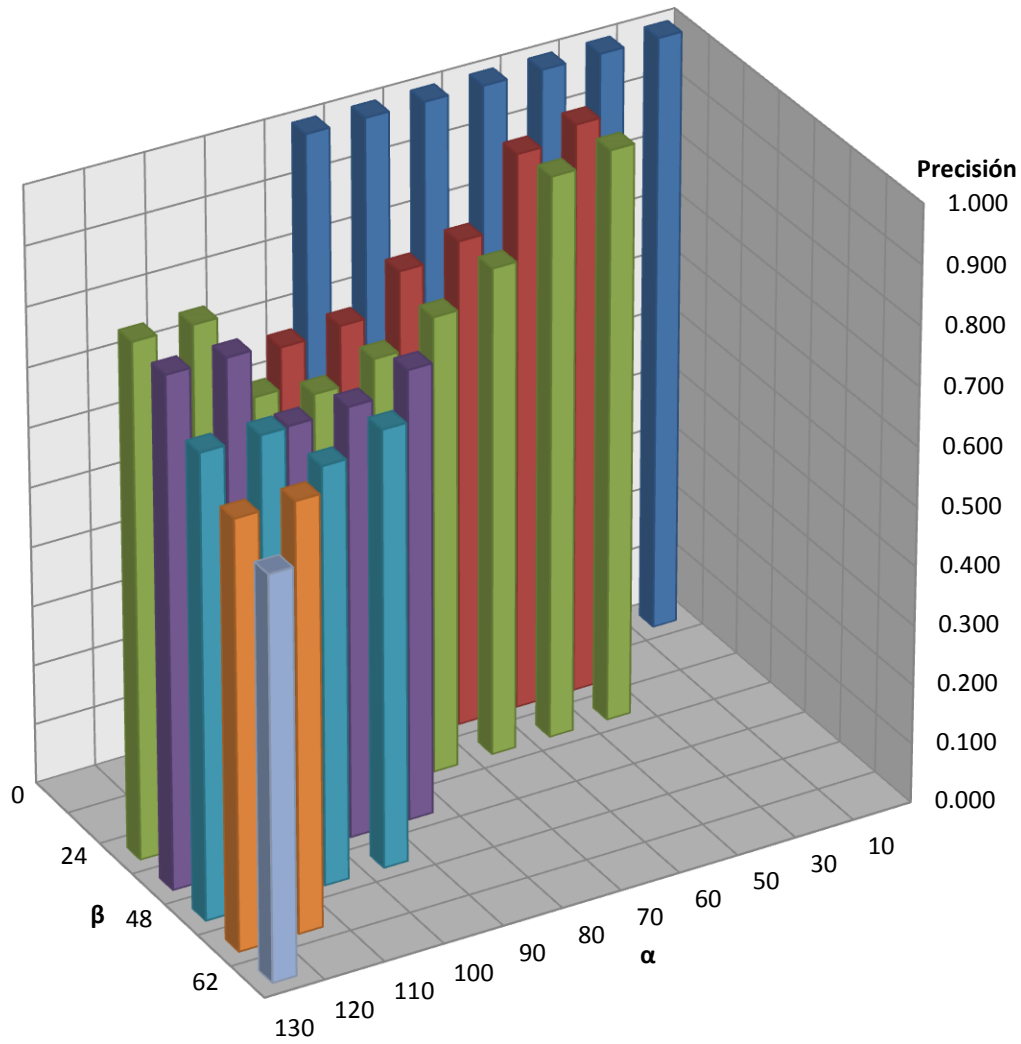
# Cobertura



	10	30	50	60	70	80	90	100	110	120	130
0	1.000	1.000	0.983	0.973	0.907	0.868	0.826				
21			0.983	0.973	0.907	0.884	0.842	0.810			
24			0.986	0.977	0.921	0.897	0.866	0.834	0.759	0.633	0.633
42							0.879	0.852	0.777	0.633	0.633
48								0.852	0.777	0.651	0.651
56										0.714	0.714
62											0.714

Ilustración 15: Cobertura con respecto a los umbrales

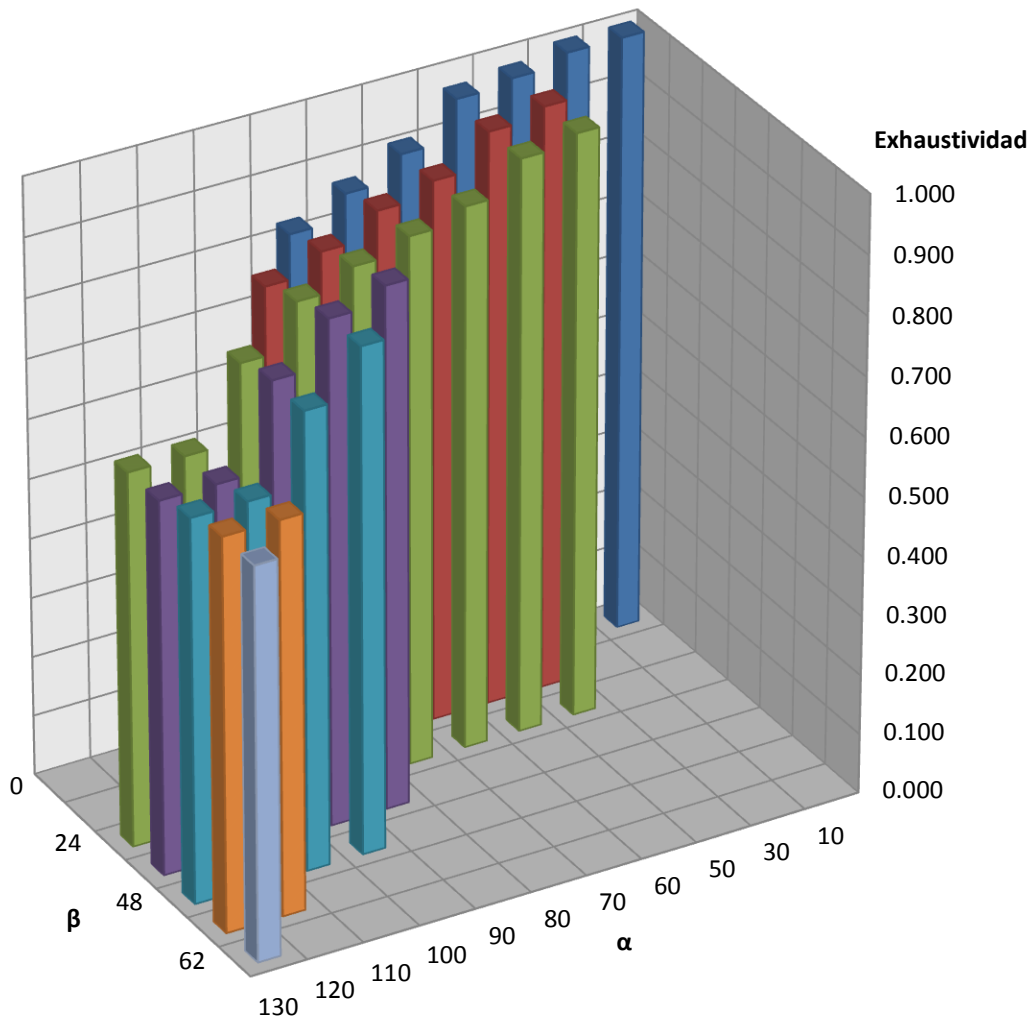
## Precisión



	10	30	50	60	70	80	90	100	110	120	130
0	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000				
21			0.956	0.934	0.816	0.794	0.731	0.724			
24			0.959	0.943	0.819	0.766	0.725	0.695	0.717	0.864	0.864
42							0.755	0.722	0.718	0.858	0.858
48								0.733	0.702	0.781	0.781
56										0.723	0.723
62											0.682

Ilustración 16: Precisión con respecto a los umbrales

## Exhaustividad



	10	30	50	60	70	80	90	100	110	120	130
0	1.000	1.000	0.983	0.973	0.907	0.868	0.826				
21			0.979	0.963	0.907	0.884	0.842	0.810			
24			0.979	0.962	0.909	0.886	0.862	0.831	0.756	0.629	0.629
42							0.875	0.848	0.773	0.629	0.629
48								0.848	0.769	0.647	0.647
56										0.663	0.663
62											0.663

Ilustración 17: Exhaustividad con respecto a los umbrales



Tabla 15: Índices de caracterización por clase para diferentes valores de  $\alpha$  y  $\beta$  (Caracterización de piezas)

$\alpha$	$\beta$	Bach	Mozart	Clementi	Beethoven	Debussy	Joplin
10	0	76557.60	6031.41	34651.26	38382.49	47097.61	9770.76
30	0	76557.60	33.00	34651.26	38382.49	47097.61	76.66
50	0	76557.60	4.67	34651.26	38382.49	47097.61	10.71
50	21	76763.90	4.67	34812.16	38446.92	47146.89	13.55
50	24	76827.16	6.34	34900.50	38485.22	47188.04	13.55
60	0	76557.60	4.67	439.65	38382.49	47097.61	10.71
60	21	76763.90	4.67	479.37	38446.92	47146.89	13.55
60	24	76827.16	6.34	494.98	38485.22	47188.04	13.55
70	0	3000.04	0.91	439.65	38382.49	47097.61	10.71
70	21	3081.31	0.91	479.37	38446.92	47146.89	13.55
70	24	3087.59	1.87	494.98	38485.22	47188.04	13.55
80	0	3000.04	0.91	439.65	38382.49	47097.61	2.85
80	21	3081.31	0.91	479.37	38446.92	47146.89	4.14
80	24	3087.59	1.87	494.98	38485.22	47188.04	4.14
90	0	3000.04	0.25	439.65	38382.49	47097.61	2.85
90	21	3081.31	0.25	479.37	38446.92	47146.89	4.14
90	24	3087.59	0.90	494.98	38485.22	47188.04	4.14
90	42	3094.40	0.90	502.69	38493.06	47196.65	4.47
100	21	3081.31	0.25	479.37	38446.92	47146.89	1.79
100	24	3087.59	0.90	494.98	38485.22	47188.04	1.79
100	42	3094.40	0.90	502.69	38493.06	47196.65	2.03
100	48	3094.40	0.90	512.17	38498.72	47205.26	2.03
110	24	3087.59	0.59	494.98	38485.22	10.53	1.79
110	42	3094.40	0.59	502.69	38493.06	10.53	2.03
110	48	3094.40	0.59	512.17	38498.72	11.48	2.03
120	24	3087.59	0.59	108.65	18.28	10.53	1.20
120	42	3094.40	0.59	109.25	18.28	10.53	1.20
120	48	3094.40	0.59	111.23	20.02	11.48	1.20
120	56	3423.65	0.93	111.23	23.51	12.44	1.86
130	24	3087.59	0.36	108.65	18.28	10.53	1.20
130	42	3094.40	0.36	109.25	18.28	10.53	1.20
130	48	3094.40	0.36	111.23	20.02	11.48	1.20
130	56	3423.65	0.63	111.23	23.51	12.44	1.86
130	62	3433.62	0.63	112.02	23.51	13.40	1.86
140	24	1158.57	0.36	108.65	18.28	10.53	1.20
140	42	1161.19	0.36	109.25	18.28	10.53	1.20
140	48	1161.19	0.36	111.23	20.02	11.48	1.20
140	56	1336.50	0.63	111.23	23.51	12.44	1.86
140	62	1343.32	0.63	112.02	23.51	13.40	1.86
140	67	1343.32	0.63	135.16	26.12	13.40	1.86

Con respecto a la Tabla 15 de índices de caracterización también podemos observar que el valor del índice por clase aumenta conforme se disminuye el valor de  $\alpha$ . Es necesario notar que el índice de caracterización para Mozart y para Joplin es mucho mayor con los umbrales  $\alpha = 10$  y  $\beta = 0$  que con los umbrales  $\alpha = 30$  y  $\beta = 0$ . Sin embargo, las gráficas anteriores indican que en ambos casos se alcanzan los valores máximos para la cobertura, para la precisión y para la exhaustividad. Un mayor índice nos indica que se encontraron un mayor número de propiedades y que estas aparecen un gran número de veces dentro de la clase. Pero como en ambos casos los valores en las gráficas son exactamente los mismos podemos concluir que muchas de las propiedades encontradas para  $\alpha = 10$  y  $\beta = 0$  no son indispensables para la buena descripción del conjunto de datos. Estas propiedades extra tienen un conteo de ocurrencias bajo, así que cada una de ellas sólo describe a muy pocos patrones. Con esto se decide que estas propiedades pueden ser descartadas y se tomarán las obtenidas con los valores de  $\alpha = 30$  y  $\beta = 0$ .

En resumen, entre más pequeños sean los valores de  $\alpha$  y  $\beta$  las propiedades encontradas por el algoritmo de caracterización cubrirán un porcentaje mayor del conjunto de datos, lo que nos indica que estas propiedades describirán mejor el estilo musical de un compositor. A su vez, la cobertura afecta en gran medida a la exhaustividad y en menor medida a la precisión. También podemos observar que los valores máximos se obtuvieron con caracterizaciones estrictas.

Por otra parte, es necesario retomar el hecho de que estas caracterizaciones se realizaron empleando un conjunto de datos en donde cada patrón contiene información de una pieza completa, en lugar de sólo una frase como indica el título de este trabajo. Como se mencionó anteriormente para valores bajos de  $\alpha$  y  $\beta$  los resultados fueron perfectos, mientras que la cobertura, precisión y exhaustividad de los experimentos realizados anteriormente con frases fueron demasiado bajos. Sin embargo hay que tomar en cuenta lo siguiente:

- Cada pieza está formada por varias frases. De esta forma, cuando unimos los patrones de las frases que forman una pieza en uno solo estamos considerando la misma información.
- Una pieza al ser de mayor longitud que una frase resulta más representativa del estilo musical de un compositor, de esta forma es más sencillo identificar el estilo de las mismas.

- Finalmente, estos resultados nos indican cómo deben elegirse los pares de valores de  $\alpha$  y  $\beta$  para que el caracterizador pueda encontrar propiedades relevantes al analizar las frases. Los valores antes empleados de  $\alpha=100$ ,  $\beta=36$  resultaron ser demasiado grandes.

## 5.4 Experimentos finales con frases

Se retomó el conjunto de datos original en el que cada patrón representa a una frase musical. Con base en los experimentos anteriores se decidió variar únicamente el valor de  $\alpha$  y mantener  $\beta$  constante con un valor de cero. De igual manera se calculó la cobertura de cada caracterización, se empleó la información obtenida para identificar el estilo de las frases del conjunto de datos y se graficaron los resultados. Como estas caracterizaciones son estrictas se decidió omitir la gráfica de la precisión ya que en todos los casos el valor es 1.

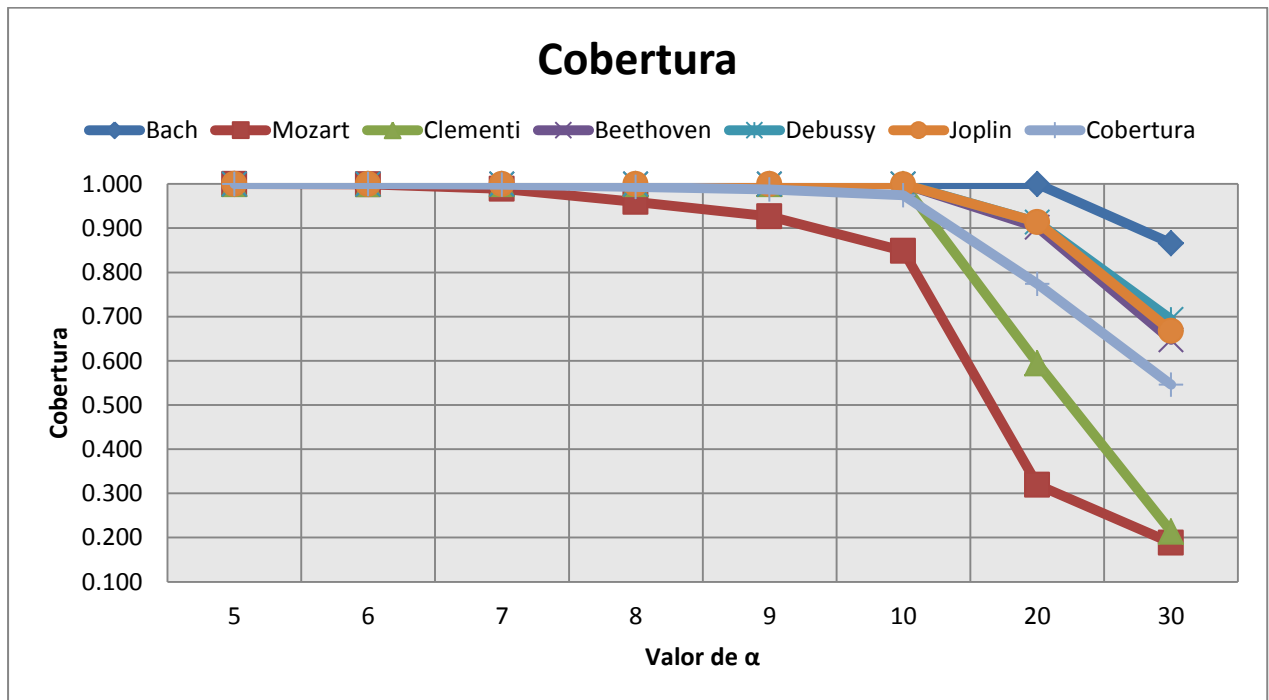


Ilustración 18: Gráfica del cambio de la cobertura con respecto a  $\alpha$

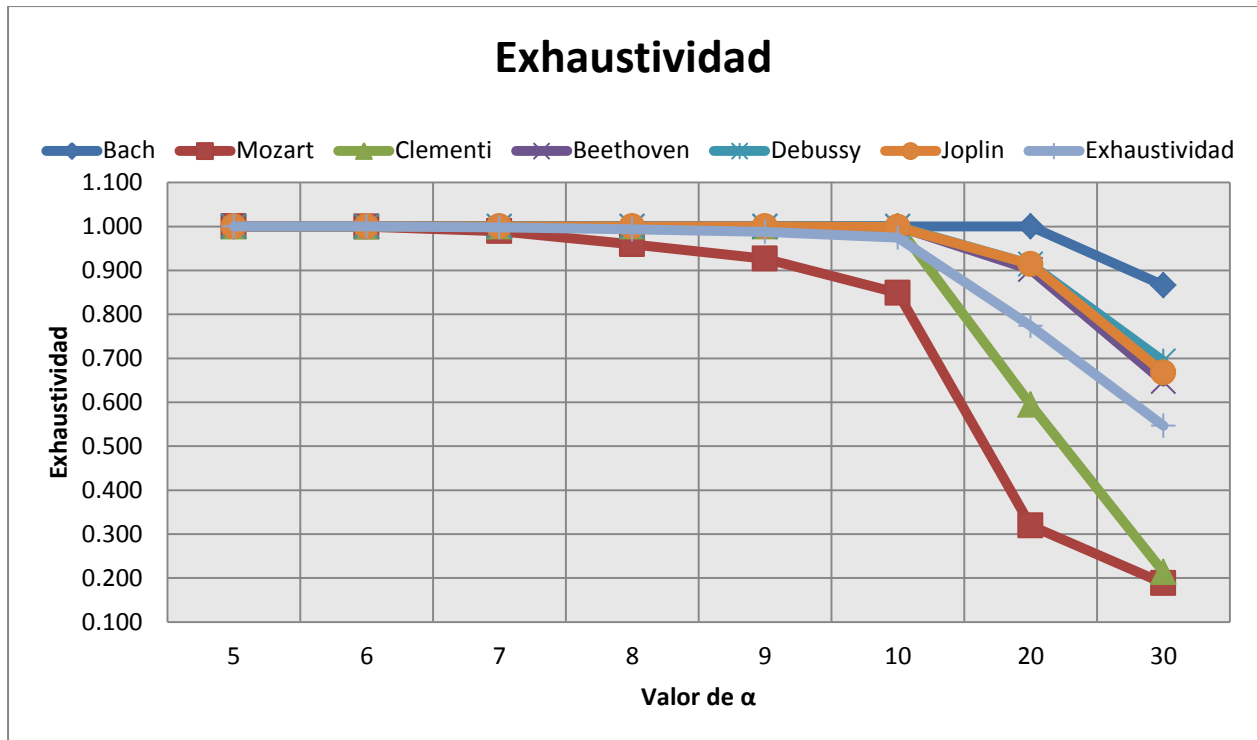


Ilustración 19: Gráfica del cambio de la exhaustividad con respecto a  $\alpha$

La Ilustración 18 nos muestra que las propiedades encontradas usando los valores de  $\alpha = 5$  y  $\beta = 0$  cubren por completo al conjunto de datos. Aunque no se puede apreciar en el gráfico la cobertura para la clase de Mozart es de 0.999 para el valor de  $\alpha = 6$ , esto es debido a que no fueron encontradas propiedades para un solo patrón de los 1635 que componen la clase. Para valores mayores de  $\alpha$  la cobertura disminuye para todas las clases aunque a diferentes ritmos. La clase cuya cobertura desciende más rápidamente es la de Mozart, mientras que la que desciende más lentamente es la de Bach.

La gráfica de la exhaustividad en la Ilustración 19 es muy similar a la de la cobertura. Como se mencionó en la sección anterior, la cobertura afecta directamente a la exhaustividad teniendo estas un coeficiente de correlación muy alto. En estas dos gráficas se muestra este hecho. En este caso el número de falsos negativos aumenta conforme disminuye la cobertura ya que a los patrones que no son cubiertos por las propiedades no es posible identificarles el estilo musical ya que no hay propiedades que los describan.

El índice de caracterización de estos experimentos se muestra en la Tabla 16. En esta se puede observar que en todos los casos la clase de Mozart es la que resultó caracterizada menos exhaustivamente en comparación con las demás. Es decir, las propiedades encontradas

son pocas y sus conteos de ocurrencias son bajos en comparación al tamaño de la clase. Por ese motivo fue necesario que el valor de  $\alpha$  fuera muy bajo antes de lograr una buena cobertura. La segunda clase con el valor más bajo de índice de caracterización es la de Joplin, a pesar del hecho de que el tamaño de esa clase es muy similar al de Mozart, teniendo 1011 patrones.

Tabla 16: Índices de caracterización por clase para diferentes valores de  $\alpha$  y  $\beta$

Alfa - Beta	Bach	Mozart	Clementi	Beethoven	Debussy	Joplin
5 - 0	25578.04	45.27	1536.73	2037.66	20318.78	353.65
6 - 0	25578.04	32.12	1536.73	2037.66	3024.93	250.63
7 - 0	25578.04	17.05	1536.73	2037.66	3024.93	185.18
8 - 0	25578.04	10.37	655.16	2037.66	3024.93	141.01
9 - 0	2150.07	8.19	655.16	677.00	3024.93	109.15
10 - 0	2150.07	5.38	655.16	677.00	3024.93	85.52
20 - 0	548.06	1.09	64.74	281.33	89.11	14.41
30 - 0	245.88	0.59	13.43	100.25	38.81	4.83

Con base en las gráficas y tablas anteriores se decidió tomar la caracterización obtenida usando los valores de  $\alpha = 5$  y  $\beta = 0$  debido a que esta entregó los valores más altos de cobertura y exhaustividad.

## 5.5 Resultados Finales

Usando los valores de  $\alpha = 5$  y  $\beta = 0$  se encontraron en total 1 352 145 propiedades. La cobertura en todas las clases es del 100%, indicándonos que las propiedades describen a todo el conjunto de datos.

Tabla 17: Datos de las propiedades encontradas para los patrones por frases

Compositor	Características		Cobertura
	+	-	
Bach	386931	7030	100%
Mozart	11579	12	100%
Muzio	49503	1747	100%
Beethoven	53694	3321	100%
Debussy	781795	2524	100%
Joplin	51324	2685	100%

Al emplear estas propiedades en el algoritmo identificador de estilo musical se obtiene la siguiente información:

Tabla 18: Matriz de confusión empleando las propiedades encontradas

		Predicción					
		Bach	Mozart	Clementi	Beethoven	Debussy	Joplin
Clase verdadera	Bach	127	0	0	0	0	0
	Mozart	0	1635	0	0	0	0
	Clementi	0	0	281	0	0	0
	Beethoven	0	0	0	255	0	0
	Debussy	0	0	0	0	209	0
	Joplin	0	0	0	0	0	1011

Tabla 19: Precisión y exhaustividad de la caracterización de frases

Compositor	Verdadero Positivo	Falso Positivo	Falso Negativo	Verdadero Negativo	Precisión	Exhaustividad
Bach	127	0	0	3391	1.0	1.0
Mozart	1635	0	0	1883	1.0	1.0
Clementi	281	0	0	3237	1.0	1.0
Beethoven	255	0	0	3263	1.0	1.0
Debussy	209	0	0	3309	1.0	1.0
Joplin	1011	0	0	2507	1.0	1.0

### 5.5.1 Comparación con la caracterización por piezas

Los resultados obtenidos por la caracterización por frases fueron comparados con los resultados obtenidos con la caracterización por piezas. En este último caso se decidió usar las propiedades obtenidas usando los valores de  $\alpha = 30$  y  $\beta = 0$ .

El caracterizador encontró 503 775 propiedades para las piezas, con 100% de cobertura para todas las clases. A continuación se muestran algunas tablas mostrando información acerca de las propiedades encontradas.

Tabla 20: Datos de las propiedades encontradas para los patrones por piezas

Compositor	Características		Cobertura
	+	-	
Bach	141753	2	100%
Mozart	1219	0	100%
Muzio	172691	1	100%
Beethoven	88155	2	100%
Debussy	98423	1	100%
Joplin	1527	1	100%

Tabla 21: Matriz de los experimentos con piezas

		Predicción					
		Bach	Mozart	Clementi	Beethoven	Debussy	Joplin
Clase verdadera	Bach	15	0	0	0	0	0
	Mozart	0	48	0	0	0	0
	Clementi	0	0	18	0	0	0
	Beethoven	0	0	0	9	0	0
	Debussy	0	0	0	0	10	0
	Joplin	0	0	0	0	0	42

Tabla 22: Precisión y exhaustividad de los experimentos con piezas

Compositor	Verdadero Positivo	Falso Positivo	Falso Negativo	Verdadero Negativo	Precisión	Exhaustividad
Bach	15	0	0	127	1.0	1.0
Mozart	48	0	0	94	1.0	1.0
Clementi	18	0	0	124	1.0	1.0
Beethoven	9	0	0	133	1.0	1.0
Debussy	10	0	0	132	1.0	1.0
Joplin	42	0	0	100	1.0	1.0

Como se puede observar los resultados son muy similares con respecto a la caracterización por frases, en el sentido de que en ambos casos las propiedades encontradas describen por completo a cada clase y además le permitieron al algoritmo que identifica el estilo obtener buenos resultados. Sin embargo, estos resultados son de esperar ya que los patrones por pieza contienen toda la información de los patrones por frase, ambos conjuntos de datos están divididos en las mismas clases, abarcan los mismos intervalos de tiempo y además están descritos por los mismos rasgos. De esta forma podemos afirmar que el análisis del estilo musical es equivalente en ambos casos.

### 5.5.2 Comparación de resultados con otros algoritmos

Una vez que se obtuvieron los resultados finales se decidió comparar el desempeño de nuestro caracterizador con el de otro algoritmo. Para este fin se escogió el algoritmo *Naive Bayes*, el cual ya está implementado en la biblioteca Weka. Este también realiza un proceso de aprendizaje y entrega la información obtenida en forma de probabilidades, llamadas *a priori*, y estas indican la probabilidad de que un rasgo determinado aparezca en cierta clase.

En este experimento se le proporcionó al algoritmo *Naive Bayes* el conjunto de patrones por frases, se obtuvieron las probabilidades *a priori*, y con estas se identificó el estilo musical de

cada frase en el conjunto de datos. Es necesario notar que en estos experimentos no es necesario dividir los patrones en un conjunto de entrenamiento y en otro de prueba, esto se debe a que no se está probando un algoritmo de clasificación, en cuyo caso dicha separación si es necesaria. La comparación es entre dos algoritmos distintos de caracterización que construyen un archivo de información por métodos diferentes.

La comparación de resultados se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 23: Comparación de resultados entre *Naive Bayes* y nuestro caracterizador ( $\alpha=5, \beta=0$ )

	<i>Naive Bayes</i>		Caracterizador ( $\alpha=5, \beta=0$ )	
	Precisión	Exhaustividad	Precisión	Exhaustividad
<b>Bach</b>	0.578	0.843	1.000	1.000
<b>Mozart</b>	0.838	0.512	1.000	1.000
<b>Clementi</b>	0.259	0.808	1.000	1.000
<b>Beethoven</b>	0.462	0.455	1.000	1.000
<b>Debussy</b>	0.451	0.459	1.000	1.000
<b>Joplin</b>	0.880	0.864	1.000	1.000
<b>Promedio</b>	<b>0.578</b>	<b>0.657</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>

La Tabla 23 nos muestra que la información proporcionada por nuestro caracterizador describe mejor el estilo musical del conjunto de patrones que las probabilidades *a priori* del algoritmo *Naive Bayes*. Usando las propiedades encontradas fue posible identificar correctamente el musical de cada frase sin que hubiera confusiones entre los estilos y sin dejar frases sin identificar, lo cual no logró *Naive Bayes*.

En la Tabla 24 se muestra otra comparación entre *Naive Bayes* y los resultados que entregó nuestro caracterizador en la sección 5.2.3 (página 46). Estos resultados son muy inferiores a los obtenidos en la sección anterior, pero podemos observar que los valores de la precisión para cada clase son similares en ambos casos. Con esto podemos darnos cuenta que la información obtenida con ambos algoritmos es similar. En ambos casos Muzio Clementi fue el compositor cuyo estilo musical fue caracterizado de una forma muy pobre ya que muchas frases de otras personas fueron erróneamente identificadas con su estilo.



Tabla 24: Comparación de resultados entre Naive Bayes y nuestro caracterizador ( $\alpha=70$ ,  $\beta=24$ )

	<i>Naive Bayes</i>		<b>Caracterizador (<math>\alpha=70</math>, <math>\beta=24</math>)</b>	
	Precisión	Exhaustividad	Precisión	Exhaustividad
<b>Bach</b>	0.578	0.843	0.606	0.835
<b>Mozart</b>	0.838	0.512	0.819	0.646
<b>Clementi</b>	0.259	0.808	0.332	0.769
<b>Beethoven</b>	0.462	0.455	0.574	0.608
<b>Debussy</b>	0.451	0.459	0.484	0.713
<b>Joplin</b>	0.880	0.864	0.965	0.786
<b>Promedio</b>	<b>0.578</b>	<b>0.657</b>	<b>0.630</b>	<b>0.726</b>

Con la información de las tablas anteriores podemos concluir que si se encuentran los valores adecuados para nuestro algoritmo entonces las propiedades encontradas describirán perfectamente al estilo musical de los compositores. En otras condiciones la información obtenida provocará que haya cierta confusión en la descripción del estilo de cada clase y varias frases serán identificadas erróneamente con el estilo de otro compositor. A pesar de esto, los resultados pueden ser similares e incluso superiores que los obtenidos usando el algoritmo *Naive Bayes*.

### 5.5.1 Ejemplos de las propiedades encontradas

A continuación se dará un ejemplo muy breve de las propiedades encontradas por nuestro caracterizador, esto nos dará algunos detalles sobre el estilo musical de los compositores:

#### 5.5.1.1 Johann Sebastian Bach

Una de las propiedades positivas que aparecieron un gran número de veces en la clase de Bach es la siguiente:

Tabla 25: Ejemplo de una propiedad positiva para Bach

Índices	Valores	Significado
(0 1 16)	(D 3/8 0)	<ul style="list-style-type: none"> <li>Clave de Re mayor.</li> <li>Ritmo de 3/8.</li> <li>Sin uso de acordes de más de 3 notas.</li> </ul>

Es decir, únicamente Johan Sebastian Bach posee piezas en una escala de Re mayor a un ritmo de 3/8 y sin usar acordes que contengan más de 3 notas.

Por otro lado, una de sus propiedades negativas es la siguiente:

Tabla 26: Ejemplo de una propiedad negativa para Bach

Índices	Valores	Significado
(0 32 37)	(B- 0 15)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Clave de Si bemol mayor.</li> <li>• Sin uso de notas en la séptima octava.</li> <li>• Ámbito de 15 notas en la mano derecha.</li> </ul>

Es decir, todos los compositores caracterizados, exceptuando a Bach, compusieron piezas con dichos atributos.

### 5.5.1.2 Scott Joplin

En estos ejemplos se muestran dos propiedades, una positiva y otra negativa, que emplean los mismos rasgos en ambos casos. Por un lado podemos observar que Scott Joplin es el único compositor de la muestra que empleó una escala de La bemol mayor en un ritmo de 2/4. Estas características no eran muy comunes en el periodo clásico. Por otra parte, la propiedad negativa que se muestra aquí de ejemplo nos indica que no compuso frases en una escala de Do mayor y en un ritmo de 4/4. Esto es un hecho inusual, ya que ambas características son muy comunes en la música clásica. Es más, una de las piezas más famosas de Wolfgang Amadeus Mozart es la sonata K545 “para principiantes”, la cual está escrita en Do mayor y en un ritmo de 4/4, algo que Scott Joplin nunca empleó.

Tabla 27: Ejemplo de una propiedad positiva para Joplin

Índices	Valores	Significado
(0 1 8)	(A- 2/4 0)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Clave de La bemol mayor.</li> <li>• Ritmo de 2/4.</li> <li>• Sin uso de notas del séptimo grado de la escala.</li> </ul>

Tabla 28: Ejemplo de una propiedad negativa para Joplin

Índices	Valores	Significado
(0 1 8)	(C 4/4 0)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Clave de Do mayor</li> <li>• Ritmo de 4/4.</li> <li>• Sin uso de notas del séptimo grado de la escala.</li> </ul>

## 5.6 Resumen del capítulo

En este capítulo se explicaron las formas en que se evalúa la caracterización realizada por nuestro algoritmo y se mostraron los resultados obtenidos en los distintos experimentos que se realizaron a lo largo de este trabajo. También se compararon los resultados de nuestro caracterizador con los obtenidos usando el algoritmo *Naive Bayes*, demostrando que con los valores adecuados para  $\alpha$  y  $\beta$  la información encontrada por nuestro caracterizador supera por mucho a este último.

Con lo descrito en este capítulo es posible plantear conclusiones y describir lo que se ha aprendido a lo largo de este trabajo. Esto se tratará en el siguiente capítulo.

## Capítulo 6. Conclusiones

---

Una vez que se ha terminado este trabajo de Tesis podemos concluir lo siguiente:

- El estilo musical generalmente es definido por los músicos en términos históricos y geográficos, los cuales pueden ser subjetivos. De la misma forma varios trabajos mencionados en el estado del arte se limitan a considerar la época y el lugar de origen de la música a caracterizar como definición de género o de estilo musical. En cambio, en este trabajo se propuso una definición expresada en términos matemáticos, lo cual se aleja de las definiciones empleadas por los músicos y se acerca más a la computación. Esta definición es una contribución importante y puede servir de base para futuros trabajos.
- Una de las limitantes de la definición propuesta del estilo musical es que las propiedades que definen a cada músico dependerán de los compositores que hayan sido empleados en la caracterización. Es decir, si se eliminan o se añaden compositores a las categorías a caracterizar las propiedades pueden cambiar drásticamente. Por ejemplo, si se añadiera un compositor con un estilo muy similar a Johann Sebastian Bach muchas de las propiedades encontradas en el trabajo actual desaparecerían, ya que no serían empleadas sólo por él.
- En este trabajo se seleccionaron rasgos de bajo nivel para la formación de nuestro conjunto de datos, y con ellos fue posible caracterizar adecuadamente el estilo musical. En otros trabajos descritos en el estado del arte se emplean rasgos que no son extraídos directamente de la fuente, sino que además requieren otro tipo de pre-procesamiento. Con este trabajo podemos afirmar que el estilo musical también está contenido en estos rasgos de bajo nivel. Sin embargo, una desventaja es que las propiedades encontradas con estos rasgos pueden ser difíciles de interpretar para un ser humano.
- Se observó que no es indispensable que las propiedades sean de más de 3 rasgos, ya que las encontradas en los experimentos finales fueron suficientes para describir al conjunto de datos. Esto permite que el proceso de caracterización sea más rápido. A pesar de esto las propiedades con un mayor número de rasgos también deberían considerarse, ya que contienen más información acerca de los rasgos que el compositor emplea simultáneamente.
- De los métodos propuestos para validar la caracterización el que fue de mayor utilidad fue el algoritmo que identifica el estilo musical. Este nos permitió observar las

caracterizaciones que permitían que hubiera confusión en el estilo de varios compositores y nos ayudó a determinar las que describían mejor al conjunto de datos.

- Se corroboró que las propiedades estrictas, las que se encuentran cuando  $\beta = 0$ , describen mejor al conjunto de datos. Estas proporcionan información de únicamente una clase, lo que evita que el estilo de una frase o una pieza pueda ser atribuida a otro compositor. Sin embargo, esto tiene el costo de que el valor de  $\alpha$  tiene que ser lo suficientemente bajo para cubrir un porcentaje aceptable de patrones en el conjunto de datos. Aunque en los algoritmos de la familia de Conjuntos Representantes la cobertura no juega un papel muy importante, si lo jugó en el algoritmo empleado para identificar el estilo musical de una pieza o de una frase, ya que se observó que la cobertura y la exhaustividad tienen una correlación muy cercana a 1. Esto es obvio, ya que los patrones que no fueron descritos por las propiedades no se les podrá identificar correctamente el estilo musical.
- Profundizando en el punto anterior, el hecho de que el valor de  $\alpha$  deba ser lo suficientemente bajo para cubrir a todo el conjunto de datos implica que un gran número de propiedades encontradas con dicho valor describen únicamente a un número reducido de patrones. Debido a esto es posible que estas propiedades no sean representativas del estilo musical de ese músico y se refiera a frases o piezas que pueden ser consideradas “anormales” para ese compositor aunque no sean empleadas por nadie más. En trabajos futuros será necesario determinar el nivel de cobertura y exhaustividad que se desea sacrificar para obtener únicamente las propiedades con cierta relevancia.
- El índice de caracterización propuesto en este trabajo ayuda a comparar la caracterización entre clases. También puede ayudar a comparar dos caracterizaciones distintas. Sin embargo un valor mayor no indica necesariamente que una caracterización es mejor que otra. Como se mencionó anteriormente, puede darse el caso en el que se encuentran un mayor número de propiedades pero cada una de estas solamente describe un número reducido de ellas. Es necesario realizar más experimentos con distintos conjuntos de datos para determinar qué valores representan una buena caracterización.
- El algoritmo empleado en este trabajo que usa las propiedades encontradas como aprendizaje es muy básico en su funcionamiento, y a pesar de esto pudo identificar correctamente el estilo musical de las piezas o frases que se le presentaron. Las propiedades obtenidas pueden ser usadas como aprendizaje por otro tipo de algoritmos,

como pueden ser la composición musical, el reconocimiento de estilo en otras artes e incluso reconocimiento de objetos en otras áreas. De este trabajo se pueden derivar otros enfocados a emplear el conocimiento adquirido por este algoritmo para fines muy diversos.

## 6.1 Trabajo Futuro

- Caracterizar compositores de distintos géneros y periodos históricos. Por ejemplo, incluir más compositores del siglo XX y XXI, e incluso compositores de música concreta o vanguardista.
- Caracterizar conjuntos de compositores agrupados por periodo histórico. Por ejemplo, buscar las propiedades que distinguen al periodo clásico del periodo barroco.
- Caracterizar los distintos estilos que tiene un compositor a lo largo de su vida. Un ejemplo interesante sería analizar como cambió el estilo de Ludwig Van Beethoven conforme fue perdiendo su capacidad auditiva.
- Extender el conjunto de datos con atributos de mayor nivel (Clase de acorde, análisis de disonancia, etc.). Esto permitiría reducir la dimensión de los patrones y que las propiedades encontradas fueran más fáciles de interpretar por un ser humano. Esto último podría formar un nuevo objeto de estudio para los músicos profesionales.
- Emplear frases definidas manualmente para la creación del conjunto de datos. Esto requeriría la participación de músicos para realizar el nuevo conjunto de datos.
- Implementar algoritmos de composición musical que empleen las características encontradas.

## Referencias

---

- Circle of Fifths*. (2015, 02 27). Retrieved 10 03, 2015, from Wikipedia: [https://en.wikipedia.org/wiki/Circle\\_of\\_fifths](https://en.wikipedia.org/wiki/Circle_of_fifths)
- Backer, E., & van Kranenburg, P. (2004). On musical stylometry—a pattern recognition approach. *Pattern Recognition Letters*, 26(3).
- Baniya, B. K., Ghimire, D., & Lee, J. (2014, Febrero 16). A novel approach of automatic music genre classification based on timbral texture and rhythmic content features. *Advanced Communication Technology*, 16(1), 96-102.
- Baskakova, L., & Zhuravliev, Y. I. (1981). Model of recognition algorithms with representative sets and systems of support sets. 21(5), 1264-1275.
- Calvo Castro, H., Godoy Calderón, S., Martínez Hernández, V., & Moreno Armendáriz, M. A. (2008). The Kora-Omega Algorithm for Spatio-Temporal Prediction of Criminal Activity. *Computación y Sistemas*.
- Costa, Y., Oliveira, L., Koerich, A., Gouyon, F., & Martins, J. (2012). Music genre classification using LBP textural features. *Signal Processing*, 92(11).
- Cuthbert, M. S. (2012, Febero 23). *music21: a toolkit for computer-aided musicology*. Retrieved Abril 1, 2014, from Music21: <http://web.mit.edu/music21/>
- Czyzewski, A., Szczerba, M., & Kostek, B. (2004). Musical Phrase Representation and Recognition by Means of Neural Networks and Rough Sets. In A. Czyzewski, *Transactions on Rough Sets* (Vol. 3100, pp. 254-278). Springer.
- Dannenber, R., & Thom, B. (2010). *The Structure of Style*. (S. Argamon, K. Burns, & S. Dubnov, Eds.) Berlin: Springer.
- Dannenber, R., Thom, B., & Watson, D. (1997). A Machine Learning Approach to Musical Style. Carnegie Mellon UNiversity.
- Howe, D. (1995, 09 22). *The Free On-line Dictionary of Computing*. Retrieved 11 01, 2015, from Pattern Recognition: <http://foldoc.org/pattern%20recognition>

- Kryszkiewicz, M., Sanghamitra, B., & Rybinski, H. (2015, Enero 1). Music Genre Recognition in the Rough Set-Based Environment. In P. Hoffman, *Pattern Recognition and Machine Intelligence* (Vol. 9124, pp. 377-386). Kostek: Springer International Publishing.
- Liu, Y., Li, X., Te, R., Pan, C., & Zang, X. (2014). Extracting music genes for era classification. *Expert Systems with Applications*, 41(11), 5520-5525.
- Martínez Trinidad, J., & Guzmán Arenas, A. (2001). The logical combinatorial approach to pattern recognition, an overview through selected works. *Pattern Recognition*, 34(4), 741-751.
- Michalsky, R., Mitchell, T., & Carbonell, J. (2012). *Machine Learning: A Guide to Current Research*. Norwell: Springer Science & Business Media.
- Mitchell, T. (1997). *Machine Learning*. Boston: McGraw-Hill.
- Moncada García, F. (1995). *Teoría de la Música*. Ciudad de México: Framong.
- Recordare, & MakeMusic. (2004, Enero). *MusicXML for Exchanging Digital Sheet Music*. Retrieved Febrero 27, 2014, from musicXML: <https://en.wikipedia.org/wiki/MusicXML>
- Rish, I. (2001). An empirical study of the naive Bayes classifier. *IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence*, 3(22), 41-46.
- Sarkar, R., & Saha, S. K. (2015). Music genre classification using EMD and pitch based feature. *2015 Eighth International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR)*, 4(7), 1-6.
- Shasha, D., & Lazere, C. (1998). *Out of their Minds*. New York: Copernicus.
- Sumathi, S., & Sivanandam, S. (2006). *Introduction to Data Mining and its Applications*. Berlin: Springer.
- Tan, P.-N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2006). *Introduction to Data Mining*. Boston: Addison-Wesley.
- Tobudic, A., & Widmer, G. (2003). Playing Mozart Phrase by Phrase. In A. Tobudic, *Case-Based Reasoning Research and Development* (pp. 552-566). Stockholm: Springer.



Viswanathan, A. P., & Sundaraj, S. (2015, Octubre 10). Music Genre Classification. *International Journal Of Engineering And Computer Science*, 4(10).

Wharton, R., & Shaffer, K. (2015). *Open Music Theory*. Retrieved Septiembre 12, 2015, from <http://openmusictheory.com>

Wikipedia, C. d. (2016, Enero 12). *Notación Musical*. (L. e. Wikipedia, Editor) Retrieved Enero 13, 2016, from Wikipedia, la Enciclopedia Libre: [https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Notaci%C3%B3n\\_musical&oldid=88396659](https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Notaci%C3%B3n_musical&oldid=88396659)

Zamacois, J. (1944). *Teoría de la Música*. Barcelona: Labor.

## Apéndice: Acordes más utilizados por cada compositor

Además de los rasgos extraídos para la formación de los patrones, también se obtuvo información acerca de los tipos de acorde que emplean estos compositores en sus obras. Esta información se recopiló manualmente, y aunque no fue utilizada en la caracterización también nos puede brindar información acerca del estilo musical de los compositores. En las siguientes tablas se muestran los 10 tipos de acordes más empleados.

Tabla 29: Acordes más utilizados por Bach, Beethoven y Debussy

Bach		Beethoven		Debussy	
Acorde	Porcentaje	Acorde	Porcentaje	Acorde	Porcentaje
Minor third	40.321	Minor third	15.616	Unison	14.761
Major third	26.443	Unison	14.427	Perfect fourth	12.094
Perfect fourth	13.002	Major third	13.870	Minor third	10.888
Unison	7.487	Major triad	11.212	Major triad	10.413
Whole tone	6.903	Perfect fourth	9.415	Major third	9.390
Tritone	4.529	Minor triad	8.276	Minor triad	6.138
Half step	1.242	Tritone	3.771	Whole tone	5.955
Major triad	0.073	Whole tone	3.670	'Incomplete dominant-seventh chord'	2.886
-		Incomplete dominant-seventh chord	3.341	Minor seventh chord	2.813
-		Major minor seventh chord	3.088	Incomplete minor-seventh chord	2.375

Tabla 30: Acordes más utilizados por Joplin, Mozart y Clementi

Joplin		Mozart		Clementi	
Acorde	Porcentaje	Acorde	Porcentaje	Acorde	Porcentaje
Major triad	20.412	Minor third	20.673	Major third	23.471
Unison	16.482	Major third	18.391	Minor third	20.198
Minor third	12.731	Unison	12.889	Perfect fourth	14.021
Major third	10.543	Perfect fourth	10.011	Unison	10.593
'Incomplete dominant-seventh chord'	6.647	Major triad	9.276	Major triad	8.184
Minor triad	6.113	Whole tone	5.848	Whole tone	7.227
Major minor seventh chord'	5.434	Minor triad	3.624	Tritone	3.613
Perfect fourth	3.628	Tritone	3.024	Half step	2.193
Diminished triad'	3.332	'Incomplete dominant-seventh chord'	2.843	'Incomplete dominant-seventh chord'	2.162
Whole tone	1.794	Diminished triad'	2.285	Incomplete minor-seventh chord	1.266

Es interesante observar que Johan Sebastian Bach casi no emplea acordes en sus composiciones, de hecho, sólo ocupa 8 tipos distintos de acordes. Los demás compositores emplean una gran diversidad de acordes, siendo Scott Joplin el que emplea una gama más amplia con 74 tipos distintos.