

martes, 6 de diciembre de 2016

Señores

UNIVERSIDAD DE CUNDINAMARCA

BIBLIOTECA

Ciudad

SEDE/SECCIONAL/EXTENSION	Sede Fusagasugá
DOCUMENTO	Trabajo De Grado
FACULTAD	Ingeniería

NIVEL ACADÉMICO DE FORMACIÓN O PROCESO	Pregrado
PROGRAMA ACADÉMICO	Ingeniería Electrónica

El Autor(Es):

APELLIDOS COMPLETOS	NOMBRESCOMPLETOS	NO. DOCUMENTO DE IDENTIFICACIÓN
MUÑOZ GARCÍA	SEBASTIÁN	1.069.747.782 de Fgga

Director(Es) del documento:

APELLIDOS COMPLETOS	NOMBRES COMPLETOS
RODRÍGUEZ MÚJICA	LEONARDO



AND DE STANDARD	MACROPROCESO DE APOYO	CODIGO: AAAr113
CLAND	PROCESO GESTION APOYO ACADEMICO	VERSION:1
A SOLD	DESCRIPCIÓN, AUTORIZACIÓN Y LICENCIA DEL REPOSITORIO INSTITUCIONAL	PAGINA: 2 de 9

TÍTULO DEL DOCUMENTO

ALGORITMO PARA LA CARACTERIZACIÓN POR GÉNERO MUSICAL BASADO EN ANÁLISIS Y TRATAMIENTO DE SEÑALES DE AUDIO EN GÉNEROS MUSICALES FOLCLÓRICOS COLOMBIANOS

SUBTITULO

(Aplica solo para Tesis, Artículos Científicos, Disertaciones, Objetos Virtuales de Aprendizaje)

TRABAJO PARA OPTAR AL TITULO DE:

Aplica para Tesis/Trabajo de Grado/Pasantía

INGENIERO ELECTRÓNICO

AÑO DE EDICION DEL DOCUMENTO	NÙMERO DE PÀGINAS (Opcional)
Haga clic aquí o pulse para escribir una fecha.	

DESCRIPTORES O PALABRAS CLAVES EN ESPAÑOL E INGLES: (Usar como mínimo 6 descriptores)

ESPAÑOL	INGLES
Caracterización musical	Musical Characterization
2. Señal de audio	Audio Signal
3. Textura tímbrica	Timbral Texture
4. Contenido rítmico	Rhithmic Content
5. Contenido armónico	Pitch Content
6. Histograma de ritmo	Beat Histogram



CAN DAD DE	MACROPROCESO DE APOYO	CODIGO: AAAr113
CUMO	PROCESO GESTION APOYO ACADEMICO	VERSION:1
T SOLEN	DESCRIPCIÓN, AUTORIZACIÓN Y LICENCIA DEL REPOSITORIO INSTITUCIONAL	PAGINA: 3 de 9

RESUMEN DEL CONTENIDO EN ESPANOL E INGLES: (Máximo 250 palabras – 1530 caracteres):

Este trabajo incorpora elementos a través de los cuales se pretende priorizar la observación, análisis e interpretación de las características de la música normalmente relacionadas como la instrumentación o textura tímbrica, el contenido rítmico y el contenido armónico o tonal de la misma. Este estudio iniciará con la indagación de dichas características de cuatro géneros folclóricos colombianos elegidos: Bambuco, Cumbia, Porro y Vallenato. Para estas canciones se propone generar cuatro cosas puntuales: primero, un vector de 19 características por canción el cual nos permite hacer una medición cuantitativa de las tipologías conocidas dentro de la textura tímbrica. Seguido de esto, se procederá con el análisis del contenido rítmico de la señal de donde se derivan dos puntos: El hallazgo de los beats por minuto (BPM) de cada canción el cual desde un punto de su proceso de cálculo, se hará una detección de picos máximos para así añadirlos a lo que se denomina Histograma de Ritmo, y el hallazgo de una matriz de similitud, la cual se aplica a fragmentos de tiempo elegidos al azar de las canciones de los géneros mencionados, y con esto realizar una comparación detallada según algunos parámetros. Finalmente, dentro del análisis de la tercer y última característica de la música como lo es el contenido armónico, se encuentran 12 características arrojadas por algo denominado Vector Croma, cada una de estas características representa las 12 clases de tono estipulados por la música occidental (espaciados por semitonos).

This work incorporates elements through which it is intended to prioritize the observation, analysis and interpretation of the normally related music features such as instrumentation or timbre texture, rhythmic content and the harmonic or tonal content of the same. This study will begin with the investigation of these characteristics of four chosen Colombian folk genres: Bambuco, Cumbia, Porro and Vallenato. For these songs it is proposed to generate four specific things: first, a vector of 19 characteristics per song which allows us to make a quantitative measurement of the typologies known within the timbre texture. Following this, we will proceed with the analysis of the rhythmic content of the signal from which two points are derived: The finding of the beats per minute (BPM) of each song which from a point of its calculation process, will be made a detection Of maximum peaks so as to add them to what is called Rhythm Histogram, and the finding of a matrix of similarity, which is applied to randomly chosen time fragments of songs of the mentioned genres, and with this make a detailed comparison According to some parameters. Finally, within the analysis of the third and final characteristic of music as is the harmonic content, there are 12 characteristics thrown by something called Vector Chroma, each of these characteristics represents the 12 kinds of tone stipulated by the western music (spaced By semitones).



MACROPROCESO DE APOYO	CODIGO: AAAr113
PROCESO GESTION APOYO ACADEMICO	VERSION:1
DESCRIPCIÓN, AUTORIZACIÓN Y LICENCIA DEL REPOSITORIO INSTITUCIONAL	PAGINA: 4 de 9

AUTORIZACION DE PUBLICACIÓN

Por medio del presente escrito autorizo (Autorizamos) a la Universidad de Cundinamarca para que, en desarrollo de la presente licencia de uso parcial, pueda ejercer sobre mí (nuestra) obra las atribuciones que se indican a continuación, teniendo en cuenta que, en cualquier caso, la finalidad perseguida será facilitar, difundir y promover el aprendizaje, la enseñanza y la investigación.

En consecuencia, las atribuciones de usos temporales y parciales que por virtud de la presente licencia se autoriza a la Universidad de Cundinamarca, a los usuarios de la Biblioteca de la Universidad; así como a los usuarios de las redes, bases de datos y demás sitios web con los que la Universidad tenga perfeccionado un alianza, son:

Marque con una "x":

AUTORIZO (AUTORIZAMOS)		NO
La conservación de los ejemplares necesarios en la Biblioteca.		
La consulta física o electrónica según corresponda.	Х	
La reproducción por cualquier formato conocido o por conocer.	Χ	
La comunicación pública por cualquier procedimiento o medio físico o electrónico, así como su puesta a disposición en Internet.	Х	
La inclusión en bases de datos y en sitios web sean éstos onerosos o gratuitos, existiendo con ellos previa alianza perfeccionada con la Universidad de Cundinamarca para efectos de satisfacer los fines previstos. En este evento, tales sitios y sus usuarios tendrán las mismas facultades que las aquí concedidas con las mismas limitaciones y condiciones.	Х	
La inclusión en el Repositorio Institucional.	Х	



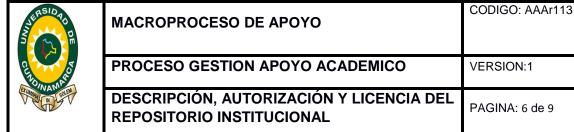
MACROPROCESO DE APOYO	CODIGO: AAAr113
PROCESO GESTION APOYO ACADEMICO	VERSION:1
DESCRIPCIÓN, AUTORIZACIÓN Y LICENCIA DEL REPOSITORIO INSTITUCIONAL	PAGINA: 5 de 9

De acuerdo con la naturaleza del uso concedido, la presente licencia parcial se otorga a título gratuito por el máximo tiempo legal colombiano, con el propósito de que en dicho lapso mi (nuestra) obra sea explotada en las condiciones aquí estipuladas y para los fines indicados, respetando siempre la titularidad de los derechos patrimoniales y morales correspondientes, de acuerdo con los usos honrados, de manera proporcional y justificada a la finalidad perseguida, sin ánimo de lucro ni de comercialización.

Para el caso de las Tesis, Trabajo de Grado o Pasantía, de manera complementaria, garantizo(garantizamos) en mi(nuestra) calidad de estudiante(s) y por ende autor(es) exclusivo(s), que la Tesis, Trabajo de Grado o Pasantía en cuestión, es producto de mi(nuestra) plena autoría, de mi(nuestro) esfuerzo personal intelectual, como consecuencia de mi(nuestra) creación original particular y, por tanto, soy(somos) el(los) único(s) titular(es) de la misma. Además, aseguro (aseguramos) que no contiene citas, ni transcripciones de otras obras protegidas, por fuera de los límites autorizados por la ley, según los usos honrados, y en proporción a los fines previstos; ni tampoco contempla declaraciones difamatorias contra terceros; respetando el derecho a la imagen, intimidad, buen nombre y demás derechos constitucionales. Adicionalmente, manifiesto (manifestamos) que no se incluyeron expresiones contrarias al orden público ni a las buenas costumbres. En consecuencia, la responsabilidad directa en la elaboración, presentación, investigación y, en general, contenidos de la Tesis o Trabajo de Grado es de mí (nuestra) competencia exclusiva, eximiendo de toda responsabilidad a la Universidad de Cundinamarca por tales aspectos.

Sin perjuicio de los usos y atribuciones otorgadas en virtud de este documento, continuaré (continuaremos) conservando los correspondientes derechos patrimoniales sin modificación o restricción alguna, puesto que, de acuerdo con la legislación colombiana aplicable, el presente es un acuerdo jurídico que en ningún caso conlleva la enajenación de los derechos patrimoniales derivados del régimen del Derecho de Autor.

De conformidad con lo establecido en el artículo 30 de la Ley 23 de 1982 y el artículo 11 de la Decisión Andina 351 de 1993, "Los derechos morales sobre el trabajo son propiedad de los autores", los cuales son irrenunciables, imprescriptibles, inembargables e inalienables. En consecuencia, la Universidad de Cundinamarca está en la obligación de RESPETARLOS Y HACERLOS RESPETAR, para lo cual tomará las medidas correspondientes para garantizar su observancia.



NOTA: (Para Tesis, Trabajo de Grado o Pasantía):

Información Confidencial:

Esta Tesis, Trabajo de Grado o Pasantía, contiene información privilegiada, estratégica, secreta, confidencial y demás similar, o hace parte de la investigación que se adelanta y cuyos resultados finales no se han publicado. **SI** ____ **NO** _X_.

En caso afirmativo expresamente indicaré (indicaremos), en carta adjunta tal situación con el fin de que se mantenga la restricción de acceso.

LICENCIA DE PUBLICACIÓN

Como titular(es) del derecho de autor, confiero(erimos) a la Universidad de Cundinamarca una licencia no exclusiva, limitada y gratuita sobre la obra que se integrará en el Repositorio Institucional, que se ajusta a las siguientes características:

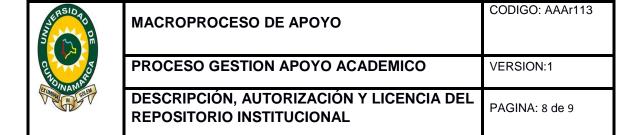
- a) Estará vigente a partir de la fecha de inclusión en el repositorio, por un plazo de 5 años, que serán prorrogables indefinidamente por el tiempo que dure el derecho patrimonial del autor. El autor podrá dar por terminada la licencia solicitándolo a la Universidad por escrito. (Para el caso de los Recursos Educativos Digitales, la Licencia de Publicación será permanente).
- b) Autoriza a la Universidad de Cundinamarca a publicar la obra en formato y/o soporte digital, conociendo que, dado que se publica en Internet, por este hecho circula con un alcance mundial.
- c) Los titulares aceptan que la autorización se hace a título gratuito, por lo tanto, renuncian a recibir beneficio alguno por la publicación, distribución, comunicación pública y cualquier otro uso que se haga en los términos de la presente licencia y de la licencia de uso con que se publica.



AO DE	MACROPROCESO DE APOYO	CODIGO: AAAr113
White State of the	PROCESO GESTION APOYO ACADEMICO	VERSION:1
SOLEM	DESCRIPCIÓN, AUTORIZACIÓN Y LICENCIA DEL REPOSITORIO INSTITUCIONAL	PAGINA: 7 de 9

- d) El(Los) Autor(es), garantizo(amos) que el documento en cuestión, es producto de mi(nuestra) plena autoría, de mi(nuestro) esfuerzo personal intelectual, como consecuencia de mi (nuestra) creación original particular y, por tanto, soy(somos) el(los) único(s) titular(es) de la misma. Además, aseguro(aseguramos) que no contiene citas, ni transcripciones de otras obras protegidas, por fuera de los límites autorizados por la ley, según los usos honrados, y en proporción a los fines previstos; ni tampoco contempla declaraciones difamatorias contra terceros; respetando el derecho a la imagen, intimidad, buen nombre y demás derechos constitucionales. Adicionalmente, manifiesto (manifestamos) que no se incluyeron expresiones contrarias al orden público ni a las buenas costumbres. En consecuencia, la responsabilidad directa en la elaboración, presentación, investigación y, en general, contenidos es de mí (nuestro) competencia exclusiva, eximiendo de toda responsabilidad a la Universidad de Cundinamarca por tales aspectos.
- e) En todo caso la Universidad de Cundinamarca se compromete a indicar siempre la autoría incluyendo el nombre del autor y la fecha de publicación.
- f) Los titulares autorizan a la Universidad para incluir la obra en los índices y buscadores que estimen necesarios para promover su difusión.
- g) Los titulares aceptan que la Universidad de Cundinamarca pueda convertir el documento a cualquier medio o formato para propósitos de preservación digital.
- h) Los titulares autorizan que la obra sea puesta a disposición del público en los términos autorizados en los literales anteriores bajo los límites definidos por la universidad en las "Condiciones de uso de estricto cumplimiento" de los recursos publicados en Repositorio Institucional, cuyo texto completo se puede consultar en biblioteca.unicundi.edu.co
- i) Para el caso de los Recursos Educativos Digitales producidos por la Oficina de Educación Virtual, sus contenidos de publicación se rigen bajo la Licencia Creative Commons: Atribución- No comercial- Compartir Igual.





j) Para el caso de los Artículos Científicos y Revistas, sus contenidos se rigen bajo la Licencia Creative Commons Atribución- No comercial- Sin derivar.



Nota:

Si el documento se basa en un trabajo que ha sido patrocinado o apoyado por una entidad, con excepción de Universidad de Cundinamarca, los autores garantizan que se ha cumplido con los derechos y obligaciones requeridos por el respectivo contrato o acuerdo.

La obra que se integrará en el Repositorio Institucional, está en el(los) siguiente(s) archivo(s).

Nombre completo del Archivo Incluida su Extensión	Tipo de documento (ej. Texto, imagen, video, etc.)	
(Ej. Titulo Trabajo de Grado o Documento.pdf)		
1.Trabajo de Grado.pdf	Texto	
2.		
3.		
4.		

JERSIDAD DE	MACROPROCESO DE APOYO	CODIGO: AAAr113
CENTONIA	PROCESO GESTION APOYO ACADEMICO	VERSION:1
The same	DESCRIPCIÓN, AUTORIZACIÓN Y LICENCIA DEL REPOSITORIO INSTITUCIONAL	PAGINA: 9 de 9

En constancia de lo anterior, Firmo (amos) el presente documento:

APELLIDOS Y NOMBRES COMPLETOS	FIRMA
MUÑOZ GARCÍA SEBASTIÁN	Jan Farf

ALGORITMO PARA LA CARACTERIZACIÓN POR GÉNERO MUSICAL BASADO EN ANÁLISIS Y TRATAMIENTO DE SEÑALES DE AUDIO EN GÉNEROS MUSICALES FOLCLÓRICOS COLOMBIANOS

SEBASTIÁN MUÑOZ GARCÍA

UNIVERSIDAD DE CUNDINAMARCA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
SEÑALES Y SISTEMAS
FUSAGASUGÁ
2016

ALGORITMO PARA LA CARACTERIZACIÓN POR GÉNERO MUSICAL BASADO EN ANÁLISIS Y TRATAMIENTO DE SEÑALES DE AUDIO EN GÉNEROS MUSICALES FOLCLÓRICOS COLOMBIANOS

SEBASTIÁN MUÑOZ GARCÍA

Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de:

Ingeniero Electrónico

Director:
Ing. LEONARDO RODRÍGUEZ MÚJICA

UNIVERSIDAD DE CUNDINAMARCA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
SEÑALES Y SISTEMAS
FUSAGASUGÁ
2016

NOTA DE ACEPTACIÓN

Firma de	el presidente del jurado
	Firma del jurado
	•

Fusagasugá, noviembre de 2016

DEDICATORIA

Dedico esta tesis a mis padres y a mis dos hermosas hermanas, mi gran núcleo familiar, mi motor de vida, fuente de amor, de aliento y sobre todo de apoyo incondicional ante todos y cada uno de mis pasos.

AGRADECIMIENTOS

Agradecido primero que todo con Dios y con la vida por permitirme llegar hasta el final de este importante paso en mi camino; agradezco a mis padres por brindarme siempre tan incondicional apoyo y aliento para seguir adelante siendo la persona que soy gracias a ellos; por supuesto a mi director y asesor de tesis el ingeniero Leonardo Rodríguez Mújica por su gran y grato acompañamiento en la realización de nuestro proyecto y que fue quien me invitó a hacer parte de su semillero de investigación e hizo que enfocara mi carrera hacia mi gran pasión de toda la vida, la música, pasión por la que también quiero agradecer a la persona quien me impartió los primeros conocimientos musicales y sobre todo ese amor musical desde mi infancia, el maestro Johan Lasso Godoy; por último, pero no menos importante, a aquellos docentes que de alguna u otra manera brindaron ese apoyo dentro de la elaboración de este proyecto, docentes como el ingeniero Arley Fernández de la Universidad de Cundinamarca quien nos facilitó material importante para la documentación del trabajo, y la docente externa, la maestra Gloria Millan Grajales abriéndonos sus puertas de la biblioteca de la Facultad de Artes ASAB de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas de Bogotá para la recopilación de gran parte de nuestra discoteca.

CONTENIDO

DEDICATORIA	!
AGRADECIMIENTOS	[[]
CONTENIDO	. IV
LISTA DE TABLAS	. VI
LISTA DE FIGURAS	VII
LISTA DE ECUACIONES	X
RESUMEN	. X
INTRODUCCIÓN	1
DESCRIPCIÓN Y PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	2
OBJETIVOS	3
Objetivo General	3
Objetivos Específicos	3
ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN	4
1. MARCO REFERENCIAL	6
1.1. Música	6
1.1.1. Parámetros del Sonido	7
1.2. Género Musical	8
1.2.1. Clasificación Automática	8
1.3. Inconvenientes en la Clasificación Musical	9
1.4. Características de Audio	.11
1.4.1. Textura Tímbrica	.11
1.4.2. Contenido Rítmico	.14
1.4.3. Contenido Armónico	.16

2	. ME	ETOI	DOLOGÍA	.18
	2.1.	Ved	ctor de características de Textura Tímbrica o Instrumentación	.19
	2.1.	Ca	racterización Rítmica	.26
	2.1	.1.	Extracción de envolvente	.27
	2.1	.2.	Autocorrelación	.28
	2.1	.3.	Detección de picos y cálculo del Histograma de Ritmo	.29
	2.1	.4.	Matriz De Similitud	.30
	2.2.	Ca	racterización Tonal o Armónica	.33
3.	. RE	SUL	_TADOS	.34
	3.1.	Tex	ktura Tímbrica	.34
	3.2.	Coi	ntenido Rítmico	.42
	3.3.	Ma	triz de similitud	.46
	3.4.	Coi	ntenido Armónico	.49
	3.4	l.1.	Vector croma y cálculo del cronograma	.49
4.	. cc	NCI	LUSIONES	.52
5.	. TR	ABA	AJO A FUTURO	.55
6.	. BIE	BLIC	GRAFÍA	.56
7.	. AN	IEXC	OS	.59
	7.1.	Có	digos Fuente	.59
	7.1	.1.	Textura Tímbrica	.59
	7.1	.2.	Contenido Rítmico	.63
	7.1	.3.	Matriz de similitud	.67
	7.1	.4.	Vector Croma	.70
	7.2.	Tak	olas de Base de Datos	.72

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Comparación entre los BPM del metrónomo, algoritmo e histograma d	е
ritmo para 10 del total de las canciones escogidas4	2
Tabla 2. Base de datos general de la discoteca recopilada de los cuatro género	S
folclóricos colombianos: Bambuco, Cumbia, Porro y Vallenato7	2
Tabla 3. Comparación entre los BPM del metrónomo, algoritmo e histograma de	е
ritmo para el total de las canciones escogidas7	4
Tabla 4. Características de los histogramas de ritmo de cada una de las canciones) .
7	7
Tabla 5. Características de tono de cada una de las canciones	9

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Árbol de problemas2
Figura 2. Ejemplos de Histogramas de Ritmo para géneros musicales como Clásica,
Rock, Jazz y Hip-Hop. (Tzanetakis & Cook, 2002)15
Figura 3. Ilustración de la espiral de Shepard de percepción de tono. La dimensión
vertical es la altura de tono, mientras que la dimensión angular es croma. (Bartsch
& Wakefield, 2005)17
Figura 4. Diagrama de secuencia sobre la metodología de este proyecto. F: dominio
de la frecuencia, T: dominio del tiempo19
Figura 5. Diagrama de secuencia para la detección del vector de características de
Textura Tímbrica20
Figura 6. Diagrama de flujo para la función centroide (). Tw: Duración de la trama
de análisis, Ts: Cambio de trama de análisis, fs: Frecuencia de la señal, vector:
Señal de audio21
Figura 7. Diagrama de flujo para la función atenuacion(). Tw: Duración de la
trama de análisis, Ts: Cambio de trama de análisis, fs: Frecuencia de la señal,
vector: Señal de audio22
Figura 8. Diagrama de flujo para la función flujo (). Tw: Duración de la trama de
análisis, Ts: Cambio de trama de análisis, fs: Frecuencia de la señal, vector: Señal
de audio23
Figura 9. Diagrama de flujo para la función low_e (). Tw: Duración de la trama de
análisis, Ts: Cambio de trama de análisis, fs: Frecuencia de la señal, vector: Señal
de audio25
Figura 10. Diagrama de secuencia para la detección automática de ritmo26
Figura 11. Características medibles de un histograma de ritmo. A0, A1: amplitud
relativa (dividido por la suma de amplitudes) del primero y segundo pico del
histograma. RA: relación de la amplitud del segundo pico dividido por la amplitud
del primer pico. P1, P2: período del primero y segundo pico en bpm. SUM: suma
total del histograma (indicación del grado de ritmo)30

Figura 12. Diagrama de secuencia para el cálculo de la matriz de similitud31
Figura 13. Gráfica comparativa de la característica de Centroide Espectral para los
4 géneros musicales colombianos elegidos35
Figura 14. Gráfica de la característica de Centroide Espectral para un fragmento de
tiempo de 2 segundos del vallenato "La gota fría"36
Figura 15. Gráfica de la característica de Atenuación Espectral para un fragmento
de tiempo de 10 segundos del bambuco "Ojos de yo no sé qué. (a) Característica
de Atenuación. (b) Espectro Tiempo v.s. Frecuencia del fragmento de la canción37
Figura 16. Gráfica de la característica de Flujo Espectral para un fragmento de
tiempo de 5 segundos del porro "Atlántico"38
Figura 17. Gráfica del segundo coeficiente MFCC para un fragmento de tiempo de
6 segundos del bambuco "Ojos de yo no sé qué"39
Figura 18. Gráfica de la característica de Baja Energía para un fragmento de tiempo
de 3 segundos de la cumbia "Colombia tierra querida"40
Figura 19. Gráfica de la característica de Cruce por Cero para un fragmento de
tiempo de 10 segundos del bambuco "Ojos de yo no sé qué"41
Figura 20. Histograma de ritmo para el bambuco "El pífano" del maestro Jorge
Camargo Spolidore, con un ritmo aproximado de 65 bpm43
Figura 21. Recopilación de 4 histogramas de ritmo para los 4 géneros folclóricos
colombianos escogidos. Cumbia "Martha la reina" del maestro Lisandro Meza,
Bambuco "Sanjuanero" del maestro Anselmo Durán Plazas, Porro "La luna y la
playa" autor desconocido y Vallenato "Cuando casi te olvidaba" de Los Diablitos.44
Figura 22. Diagrama de distribución de las características de la variable SUM,
hallada a partir de los histogramas de ritmo para los cuatro géneros folclóricos
colombianos45
Figura 23. Espectrograma de ritmo para dos fragmentos de tiempo del bambuco
"Corazoncito mío". (a) Análisis del segundo 10 al 18. (b) Análisis del segundo 60 al
6846

Figura 24. Espectrograma de ritmo para la cumbia "Cumbia Banqueña" del segundo
60 al 6847
Figura 25. Espectrograma de ritmo para el porro colombiano "Tina" del segundo 10
al 1848
Figura 26. Cromograma de un fragmento de 3 segundos del bambuco "San Pedro
en el Espinal"49
Figura 27. Diagrama de barras para la representación de las 12 notas musicales
cromáticas de un fragmento de 3 segundos del bambuco "San Pedro en el Espinal".
50
Figura 28. Representación espectral del contenido de altura de tono para un
fragmento de 3 segundos del bambuco "San Pedro en el Espinal"51

LISTA DE ECUACIONES

Ecuación 1. Centroide Espectral	20
Ecuación 2. Atenuación Espectral.	21
Ecuación 3. Flujo Espectral.	22
Ecuación 4. Potencia de una señal	23
Ecuación 5. Valor RMS.	24
Ecuación 6. Energía de la señal por cada ventana de textura	24
Ecuación 7. Cruce por Cero.	25
Ecuación 8. Función de signo.	26
Ecuación 9. Rectificación de onda completa.	27
Ecuación 10. Filtro pasa-bajas	27
Ecuación 11. Sub-muestreo	28
Ecuación 12. Eliminación del promedio.	28
Ecuación 13. Autocorrelación.	28
Ecuación 14. Cálculo de BPM	29
Ecuación 15. Medida de disimilitud	32
Fcuación 16. Cálculo vector croma	33

RESUMEN

Este trabajo incorpora elementos a través de los cuales se pretende priorizar la observación, análisis e interpretación de las características de la música normalmente relacionadas como la instrumentación o textura tímbrica, el contenido rítmico y el contenido armónico o tonal de la misma; debido a ello, en este trabajo se concentra un alto componente cualitativo. Este estudio iniciará con la indagación de dichas características de cuatro géneros folclóricos colombianos elegidos: Bambuco, Cumbia, Porro y Vallenato. Para estas canciones se propone generar cuatro cosas puntuales: primero, un vector de 19 características por canción el cual nos permite hacer una medición cuantitativa de las tipologías conocidas dentro de la textura tímbrica como: texturas brillantes, atenuación, cambio espectral de la señal, ruido de la señal, representación del habla y características de baja energía. Seguido de esto, se procederá con el análisis del contenido rítmico de la señal de donde se derivan dos puntos: El hallazgo de los beats por minuto (BPM) de cada canción el cual desde un punto de su proceso de cálculo, más específicamente la autocorrelación, se hará una detección de picos máximos para así añadirlos a lo que se denomina Histograma de Ritmo; y el hallazgo de una matriz de similitud, la cual se aplica a fragmentos de tiempo elegidos al azar de las canciones de los géneros mencionados, y con esto realizar una comparación detallada según algunos parámetros como: armónicos de la señal, número de notas aproximado por fragmento de audio, y la periodicidad de la señal o el llamado "tablero de ajedrez". Finalmente, dentro del análisis de la tercer y última característica de la música como lo es el contenido armónico, se encuentran 12 características arrojadas por algodenominado Vector Croma, quien nos permite tener de cierta manera una medida de la energía espectral de la señal y cada una de estas características representa las 12 clases de tono estipulados por la música occidental (espaciados por semitonos).

Estas mediciones con sus respectivas observaciones se hallan por supuesto teniendo en cuenta el estudio elaborado, sección bastante relevante en este trabajo, acerca de los inconvenientes que tiene y conlleva una clasificación y/o caracterización musical.

INTRODUCCIÓN

Cuando se habla de género musical, éste se puede definir por las características comunes, que comparten sus miembros, características como la instrumentación o textura tímbrica, el contenido rítmico y el contenido armónico o tonal. En la actualidad son muchos los casos aún donde las etiquetas de los archivos de música se realizan manualmente. El alcance principal de este trabajo estrictamente investigativo es dar un aporte a la clasificación del género musical automático, ayudando al usuario humano en este proceso; esto sería una valiosa adición a los sistemas de recuperación de información musical.

Este trabajo está estructurado de la siguiente manera: la sección 1 es nuestro marco referencial, donde se intenta dejar claridad en cada uno de los términos utilizados en el transcurso de este experimento y donde se le da la relevancia a los inconvenientes en la clasificación musical no solo nacional si no mundialmente hablando, no por aspectos musicales si no por factores que en la sección 1.3 se discuten. En la sección 2 se expone la metodología utilizada y bajo qué criterios y parámetros se pretende realizar la caracterización de la música colombiana escogida, ilustrando cada uno de los algoritmos usados como herramientas para la realización de los primeros pasos hacia una clasificación como tal, así mismo mencionando su implementación a las canciones escogidas por cada uno de los cuatro géneros musicales colombianos, siendo un total de 85 canciones. Posteriormente, la sección 3 ilustra el análisis tanto cualitativo como cuantitativo del proceso realizado a nivel investigativo y experimental, haciendo por supuesto las respectivas comparaciones de los resultados conseguidos. Finalmente se logra culminar con unas conclusiones relevantes a pesar de las dificultades coexistidas en el transcurso de esta investigación, terminando así con una sección del trabajo a futuro como inspiración a seguir indagando sobre esta rama de investigación, y qué mejor que enfocarla al folclor de nuestro país.

DESCRIPCIÓN Y PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA



Figura 1. Árbol de problemas.

El proyecto se centra básicamente en implementar y aplicar el algoritmo elaborado en (Tzanetakis & Cook, 2002), donde se plantea una mejoría en el reconocimiento de ciertas características musicales como el contenido rítmico, textura tímbrica y contenido de tono. Los autores aplican el algoritmo en géneros populares a nivel mundial como el Rock, Jazz, Clásica y Hip-Hop; nuestra iniciativa es ejecutar dicho algoritmo enfocándolo hacia la música y jerarquía de nuestro folclor colombiano, más específicamente en este proyecto, como el Bambuco, la Cumbia, el Porro y el Vallenato.

En la Figura 1 planteamos como problemática la carencia notoria de antecedentes en cuanto análisis y tratamiento de señales de audio en géneros musicales folclóricos colombianos, de donde también es de resaltar la clasificación manual de dichos géneros, lo cual nos lleva a una ineficiencia y desconocimiento de las señales de audio en nuestro folclor y por supuesto su clasificación y/o caracterización.

OBJETIVOS

Objetivo General

Realizar una clasificación de música colombiana a través del algoritmo de Tzanetakis y Cook.

Objetivos Específicos

- Implementar el algoritmo de Tzanetakis y Cook para la generación de un histograma de ritmo que diferencia cada género musical dentro de la jerarquía.
- Establecer los parámetros de textura tímbrica o instrumentación.
- Establecer los parámetros de contenido rítmico.
- Establecer los parámetros de tono o contenido armónico.

ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN

Este proyecto de investigación titulado "ALGORITMO PARA ΙΑ CARACTERIZACIÓN POR GÉNERO MUSICAL BASADO EN ANÁLISIS Y TRATAMIENTO DE SEÑALES DE AUDIO EN GÉNEROS MUSICALES FOLCLÓRICOS COLOMBIANOS", parte de una iniciativa en optimizar, o mejor, aportar al mejoramiento de la clasificación musical de nuestro folclor colombiano; para esto se requiere hacer una implementación del algoritmo propuesto por Tzanetakis y Cook, el cual pretende realizar paso a paso el proceso de análisis de una muestra de audio ".wav" estableciendo parámetros como contenido rítmico, textura tímbrica o instrumentación, y el tono o contenido armónico que diferencia a cada género musical dentro de su jerarquía.

Este proyecto es bastante viable ya que son pocos los recursos económicos y humanos que se requieren para la realización del mismo. Además, académicamente hablando, el tipo de estudio según su finalidad es 'aplicado' puesto que esta investigación está orientada a lograr nuevos conocimientos facilitando incluso, muy probablemente la búsqueda de la música colombiana para usuarios de emisoras, bibliotecas musicales, reproductores de audio, etc.

Ahora, basándonos en nuestro planteamiento del problema, son abundantes los trabajos relacionados con la clasificación musical, el reconocimiento de patrones de audio, discriminación de música/habla, etc., con innumerables metodologías y algoritmos implementados, pero es muy notoria la carencia de antecedentes relacionados con dicha clasificación enfocados hacia la música folclórica o étnica, no sólo en Colombia si no generalizando. Una de estas pocas fuentes es (Lidy, y otros, 2010), artículo realizado por diferentes integrantes de distintas nacionalidades, donde se menciona precisamente que la mayor parte de investigaciones por el estilo se han realizado predominantemente en la música occidental o géneros comerciales a nivel mundial, esto puede deberse a la facilidad de acceso de esta música en forma digital e incluso a la familiaridad que tenemos

también como comunidad hacia estos estilos musicales, haciendo más fácil la evaluación de nuevos enfoques y llevando a una adopción más rápida de la industria.

Por otro lado, los archivos de audio étnicos o folclóricos contienen enormes volúmenes de música valiosa recopilados por investigadores de todo el mundo durante largos períodos de tiempo. Estos constituyen la base de nuestro patrimonio cultural musical. Colocamos dentro de esta idea como ejemplo la recopilación y recuperación musical (Millán Grajales, 2010) elaborada por la maestra y directora de la biblioteca de la facultad de artes ASAB de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas de Bogotá, Gloria Millán Grajales, por parte de los Fondos Documentales del CDA (CDA, 2016) de la misma, realizando un gran trabajo al que se le da apoyo con esta recuperación de información musical explorada en este proyecto.

Intentos destacados por la recuperación de información de la música étnica se logran ver también en (Rodà, 2009), donde se habla de la importancia de la digitalización y extracción de características de la vieja música folclórica, y en (Cornelis, Lesaffre, Moelants, & Leman, 2009), exponiendo avances y perspectivas de recuperación de información musical para tener un fácil y mejor acceso a la música folclórica.

1. MARCO REFERENCIAL

1.1. Música

Según diccionarios musicales, definiciones tradicionales del término, y percepciones a través del tiempo, la música se puede definir como la organización coherente de los sonidos y los silencios, la cual nos da sus parámetros fundamentales, que son la melodía, la armonía y el ritmo. La manera en la que se definen y aplican estos elementos, varían de una cultura a otra. Así mismo, se puede afirmar que:

- La melodía es un conjunto de sonidos que suenan sucesivamente uno después de otro, y que se percibe con identidad y sentido propio. También los silencios forman parte de la estructura de la melodía, poniendo pausas al "discurso melódico". El resultado es como una frase bien construida semántica y gramaticalmente. Es discutible, en este sentido, si una secuencia dodecafónica podría ser considerada una melodía o no. Cuando hay dos o más melodías simultáneas se denominan contrapunto.
- La armonía, bajo una concepción vertical de la sonoridad, y cuya unidad básica es el acorde, regula la concordancia entre sonidos que suenan simultáneamente y su enlace con sonidos vecinos.
- La métrica, se refiere a la pauta de repetición a intervalos regulares, y en ciertas ocasiones irregulares, de sonidos fuertes o débiles y silencios en una composición.
- El ritmo, es el resultado final de los elementos anteriores, a veces con variaciones muy notorias, pero en una muy general apreciación se trata de la capacidad de generar contraste en la música, esto es provocado por las diferentes dinámicas, timbres, texturas y sonidos.

1.1.1. Parámetros del Sonido

Como en la definición anterior, la música está compuesta por dos elementos básicos: los sonidos y los silencios.

El sonido es la sensación percibida por el oído al recibir las variaciones de presión generadas por el movimiento vibratorio de los cuerpos sonoros. Se transmite por el medio que los envuelve, que generalmente es el aire de la atmósfera La ausencia perceptible de sonido es el silencio, aunque es una sensación relativa, ya que el silencio absoluto no se da en la naturaleza.

El sonido tiene cuatro parámetros fundamentales:

- La altura es el resultado de la frecuencia que produce un cuerpo sonoro; es
 decir, de la cantidad de ciclos de las vibraciones por segundo o de hercios
 (Hz) que se emiten. De acuerdo con esto se pueden definir los sonidos como
 "graves" y "agudos". Cuanto mayor sea la frecuencia, más agudo (o alto) será
 el sonido.
- La duración corresponde al tiempo que duran las vibraciones que producen un sonido. La duración del sonido está relacionada con el ritmo. La duración viene representada en la onda por los segundos que esta contenga.
- La intensidad es la fuerza con la que se produce un sonido; depende de la energía. La intensidad viene representada en una onda por la amplitud.
- El timbre es la cualidad que permite distinguir los diferentes instrumentos o voces a pesar de que estén produciendo sonidos con la misma altura, duración e intensidad. Los sonidos que escuchamos son complejos; es decir, son el resultado de un conjunto de sonidos simultáneos (tonos, sobretonos y armónicos), pero que nosotros percibimos como uno (sonido fundamental). El timbre depende de la cantidad de armónicos o la forma de la onda que tenga un sonido y de la intensidad de cada uno de ellos, a lo cual se le denomina espectro. (Wikipedia, 2016)

1.2. Género Musical

Un género musical es una categoría que reúne composiciones musicales que comparten distintos criterios de afinidad. Estos criterios pueden ser musicales; aquí empezamos a hablar sobre esas características tanto de la música como del sonido que se proyectan parametrizar y analizar en este trabajo como lo es el ritmo, la instrumentación, los rasgos armónicos o melódicos o su estructura, así como también basarse en características no musicales, como la región geográfica de origen, el período histórico, el contexto sociocultural u otros aspectos de una determinada cultura, aspectos analizados más adelante dentro de una de las secciones de este estudio.

1.2.1. Clasificación Automática

Extraer de manera automática la información de la música ha ganado bastante importancia como una forma de estructurar y organizar los archivos de música disponibles en formato digital, sobre todo en la web. Las jerarquías de género, normalmente creados manualmente por expertos humanos, han sido una de las formas más utilizadas para estructurar el contenido de música; teniendo esto en cuenta, la clasificación de género musical automática potencialmente puede automatizar este proceso y proporcionar un componente importante para un sistema de recuperación de información musical completa para señales de audio.

La base de cualquier tipo de sistema de análisis automático de audio es la extracción de vectores de características. Un gran número de diferentes conjuntos de características se origina principalmente de la zona de reconocimiento de voz pues procedente de esto, la clasificación automática de audio tiene también una larga historia.

Poco a poco se han universalizado las características que componen el sonido perceptible por el oído humano, ya sea el habla, la música, el sonido ambiente, y hasta lo que puede haber entre estos sonidos que denominamos ruido,

espectralmente hablando. Estas características son de las que vamos a hablar, parametrizar y analizar en el estudio de este trabajo: contenido rítmico, textura tímbrica o instrumentación, y contenido tonal o armónico. Pero, hay que tener en cuenta que dentro de una clasificación musical no son sólo los factores espectrales y musicales los que se deben analizar, y no son los que nos caracterizan la música en un 100%, si no otra clase de factores importantes que se mencionan en la siguiente sección. (Tzanetakis & Cook, 2002), (Yegros745, 2010)

1.3. Inconvenientes en la Clasificación Musical

Como se ha venido mencionando, en otras palabras los géneros musicales naturalmente son etiquetas establecidas y utilizadas por los seres humanos para categorizar y puntualizar el extenso universo de la música. Estos géneros musicales no tienen definiciones y límites precisos a medida que surgen a través de una compleja interacción entre el público, la comercialización, lo histórico y los factores culturales. Sin embargo, incluso con los actuales géneros musicales, es claro que los miembros de un género particular comparten ciertas características típicamente relacionadas con la instrumentación, estructura rítmica, y el contenido de tono de la música, pero muchas de las expresiones de la música en general que circulan por los medios masivos de comunicación resultan de la mezcla y la fusión de diferentes géneros musicales. La asignación de un nombre de género a estos ejemplos generaría posibles polémicas y ello, a su vez, daría cuenta de las dificultades de esta categorización. Con dicha realidad, en este caso recurrente en la música folclórica colombiana, podemos indagar un poco acerca de dichas dificultades e inconvenientes en la parte de la clasificación o categorización de la música.

A partir de las observaciones ya realizadas por otros autores sobre los aspectos brevemente señalados, se considera oportuno en cada caso incluir en la definición de género otros elementos que no provienen del análisis rigurosamente musical, como por ejemplo la *performance*, la naturaleza cultural de la música y la inmersión en un mundo político, económico y social. En consecuencia, la adjudicación de un

género a una música no estaría determinada únicamente por las cualidades específicas del lenguaje musical sino también por los usos que se hacen de ella.

Uno de los inconvenientes al agrupar música por géneros, por ejemplo, es que éste es un proceso subjetivo que resulta muy influido por el conocimiento personal y la forma de cada uno de sentir y escuchar la música.

La categorización de la música, especialmente en géneros muy específicos o subgéneros, como lo es en la mayoría de casos en nuestra música colombiana, puede resultar difícil para los nuevos estilos emergentes o modernos, o para piezas musicales que incorporan características de múltiples géneros. Los intentos por encerrar músicos individuales a un género determinado pueden inducir a error, ya que es habitual que produzcan música en una variedad de géneros en el transcurso de su carrera, o incluso, en una misma pieza musical. Dentro de nuestra investigación encontramos un ejemplo claro como lo es el Bambuco, género por el cual según sus autores antes de los años 60 éste se hacía a un solo ritmo de 3/4; posteriormente, también por obra de otros autores reconocidos, este género se comenzó también a hacer a una rítmica de 6/8.

Lamentablemente, la identificación consistente de género musical es una tarea difícil, tanto para los seres humanos como para las computadoras. Hoy en día no hay un acuerdo generalmente aceptado de lo que son las características precisas de un género en particular, ni siquiera hay un claro consenso sobre las categorías concretas de género y cómo éstas están relacionadas entre sí.

Ya en este punto de la categorización musical en géneros cabe resaltar que algunas personas sienten que ésta se basa más en motivos comerciales y de mercado que en criterios musicales; entre otros factores que en este caso no discutiremos como, por ejemplo, la confusión entre los términos Estilo y Género. (Guerrero, 2012), (Millán Grajales, 2010) y (McKay, 2004).

1.4. Características de Audio

1.4.1. Textura Tímbrica

Los elementos utilizados para representar e interpretar esta característica musical denominada textura tímbrica, o en música instrumentación, son basados en cualidades habituales, especificadas en (Theodoros Giannakopoulos, 2014), propuestas desde hace mucho tiempo en diferentes aplicaciones tanto en discriminación de música y habla, por ejemplo en (Scheirer & Slaney, 1997) y (Saunders, 1996), como en reconocimiento de voz, por ejemplo en (Juang, 1993). La mayoría de estas mediciones se calculan directamente de la transformada corta de Fourier (STFT) la cual es aplicada a una señal de audio dividida en marcos con cierto nivel de superposición. De acuerdo a esto, las características a tener en cuenta para representar la textura tímbrica son:

1.4.1.1. Ventanas de Análisis y de Textura

La señal es dividida en segmentos pequeños y cada uno de ellos se procesa por separado. Estos segmentos son las ventanas de análisis y deben ser lo suficientemente pequeños para que las características de frecuencia del espectro de magnitud sean relativamente estables.

La sensación de una "textura" de sonido surge como resultado de múltiples espectros de tiempo corto con diferentes características siguiendo algún patrón en el tiempo. Por lo tanto, con el fin de captar la naturaleza a largo plazo de la "textura" de sonido, las características reales son calculadas hallando la media y varianza de las características a extraer tanto en el dominio del tiempo como de la frecuencia sobre un número de ventanas de análisis.

Una ventana más grande se le denomina ventana de textura; idealmente debe corresponder a la cantidad de tiempo mínimo de sonido que es necesaria para identificar un sonido particular o una textura musical como tal.

Ejemplo:

Ventana de Análisis → 23 ms (512 muestras a 22.050 Hz)

Ventana de Textura → 1 s (43 ventanas de análisis)

1.4.1.2. Características en el dominio de la Frecuencia

Dentro de las características en el dominio de la frecuencia se pueden definir las siguientes topologías:

Centroide Espectral:

Es una medida de forma espectral, la cual se puede tomar como el centro de "gravedad" del espectro y cuyos valores más altos de centroides o con frecuencias más altas, corresponden a las texturas "brillantes".

Atenuación Espectral:

Al igual que el centroide, la atenuación es una medida de forma espectral, denominada como la frecuencia R_t por debajo del cual cierto porcentaje (por lo general alrededor del 90%, según el usuario) de la distribución de la magnitud del espectro se concentra. Esta medición puede ser también tratada como un descriptor de forma espectral de una señal de audio y se puede utilizar para discriminar entre sonidos sonoros y sordos.

Flujo Espectral:

Es la medida de la cantidad de cambio espectral entre dos fragmentos o tramas consecutivas y es calculada como la diferencia al cuadrado entre las magnitudes normalizadas de los espectros de dichas tramas.

• Coeficientes Cepstrales en las Frecuencias de Mel. (MFCC):

Estos coeficientes son típica y ampliamente utilizados para la representación del habla en archivos de audio, hallados también desde la STFT, los cuales son un tipo de representación cepstral de la señal, en donde las bandas de frecuencias se distribuyen de acuerdo con la escala Mel. en lugar del enfoque linealmente espaciado.

Los coeficientes MFCC han demostrado ser potentes funciones en varias aplicaciones de análisis de audio. Por ejemplo, en la tarea de clasificación binaria de habla vs música, donde exhiben una significativa capacidad discriminativa. Vale la pena señalar que, dependiendo de la tarea en cuestión, diferentes subconjuntos de los MFCC se han utilizado en los últimos años, por ejemplo, se ha hecho habitual en muchas aplicaciones de procesamiento de la música para seleccionar los primeros 13 coeficientes MFCC porque se consideran con suficiente información discriminativa en el contexto de diversas tareas de clasificación. Ahora, se ha discutido en diferentes casos que los primeros 5 coeficientes proporcionan un mejor rendimiento en esta labor de clasificación de género (Tzanetakis & Cook, 2002).

1.4.1.3. Características en el dominio del Tiempo

Dentro de las características en el dominio del tiempo se pueden definir las siguientes topologías:

Baja Energía:

Ésta es la única característica que se basa exclusivamente en la ventana de textura. Es simplemente el porcentaje de ventanas de análisis que tienen menor energía RMS de la energía RMS promedio de la ventana de textura.

• Cruce por Cero:

Esta característica se puede definir como la tasa de inicios de cambios de la señal durante la trama a analizar. Lo que quiere decir que es el número de veces que el cambio de valor de la señal, de positivo a negativo y vice versa, es dividida por la

longitud de la trama. Por esto, esta tasa se puede interpretar como una medida del ruido de la señal.

1.4.2. Contenido Rítmico

Cualquier persona que alguna vez haya movido un pie al tiempo de la música ha realizado análisis de ritmo. Aunque es simple para los seres humanos, esta tarea es considerablemente difícil de automatizar. Lo que la mayoría de sistemas de detección de ritmo proporcionan es una estimación de marcha del ritmo principal y una de su fuerza, esto para obtener precisamente una mayor información musical. Características como la regularidad del ritmo y la relación entre *beats* y *subbeats* son las que se quieren resaltar con la interpretación de esta medición.

Para este proyecto se incorporan dos puntos de gran relevancia para la realización de esta medida característica del sonido, contenido rítmico:

1.4.2.1. Histograma de Ritmo

Los autores mayormente seguidos en este proyecto proponen una manera de representar el contenido rítmico, esto mediante los denominados *Beat Histograms* o histogramas de ritmo. Ellos, en su artículo "Musical Genre Classification of Audio Signals" hacen una caracterización también de cuatro géneros musicales generando sus histogramas como los mostrados en la Figura 2.

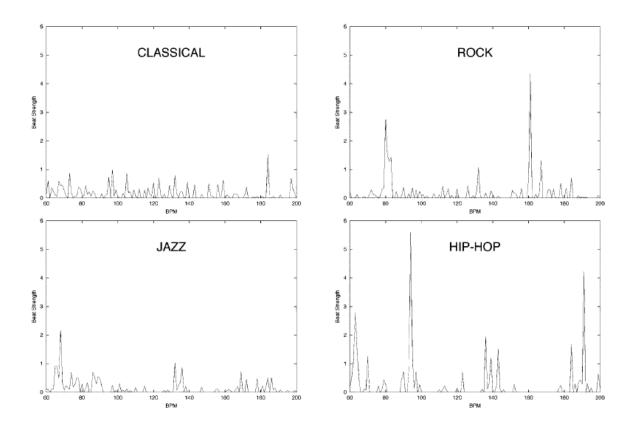


Figura 2. Ejemplos de Histogramas de Ritmo para géneros musicales como Clásica, Rock, Jazz y Hip-Hop. (Tzanetakis & Cook, 2002)

Se observan características rítmicas claras entre los géneros, pero con la particularidad de que el Rock y el Hip-Hop presentan amplitudes más altas en sus golpes o *beats* a diferencia de la Clásica y el Jazz. Estos histogramas son exhibidos con el único objetivo de tener un poco más de claridad y visualización de los mismos para la comparación de los generados más adelante en este trabajo.

1.4.2.2. Matriz de Similitud

Otros autores (Foote & Shingo Uchihashi, 2001), dentro de su interés también por caracterizar rítmicamente un archivo de audio, proponen una medida de la auto-similitud acústica frente al tiempo de retardo, calculada a partir de una representación de similitud espectral. Los picos en el histograma de ritmo corresponden a componentes rítmicos principales del audio de la fuente. El tiempo

de repetición de cada componente puede determinarse por el tiempo de retardo del pico correspondiente, mientras que las amplitudes relativas de diferentes picos reflejan las intensidades de sus componentes rítmicos correspondientes. Entonces, presentan así una matriz de similitud, ésta es una imagen formada a partir del espectro de ritmo en ventanas sucesivas.

1.4.3. Contenido Armónico

Como se ha mencionado, el contenido armónico es el mismo contenido tonal de la música; por supuesto los géneros musicales de ninguna manera se pueden caracterizar plenamente por su contenido de tono, pero hay algunas tendencias que pueden conducir a vectores de características útiles. Por ejemplo, tomando como referencia nuevamente el artículo de Tzatenakis y Cook, el jazz o la música clásica tienden a tener un mayor grado de cambio de tono que la música rock o pop. Como consecuencia, los histogramas de tono del pop o la música rock tendrán menos y más pronunciados picos que los histogramas de jazz o música clásica.

1.4.3.1. Vector Croma

Hablando de vectores de características útiles para la caracterización de tono de la música, en esta sección se menciona un factor que puede dar cualidad a esa característica armónica, esta medición es llamada vector croma, la cual es analizada y medida en (Theodoros Giannakopoulos, 2014), donde nos dice que es una representación de 12 elementos de la energía espectral de la propuesta en (Wakefield, 1999),

Wakefield referencia al psicólogo sensorial Roger Shepard, quien da una definición de croma mencionando que transforma la frecuencia en clases de equivalencia de octava. Al extender el concepto de croma a la fuerza cromática y cómo varía con el tiempo, se logra demostrar en este artículo la utilidad del croma en la simplificación del procesamiento y la representación de señales dominadas por componentes de banda estrecha relacionados armónicamente.

Éste es un descriptor ampliamente usado en diferentes aplicaciones relacionadas con la música, por ejemplo en (Bartsch & Wakefield, 2005), donde hace referencia que a principios de los años sesenta, Shepard informó que dos dimensiones en lugar de una son necesarias para representar la estructura perceptual de tono (Shepard, 1964). Determinó que la percepción del tono del sistema auditivo humano estaba mejor representada como una espiral que como una línea unidimensional, y acuñó los términos tono de altura y croma para caracterizar las dimensiones vertical y angular, respectivamente, como es ilustrado en la Figura 3. En esta representación, a medida que el tono de una nota musical aumenta, digamos de C1 (Do en la escala primaria) a C2 (Do en la escala secundaria), su lugar geométrico se mueve a lo largo de la hélice, girando cromáticamente a través de todas las clases de tono antes de regresar a la clase de tono de punto inicial (C).

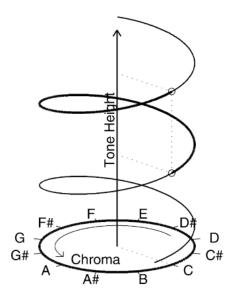


Figura 3. Ilustración de la espiral de Shepard de percepción de tono. La dimensión vertical es la altura de tono, mientras que la dimensión angular es croma. (Bartsch & Wakefield, 2005)

2. METODOLOGÍA

Como se menciona anteriormente, éste es un trabajo investigativo, el cual se basa en algunos antecedentes encontrados en IEEE Xplore en (Universidad de Cundinamarca, 2016) sobre clasificación musical para diferentes géneros como Rock, Hip-Hop, Jazz y música Clásica. Para este proceso se quiso enfocar el análisis de clasificación hacia nuestro folclor musical colombiano (Abadía Morales, ABC DEL FOLCKLORE COLOMBIANO, 2001), donde existe una inmensa variedad de géneros y subgéneros (Abadía Morales, COMPENDIO GENERAL DE FOLKLORE COLOMBIANO, 1983). Para nuestra implementación, a través del software Octave (Eaton, 1998-2016), escogimos cuatro géneros musicales colombianos en total, cuyos audios en formato ".wav" fueron obtenidos directamente de los Fondos Documentales del CDA de la Facultad de Artes ASAB de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas de Bogotá (CDA, 2016) y de la indagación sobre la música más representativa y típica de nuestro país (Wikipedia, 2016) y (Biblioteca Nacional de Colombia, 2015). Uno de ellos es el Bambuco (Wikipedia, 2016) (28 canciones), originario de nuestra Región Andina cuyo compás es medido a 3/4 o 6/8 comúnmente; otros dos de los géneros se asemejan un poco. con el fin de tener un mejor paralelo entre sus características, hablamos de la Cumbia (Wikipedia, 2016) (27 canciones) y el Porro (Wikipedia, 2016) (15 canciones), por ser originarios de nuestra Región Caribe y por su medición del compás a 4/4, 2/4 o a compás partido (Ø) generalmente. Y el cuarto género, también de origen costeño, el Vallenato (Wikipedia, 2016) (15 canciones), cuya medición, según su estilo o sub-género está dada a 4/4, 2/4 y hasta 3/4 como es el caso del Merengue y la Puya, llegando así a un total de 85 canciones para este proyecto.

En la Figura 4 se muestra un diagrama de secuencia con el proceso metodológico a implementar, no sólo para el cálculo de las tres características relacionadas entre la música, sino incluyendo el estudio investigativo en general.



Figura 4. Diagrama de secuencia sobre la metodología de este proyecto. F: dominio de la frecuencia, T: dominio del tiempo.

Los procesos y ejecuciones de nuestra implementación de los algoritmos encontrados y elaborados para esta investigación serán explicados brevemente a continuación:

2.1. Vector de características de Textura Tímbrica o Instrumentación

Los elementos mencionados en la sección 1.4.1 son también usados e implementados para representar esta característica de la música folclórica colombiana en nuestro sistema como se muestra a continuación en la Figura 5:



Figura 5. Diagrama de secuencia para la detección del vector de características de Textura Tímbrica.

Dichos elementos son descritos en seguida mediante su respectiva ecuación e implementándolas como función en Octave, retornando cada una de ellas la media y varianza:

A. Centroide Espectral:

Ecuación 1. Centroide Espectral.

$$C_t = \frac{\sum_{n=1}^{N} M_t[n] * n}{\sum_{n=1}^{N} M_t[n]}$$

donde $M_t[n]$ es la magnitud de la transformada de Fourier en el marco t y la frecuencia en el compartimiento n. Su implementación es la siguiente:

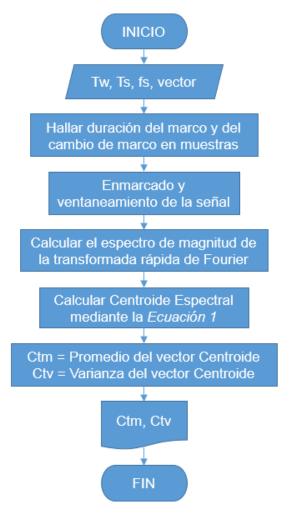


Figura 6. Diagrama de flujo para la función centroide (). Tw: Duración de la trama de análisis, Ts: Cambio de trama de análisis, fs: Frecuencia de la señal, vector: Señal de audio.

B. Atenuación Espectral:

Ecuación 2. Atenuación Espectral.

$$\sum_{n=1}^{R_t} M_t[n] = 0.85 * \sum_{n=1}^{N} M_t[n]$$

Para este caso, se eligió un porcentaje del 85%. Su implementación es la siguiente:

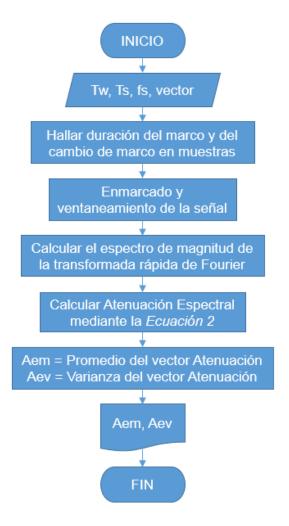


Figura 7. Diagrama de flujo para la función atenuacion (). Tw: Duración de la trama de análisis, Ts: Cambio de trama de análisis, fs: Frecuencia de la señal, vector: Señal de audio.

A. Flujo Espectral:

Ecuación 3. Flujo Espectral.

$$F_t = \sum_{n=1}^{N} (N_t[n] - N_{t-1}[n])^2$$

donde $N_t[n]$ y $N_{t-1}[n]$ son la magnitud normalizada de la transformada de Fourier en el marco actual t, y el anterior t-1, respectivamente. Su implementación es la siguiente:

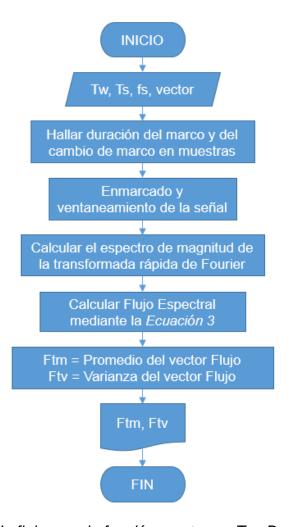


Figura 8. Diagrama de flujo para la función flujo (). Tw: Duración de la trama de análisis, Ts: Cambio de trama de análisis, fs: Frecuencia de la señal, vector: Señal de audio.

A. Coeficientes Cepstrales en las Frecuencias de Mel (MFCC):

La implementación de los coeficientes MFCC es tomada de (Wojcicki, 2011) y es mostrada en el anexo 7.1.1.1.

B. Baja Energía:

Sabiendo que la potencia de una señal está dada por (Ambaradar):

Ecuación 4. Potencia de una señal.

$$P = \sum |\mathsf{M}_{\mathsf{t}}[\mathsf{n}]|^2$$

y que el valor RMS es:

Ecuación 5. Valor RMS.

$$RMS = \sqrt{p}$$

entonces la energía para cada una de las ventanas sería:

Ecuación 6. Energía de la señal por cada ventana de textura.

$$E_n = RMS * T_W$$

siendo T_W el tiempo de duración de la ventana de textura. Su implementación es la siguiente:

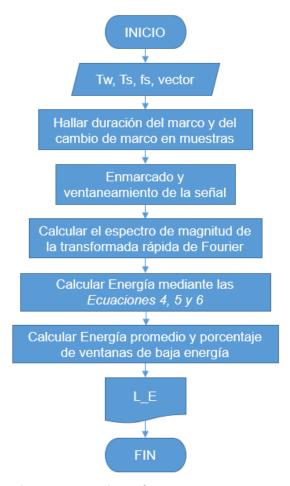


Figura 9. Diagrama de flujo para la función low_e (). Tw: Duración de la trama de análisis, Ts: Cambio de trama de análisis, fs: Frecuencia de la señal, vector: Señal de audio.

A. Cruce por Cero:

Para este caso, la implementación de cruce por cero se toma directamente de (Theodoros Giannakopoulos, 2014) con la función feature_zcr(), y se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 7. Cruce por Cero.

$$Z_{t} = \frac{1}{2T_{W}} \sum_{n=1}^{T_{W}} |sgn(x_{t}[n]) - sgn(x_{t}[n-1])|$$

donde sgn() es la función de signo, es decir:

Ecuación 8. Función de signo.

$$sgn(x_t[n]) = \begin{cases} 1, & x_t[n] \ge 0, \\ -1, & x_t[n] < 0. \end{cases}$$

2.1. Caracterización Rítmica

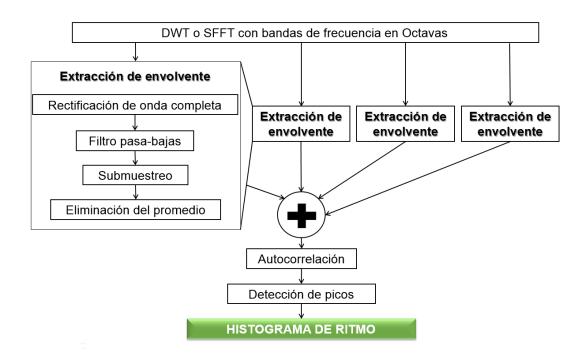


Figura 10. Diagrama de secuencia para la detección automática de ritmo.

La Figura 10 muestra el diagrama de secuencia propuesto en (Tzanetakis & Cook, 2002) con una de las estructuras comunes para la detección automática de ritmo, implementación tomada de (Souza, 2012), la cual consiste en un banco de filtros bien sea hallados mediante la transformada de Fourier o la transformada Wavelet, implementado con la función SubBandDWT(), cuyos pasos para dicho banco de filtros están en el siguiente orden:

- 1. Normalización de la banda de baja frecuencia.
- 2. Creación de los coeficientes del filtro pasa-altas.
- 3. Aplicar filtro pasa-altas a la señal.
- 4. Normalización de la banda de alta frecuencia.
- 5. Creación de los coeficientes del filtro pasa-bajas.
- 6. Aplicar filtro pasa-bajas a la señal filtrada.

Seguido de esto, un arreglo típico de extracción de envolvente explicada en la sección 2.1.1, después se suman dichas envolventes y finalmente un algoritmo de detección de periodicidad que se utiliza para averiguar el retraso en el que la envolvente de las señales es más similar a sí misma, se puede hacer mediante la convolución (Ambaradar). Una secuencia matemática de este proceso se puede observar a continuación:

2.1.1. Extracción de envolvente

A. Rectificación de onda completa:

Ecuación 9. Rectificación de onda completa.

$$y[n] = |x[n]|$$

Se aplica con el fin de extraer la envolvente temporal de la señal en lugar de la señal de dominio de tiempo.

B. Filtro pasa-bajas:

Ecuación 10. Filtro pasa-bajas.

$$y[n] = (1 - \alpha)x[n] + \alpha y[n - 1]$$

Un filtro de un polo con un valor alfa (α) de 0,99 que se utiliza para suavizar la envolvente. La rectificación seguida del filtro es una técnica de extracción de envolvente común y estándar.

C. Sub-muestreo:

Ecuación 11. Sub-muestreo.

$$y[n] = x[kn]$$

Donde a la constante k se le asigna un valor de 16 para esta aplicación. Debido a las grandes periodicidades para el análisis del ritmo, el sub-muestreo de la señal reduce el tiempo de cálculo para la autocorrelación sin afectar el rendimiento del algoritmo.

D. Eliminación del promedio:

Ecuación 12. Eliminación del promedio.

$$y[n] = x[n] - E[x[n]]$$

Se aplica con el fin de hacer que la señal centrada llegue a cero para la etapa de autocorrelación.

2.1.2. Autocorrelación

Ecuación 13. Autocorrelación.

$$y[k] = \frac{1}{N} \sum_{n} x[n]x[n-k]$$

Los picos de la función de autocorrelación corresponden a los lapsos de tiempo donde la señal es parecida a sí misma. Los lapsos de tiempo de estos picos en el intervalo de tiempo adecuado para el análisis del ritmo, corresponden a las periodicidades rítmicas (BPM).

Para el hallazgo de esta característica hay que tener en cuenta algunos criterios al momento de implementar los pasos anteriormente mencionados. Por ejemplo, determinar el mínimo y el máximo de BPM a calcular, establecer una nueva frecuencia de muestreo, la constante de envolvente diezmada para este caso es de

250, calcular todas las sub-bandas aplicando DWT (Transformada de Wavelet discreta) utilizando seis bandas de frecuencia "Scheirer", por octavas (200, 400, 800, 1600, 3200, 6400), construir las envolventes para cada sub-banda, reducir alrededor de 2500 puntos (para eso la envolvente diezmada a 250Hz) para aumentar el rendimiento del algoritmo de autocorrelación, seguido de esto, hacer la sumatoria de envolventes y aplicarles la autocorrelación detectando su pico máximo para obtener finalmente el cálculo de BPM, mediante la siguiente ecuación:

Ecuación 14. Cálculo de BPM.

$$BPM = \frac{60 * Envolvente diezmada}{M\'{a}xima posici\'{o}n de pico}$$

Todos estos criterios mencionados, se deben tener presente precisamente para la implementación de la función RunBPM().

2.1.3. Detección de picos y cálculo del Histograma de Ritmo

Los tres primeros picos de la función de autocorrelación mejorada que se encuentran en el rango apropiado para la detección de latido son los que deben ser seleccionados y añadidos a un histograma de ritmo, para esta aplicación se detecta únicamente el primer pico como es mostrado en la sección anterior, dando como resultado un histograma menos rico en muestras, pero aun así con un alto componente cuantitativo. Los compartimientos del histograma en el eje X corresponden a los beats o latidos por minuto (bpm) escalados de 60 a 200 bpm. Para cada pico de la función de autocorrelación mejorada se añade su amplitud de pico al histograma. Esa forma de picos que tienen una alta amplitud (donde la señal es muy similar) se pondera más fuertemente que en los picos más débiles en el cálculo del histograma. Ejemplo en la Figura 2 y resultados para esta aplicación, mostrados en la Figura 21. La implementación de esta sección es la ilustrada en el anexo 7.1.2.

Ahora, mediante este histograma se pueden medir diferentes características las cuales pueden aportar y apuntar hacia una clasificación de géneros musicales, las cuales son detalladas en la Figura 11.

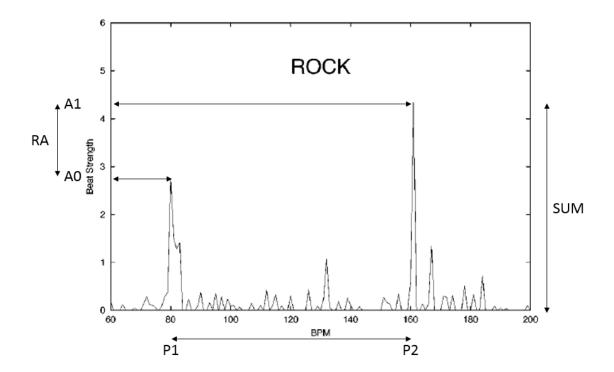


Figura 11. Características medibles de un histograma de ritmo. A0, A1: amplitud relativa (dividido por la suma de amplitudes) del primero y segundo pico del histograma. RA: relación de la amplitud del segundo pico dividido por la amplitud del primer pico. P1, P2: período del primero y segundo pico en bpm. SUM: suma total del histograma (indicación del grado de ritmo).

2.1.4. Matriz De Similitud

Esta caracterización hace parte del contenido rítmico de la música, pero parte de él pertenece a la característica siguiente, contenido armónico, por sus cualidades en cuanto a detección de notas y la asignación de un valor cromático para cada una de estas. El algoritmo es presentado en (Foote & Shingo Uchihashi, 2001), el cual lo implementamos dentro de nuestro estudio a dos fragmentos de tiempo extraídos arbitrariamente de cada canción; a cada una de estas fracciones, con una duración de 8 segundos, específicamente del segundo 10 al 18 y del segundo 60 al 68, a

quienes se les hace un proceso como el mostrado en la Figura 12, posteriormente explicado.

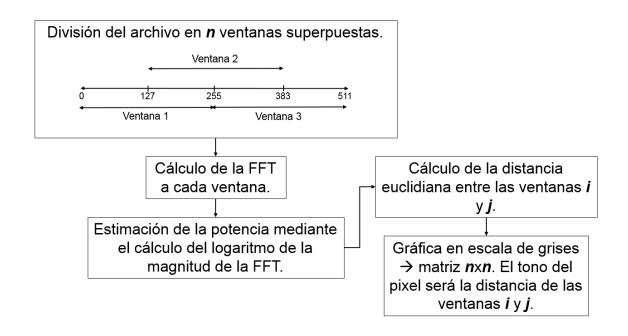


Figura 12. Diagrama de secuencia para el cálculo de la matriz de similitud.

A. Parametrización de audio:

Los métodos que aquí se muestran se basan en una *matriz de distancia*, que es una incrustación bidimensional de la autosimilitud del audio. El primer paso consiste en parametrizar el audio, esto se hace normalmente mediante ventanas de la forma de onda del audio. Se pueden utilizar diferentes tamaños de ventanas y de superposiciones; en nuestra implementación las ventanas tienen una longitud de 256 muestras, con un traslape de 128 muestras. Por ejemplo, para un audio muestreado a 22 kHz, la ventana tiene una duración de 11 ms. Posteriormente se usa una transformada rápida de Fourier en cada ventana, y el logaritmo de su magnitud arroja el espectro de potencia. Finalmente el resultado es un vector de características (V) compacto que determina el contenido espectral de la trama.

B. Cálculo del marco de similitud:

Una vez que el audio se ha parametrizado, se incrusta en una representación bidimensional. Se calcula una medida de disimilitud D entre los vectores de características v_i y v_j a partir de las tramas de audio i y j. Una simple medida de distancia es la denominada distancia euclidiana en el espacio de parámetros. Para quitar la dependencia de la magnitud (y por lo tanto la energía, teniendo en cuenta nuestras características), el producto se puede normalizar con lo cual se obtiene el coseno del ángulo entre los vectores de parámetros. Esto se presenta como sigue:

Ecuación 15. Medida de disimilitud.

$$D_C(i,j) \equiv \frac{v_i \cdot v_j}{\|v_i\| \|v_j\|}$$

La medida del coseno asegura que las ventanas con bajo consumo de energía, tales como las que contienen silencio, aún pueden producir un gran resultado de similitud.

C. Incorporación de la matriz de distancia:

Es importante tener en cuenta la similitud entre todos los instantes posibles en una señal. Esto se hace mediante la incorporación de la distancia medida en una representación bidimensional. La matriz de similitud S contiene la distancia métrica calculada para todas las combinaciones de trama (por lo tanto, los índices de tiempo i y j) de tal manera que el elemento i, j-ésimo de S es D(i,j). S puede ser visualizada como una imagen cuadrada, donde cada píxel i, j se le da un valor en escala de grises proporcional a la medida de similitud D(i,j), y se escala de tal manera que el valor máximo es dado al máximo brillo. Estas visualizaciones nos permiten ver claramente la estructura de un archivo de audio. Las regiones de alta similitud de audio, tales como el silencio o largas notas sostenidas, se muestran como cuadrados brillantes en la diagonal. Las figuras repetidas serán visibles como rectángulos fuera de la diagonal. Si la música tiene un alto grado de repetición, esto será visible como rayas o "tableros de ajedrez" en diagonal.

Concluyendo esta sección de matriz de similitud, las funciones ejecutadas para encontrarlas y graficarlas son las propuestas por los mismos autores, Jonathan Foote y Shingo Uchihashi, implementadas para este proyecto como se muestra en el anexo 7.1.3.

2.2. Caracterización Tonal o Armónica

El conjunto de características de contenido armónico se basa en múltiples técnicas de detección de tono. En este caso, se usa el método propuesto en (Theodoros Giannakopoulos, 2014), quien hace referencia del llamado Vector Croma descrito en la sección 1.4.3.1, donde mencionamos 12 elementos a calcular. Cada elemento o compartimento produce la media de las magnitudes logarítmicas de los respectivos coeficientes DFT ilustrado en la Ecuación 16:

Ecuación 16. Cálculo vector croma.

$$v_k = \sum_{n \in S_k} \frac{X_t[n]}{N_k}, \ k \in 0, ..., 11,$$

Donde S_k es un subconjunto de las frecuencias que corresponden a los coeficientes DFT y N_k es la cardinalidad de S_k . En el contexto de un procedimiento de extracción de características a corto plazo, el vector de croma, v_k , se calcula normalmente sobre una base de trama a corto plazo. Esto resulta en una matriz, V, con los elementos $V_{k,i}$, donde los índices k e i representan la clase de tono y el número de marco, respectivamente. V es en realidad una representación matricial de la secuencia de vectores cromáticos y también se conoce como el cromograma (en analogía con el espectrograma). Los dos algoritmos a implementar son los siguientes:

- 1. Función demoChromaVector()
- 2. Función feature chroma vector()

La implementación de esta sección es la ilustrada en el anexo 7.1.4.

3. RESULTADOS

3.1. Textura Tímbrica

Los fragmentos de tiempo a analizar para cada una de las canciones siempre son arbitrarios. Para el experimento sustentado a continuación se hacen diferentes análisis de tiempo, gran parte de ellos después de los primeros 60 segundos de la canción, puesto que se llega a un consenso que a partir de este tiempo la mayoría de casos una canción en general tiene ya definido su género, dentro de lo que éste conlleva respecto a sus características. Por lo tanto, se halla de esta manera los vectores de características respectivos y se grafican las varianzas, quienes aportan una mejor visualización de los rasgos a examinar, haciendo una comparación entre los cuatro géneros, una canción por cada uno. Las canciones elegidas para esta prueba fueron: "Ojos de yo no sé qué", Bambuco del maestro Lucho Vergara; "Colombia tierra querida", Cumbia del maestro Lucho Bermúdez; "Atlántico", Porro del maestro Lucho Bermúdez; y "La gota fría", Vallenato del maestro Emiliano Zuleta.

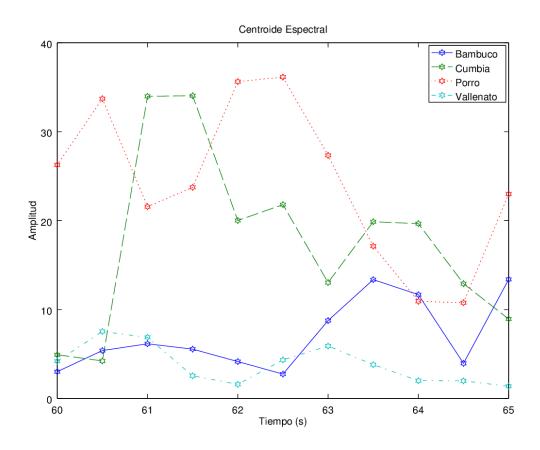


Figura 13. Gráfica comparativa de la característica de Centroide Espectral para los 4 géneros musicales colombianos elegidos.

En la Figura 13 se presenta un ejemplo comparativo de una de las características de textura tímbrica para los cuatro géneros escogidos, analizada para un fragmento de tiempo entre el segundo 60 y 65 de cada canción. Sabiendo que el Centroide Espectral, característica elegida para este ejemplo, corresponde a las texturas brillantes, se observa entonces que para este fragmento de tiempo la cumbia y el porro tienen frecuencias significativamente más altas que las del bambuco y el vallenato.

En las siguientes figuras ya se hace un análisis de resultados individual, para cada una de las características examinadas en esta sección.

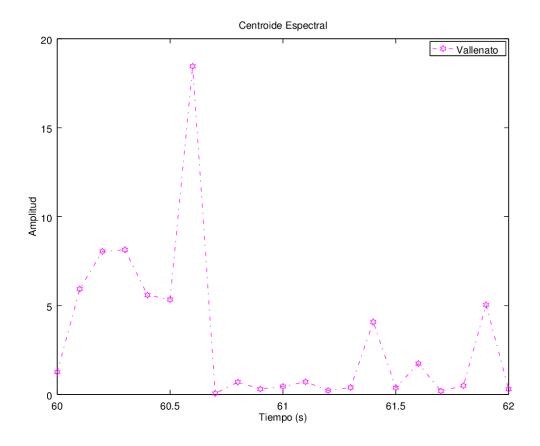


Figura 14. Gráfica de la característica de Centroide Espectral para un fragmento de tiempo de 2 segundos del vallenato "La gota fría".

En la Figura 14 se representa el análisis realizado para un fragmento de tiempo de 2 segundos del vallenato "La gota fría" del maestro Emiliano Zuleta, del cual se puede leer la primer característica de la textura tímbrica, el Centroide Espectral; vemos cómo las frecuencias de los primeros 600 ms aproximadamente de la ventana de textura son significativamente más altas que el resto de fragmento, para este género en particular, instrumentalmente es el acordeón quien nos da esa "textura brillante".

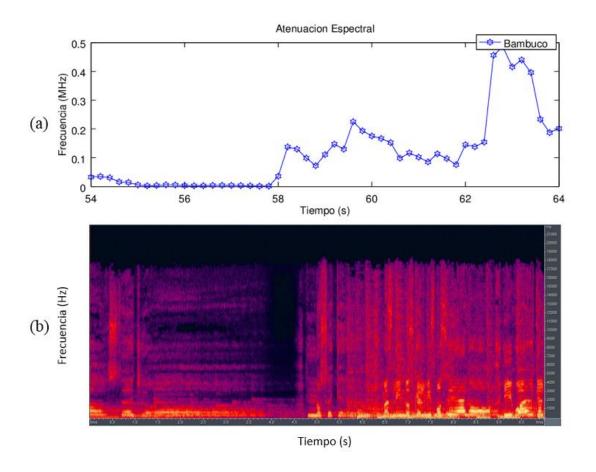


Figura 15. Gráfica de la característica de Atenuación Espectral para un fragmento de tiempo de 10 segundos del bambuco "Ojos de yo no sé qué. (a) Característica de Atenuación. (b) Espectro Tiempo v.s. Frecuencia del fragmento de la canción.

La Figura 15 nos muestra una comparación entre la característica de atenuación espectral y el espectro Tiempo v.s. Frecuencia arrojado por el programa Cool Edit Pro 2.1 (Cool Edit Pro 2.1, 2013), para un fragmento de tiempo entre el segundo 54 y el 64 del bambuco "Ojos de yo no sé qué" del maestro Lucho Vergara. Se logra observar entonces una gran atenuación antes del segundo 58, donde a partir de éste aproximadamente, si escuchamos la canción, se termina la introducción y empieza como tal el ritmo del bambuco tradicional.

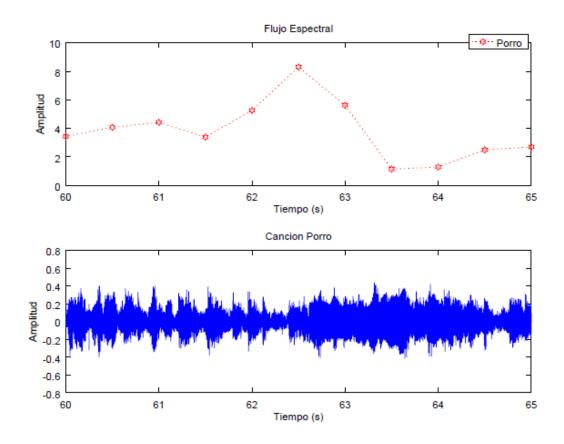


Figura 16. Gráfica de la característica de Flujo Espectral para un fragmento de tiempo de 5 segundos del porro "Atlántico".

De la Figura 16 podemos decir, según la teoría, que la cantidad de cambio espectral para este fragmento de 5 segundos del porro "Atlántico" del maestro Lucho Bermúdez, se pronuncia más alrededor de los 62.5 segundos, por eso el paralelo entre la gráfica característica de nuestra implementación y la señal de audio exactamente en este mismo tiempo; si escuchamos el fragmento de audio nos damos cuenta que este cambio espectral nos lo genera el clarinete.

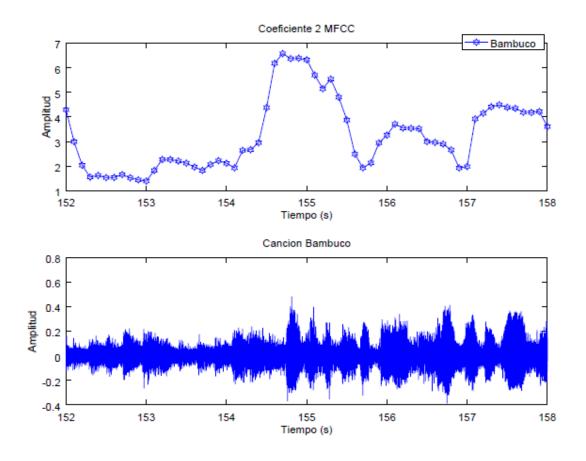


Figura 17. Gráfica del segundo coeficiente MFCC para un fragmento de tiempo de 6 segundos del bambuco "Ojos de yo no sé qué".

Como bien se sabe, los coeficientes MFCC son descriptores del habla para algunas aplicaciones, y para otras la discrimina entre la música; en este caso, en la Figura 17 se graficó el segundo coeficiente MFCC, quien nos logra hacer dicha discriminación en el fragmento analizado para el bambuco "Ojos de yo no sé qué" del maestro Lucho Vergara, desde el minuto 2:32 hasta el 2:38, lo que quiere decir que son 6 segundos de análisis, de los cuales los primeros 2.7 segundos aproximadamente es instrumental y de ahí en adelante suena la voz de la cantante, característica que consigue reflejar el coeficiente mencionado.

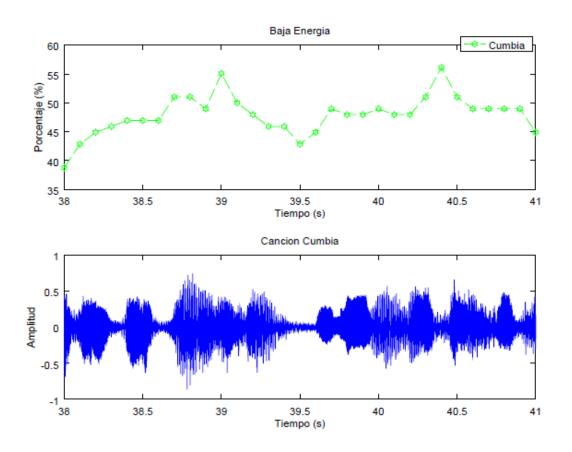


Figura 18. Gráfica de la característica de Baja Energía para un fragmento de tiempo de 3 segundos de la cumbia "Colombia tierra querida"

Así como la característica de Flujo representa los cambios bruscos de la señal a nivel espectral, la característica de Baja Energía representa los cambios bruscos de energía de la misma. Esto es lo que la Figura 18 nos muestra en este fragmento de tiempo escogido de 3 segundos de la cumbia "Colombia tierra querida" del maestro Lucho Bermúdez, donde los porcentajes más bajos de esta característica los notamos al inicio, al intermedio y al final del tiempo analizado. Por ejemplo, si escuchamos la canción, alrededor del segundo 39.5 existe un corte instrumental.

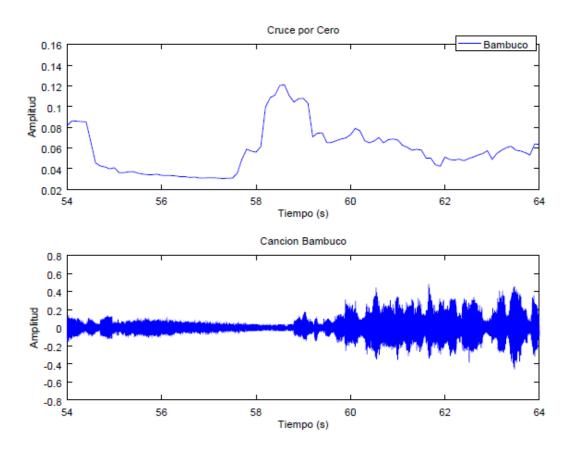


Figura 19. Gráfica de la característica de Cruce por Cero para un fragmento de tiempo de 10 segundos del bambuco "Ojos de yo no sé qué".

Finalmente, la última característica a analizar fue la del Cruce por Cero, también para el bambuco "Ojos de yo no sé qué"; se escogió nuevamente esta canción, e incluso el mismo fragmento de tiempo que el visto en el análisis de Atenuación Espectral, puesto que en esta trama hay un cambio bastante significativo, como se mencionó anteriormente, es donde la introducción de la canción termina, y comienza el ritmo y las texturas típicas de este género. Por lo cual así mismo se visualizó satisfactoriamente, en la Figura 19, esos inicios de cambios en la señal de audio, sobre todo en el segundo 58.5 de la canción.

Estas diversas características son diferenciadas gracias a la instrumentación de cada uno de los géneros colombianos escogidos (Wikipedia, 2016); recordemos que la instrumentación, para un análisis de audio, es sinónimo de textura tímbrica.

3.2. Contenido Rítmico

Tabla 1. Comparación entre los BPM del metrónomo, algoritmo e histograma de ritmo para 10 del total de las canciones escogidas.

CANCIÓN	GÉNERO	ВРМ		
		Metrónomo	Algoritmo	Histograma
Cuando casi te olvidaba	Vallenato paseo	72	71,77	71
Aguacero e' mayo	Cumbia tradicional	95	93,75	94
El Sapiroco	Bambuco caucano	111	111,94	111
Macondo	Porro raspa	104	101,35	81/100
Pájaro picón	Porro	132	131,58	64/129
Sanjuanero	Bambuco tradicional	67/134	66,37	66/137
El pífano	Bambuco	119/181	187,50	116
El parrandón	Vallenato merengue	124	62,50	65/118
Martha la reina	Cumbia	85	172,4138	84/172
El Sabrosón	Porro/Cumbia	90/181	189,87	61/94/121/194

La Tabla 1 es una pequeña parte de la Tabla 3, que muestra una comparación en la detección de los beats por minuto (BPM) de 10 canciones de los diferentes géneros folclóricos colombianos seleccionados; dicha comparación se observa al hacer un paralelo entre los bpm previamente obtenidos mediante la aproximación de un metrónomo real, los arrojados por el algoritmo, y los visualizados en los picos máximos de los histogramas de ritmo. El error algorítmico de las seis primeras canciones, es mínimo en relación con las otras, que por ejemplo en el caso del bambuco "El pífano", la lectura del histograma arroja un valor cercano al real de 116 bpm, pero este género tiene una medición de su compás a 3/4 y el algoritmo toma esta medición como el ritmo principal, el cual, el de esta canción debería estar alrededor de los 119 bpm, pero el cálculo de ritmo con el algoritmo, por el amalgama a 3/4, es aproximadamente de 187,5 bpm. En cuanto las tres últimas canciones de

nuestra tabla comparativa, presentan un inconveniente común en la detección de ritmo referente a los llamados *subbeats*, en el caso del vallenato merengue, su ritmo principal debería estar cerca de los 124 bpm, pero el dato arrojado por el algoritmo es casi la mitad de éste, estas dos mediciones se logran observar en un aproximado dentro de su histograma de ritmo en la Figura 20; caso contrario con la cumbia "Martha la reina" cuyo ritmo principal aproximado debe estar alrededor de los 85 bpm, y el calculado es poco más o menos el doble de este valor, aun así visualizando los dos picos también en su histograma de ritmo; por esto mismo, en música cabe resaltar que estos resultados no son del todo absurdos, se hacen entonces en algunos casos doble medición manual con el metrónomo.

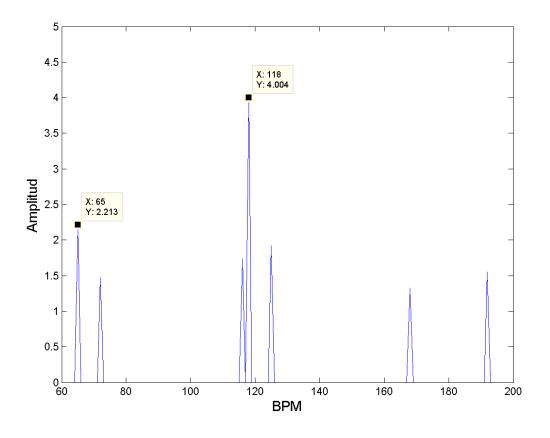


Figura 20. Histograma de ritmo para el bambuco "El pífano" del maestro Jorge Camargo Spolidore, con un ritmo aproximado de 65 bpm.

Para el cálculo del histograma de ritmo, el proceso de la Figura 10 se aplica en una ventana de 65.536 muestras a 22.050 Hz de frecuencia de muestreo, frecuencia típicamente usada, que corresponde aproximadamente a 3 segundos. Esta ventana se hace avanzar por un traslape de 32.768 muestras, es decir 1,5 segundos. Esta gran ventana es necesaria para capturar las señales de repetición en los niveles de ritmo y subritmo (beats y subbeats).

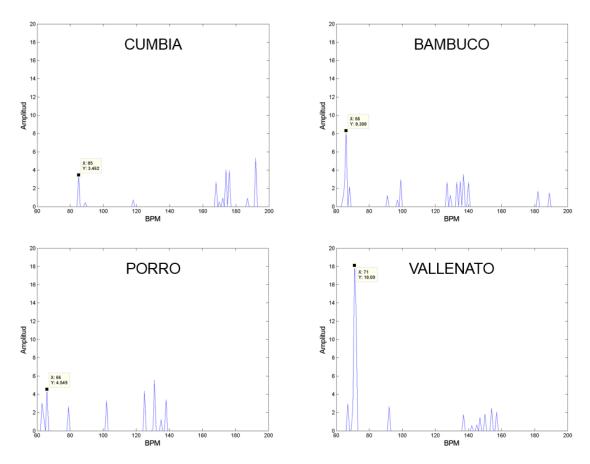


Figura 21. Recopilación de 4 histogramas de ritmo para los 4 géneros folclóricos colombianos escogidos. Cumbia "Martha la reina" del maestro Lisandro Meza, Bambuco "Sanjuanero" del maestro Anselmo Durán Plazas, Porro "La luna y la playa" autor desconocido y Vallenato "Cuando casi te olvidaba" de Los Diablitos.

La Figura 21 indica que el histograma de ritmo de diferentes géneros musicales puede diferenciarlos visualmente. Aunque se debe destacar que como es mencionado precedentemente, los géneros cumbia y porro son bastante similares

por sus raíces étnicas, su medición de compás, etc., lo cual se observa cualitativamente hablando en esta comparación de histogramas. A diferencia del bambuco y el vallenato quienes presentan latidos más fuertes en cada uno de sus picos principales. Basándonos en esta observación, el conjunto de características mencionadas en la Figura 11 se calculan obteniendo los resultados de la Tabla 4 en la sección de anexos. La tendencia de una de las variables para estas características de los histogramas es graficada en un diagrama de distribución:

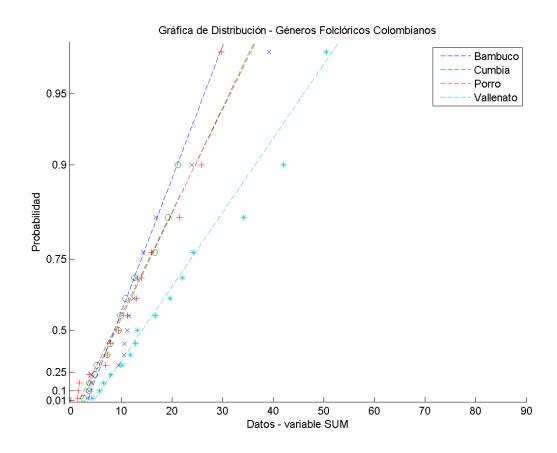


Figura 22. Diagrama de distribución de las características de la variable SUM, hallada a partir de los histogramas de ritmo para los cuatro géneros folclóricos colombianos.

Esta gráfica de distribución de la Figura 22 nos muestra la tendencia probabilística de una de las variables características de los histogramas de ritmo hallados para cada canción de los cuatro géneros folclóricos colombianos, esta variable a la que

se le denominó SUM nos mide la fuerza total de los latidos de cada uno de los histogramas. De este diagrama se puede observar precisamente la tendencia tan similar que tienen dos de los géneros musicales escogidos, el porro y la cumbia, anteriormente mencionados como géneros del mismo origen, misma medición de compás, de culturas similares, etc.; por supuesto también se visualiza una evidente diferencia con los otros dos géneros, bambuco y vallenato.

3.3. Matriz de similitud

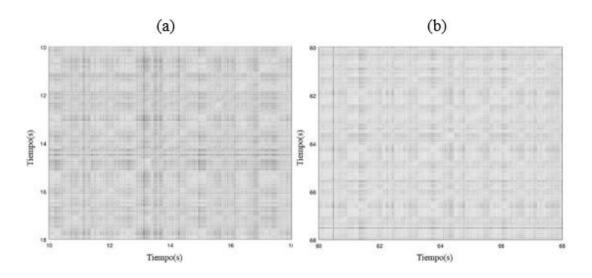


Figura 23. Espectrograma de ritmo para dos fragmentos de tiempo del bambuco "Corazoncito mío". (a) Análisis del segundo 10 al 18. (b) Análisis del segundo 60 al 68.

En la Figura 23 se observa la comparación entre los segundos 10-18 y 60-68 del bambuco "Corazoncito mío" del maestro Guillermo Quevedo Zornoza. Se nota la alta similitud de audio en la diagonal brillante donde vemos en las dos imágenes la repetición o armónicos en las diagonales paralelas aproximadamente cada 2 segundos.

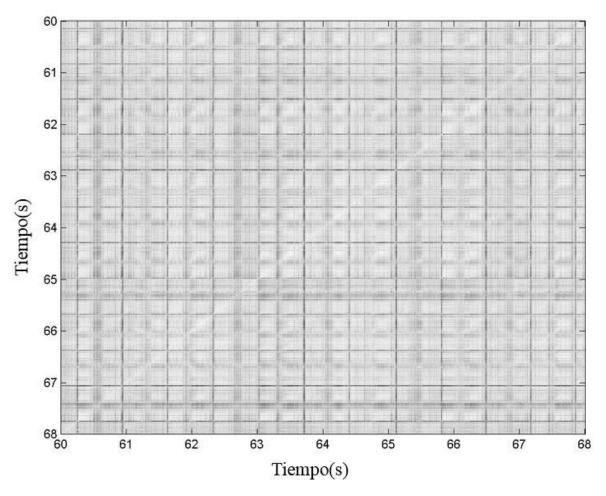


Figura 24. Espectrograma de ritmo para la cumbia "Cumbia Banqueña" del segundo 60 al 68.

La Figura 24 muestra el fragmento de 8 segundos (60-68) de la cumbia "Cumbia Banqueña" del maestro José Benito Barros Palomino. 23 notas pueden ser vistas como cuadrados de mayor brillo a lo largo de la diagonal. El tiempo de repetición es visible en las bandas fuera de la diagonal paralela a la diagonal principal, así como la repetición observada en los segundos 62.6 y 65.5. Al hacer las respectivas pruebas se observa que la Cumbia y el Porro tienen una periodicidad más fuerte que el Bambuco.

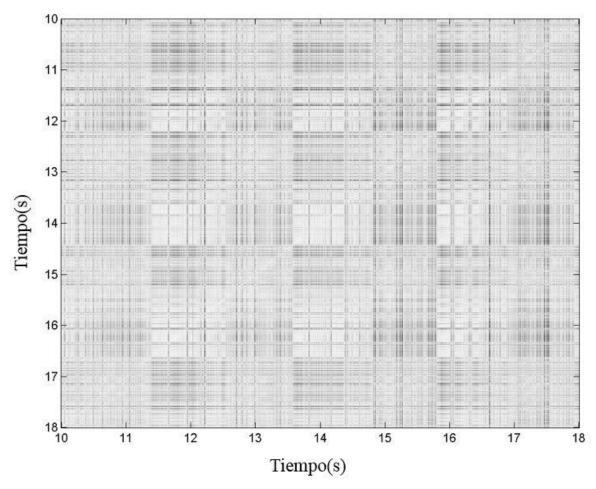


Figura 25. Espectrograma de ritmo para el porro colombiano "Tina" del segundo 10 al 18.

Finalmente en la Figura 25, cuyo fragmento de 8 segundos (10-18) es tomado del Porro "Tina" del maestro Luis Eduardo Bermúdez Acosta, se logra notar un poco el anteriormente llamado tablero de ajedrez gracias al alto grado de repetición en la música.

La evaluación comparativa no es sencilla puesto que un latido es algo arbitrario y no dependiente únicamente del género. También por el hecho de que la mayoría de nuestra base de datos musical fue extraída de los Fondos Documentales del CDA y de que esta música fue una recuperación histórica que se hizo en la universidad mediante discos LP, cintas y casetes, los audios a pesar de tener una calidad WAV es bastante significativo el ruido, por lo tanto perturbó un poco la visualización de

las matrices de similitud. Sin embargo, fueron visibles los patrones característicos a observar en cada una de las matrices de similitud, consiguiendo así un buen análisis para esta etapa de clasificación musical a pesar de que aún no hay claridad en las diferencias entre un género y otro.

3.4. Contenido Armónico

3.4.1. Vector croma y cálculo del cronograma

En este punto se detectan y exponen tres cosas importantes relacionadas una con otra, para un fragmento de 3 segundos del bambuco "San Pedro en el Espinal" del maestro Milciades Garavito Wheeler, más específicamente del segundo 60 al 63. Primero que todo, mediante los algoritmos mencionados en la sección 2.2 se grafica el cromograma para esta canción, ilustrada en la Figura 26.

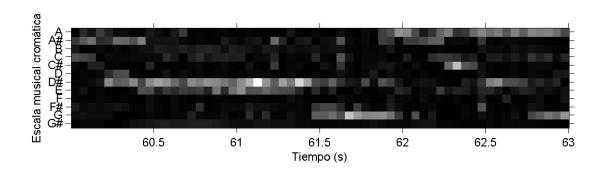


Figura 26. Cromograma de un fragmento de 3 segundos del bambuco "San Pedro en el Espinal".

Como se puede observar, las 12 características de esta medición se encuentran representadas por la escala musical descendente en el eje Y del cronograma, siendo cada nota o compartimento, un píxel, visualizando así, para este fragmento de tiempo 3 notas predominantes gracias a la asignación de un valor en escala de grises para cada compartimento, A (La), valores entre D# (Re#) y E (Mi), y la nota G (Sol), también visualizadas en el diagrama de barras mostrado en la Figura 27

cuya escala musical está representada en el eje X, dando un valor de amplitud para cada una de ellas.

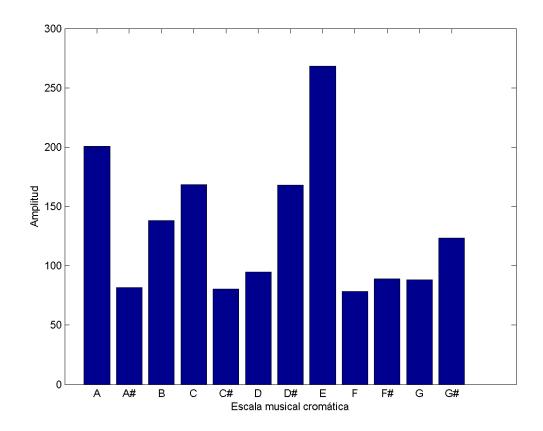


Figura 27. Diagrama de barras para la representación de las 12 notas musicales cromáticas de un fragmento de 3 segundos del bambuco "San Pedro en el Espinal".

Finalmente, se hace también el gráfico del espectro de la detección de tono en la Figura 28, por supuesto para esta misma fracción de tiempo, con evidentes cambios al rededor del segundo 62 de la canción.

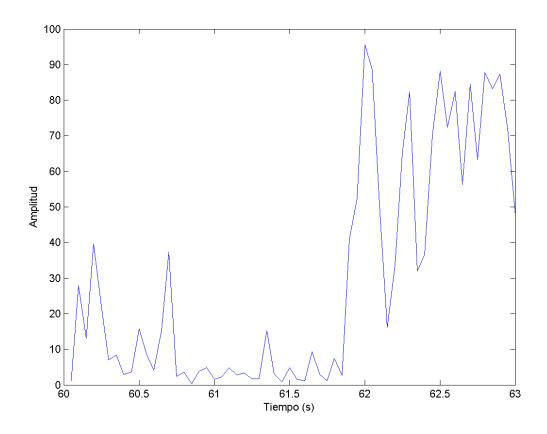


Figura 28. Representación espectral del contenido de altura de tono para un fragmento de 3 segundos del bambuco "San Pedro en el Espinal".

Este análisis fue realizado para cada una de las canciones obteniendo desde luego diferentes valores de crominancia insertados en la

Tabla 5 ilustrada en el anexo 7.2.

4. CONCLUSIONES

Con este estudio por caracterizar nuestra música folclórica colombiana mediante parámetros ya estipulados y que ya han sido aplicados a diferentes géneros del mundo, se han encontrado diferentes factores, los cuales nos dejan todavía una gran incertidumbre en el entendimiento y universalidad de nuestro folclor musical, tema discutido en el capítulo sobre los inconvenientes en la clasificación y/o caracterización musical, donde se establece que al realizar este proceso de clasificación no es tener en cuenta únicamente el lenguaje musical, también los diferentes factores sociales, culturales, históricos, hasta políticos y económicos, causantes de confusión como la diferencia entre los términos género y estilo, incluso factores a través de la historia como los mismos autores y la fusión sonora que los medios masivos de comunicación y hasta la misma gente se encarga de hacer, no sólo en la música colombiana si no en general.

Aun así, el intento por investigar y experimentar la caracterización de la música colombiana en este trabajo fue interesante; al final de la recopilación musical se obtuvo resultados tanto cualitativos como cuantitativos a pesar de la complejidad de nuestra música. Por un lado, el experimento realizado con la parametrización de la *textura tímbrica* muestra las diferentes características (19 para este caso), como los tonos brillantes destacados en la cumbia y el porro, cambio espectral producido en uno de los casos expuestos por un clarinete, cambio brusco de energía como el visto en la cumbia; pero eso sí, no debe darse por sentado, y cabe resaltar, que estas observaciones no son las mismas para cada pista de música en estos géneros, cada uno de ellos tienen gran diferencia en cuanto a las mismas características analizadas.

Por otro lado, tenemos el experimento del *contenido rítmico* con: primero, la detección de latidos por minuto para cada una de las canciones obteniendo un error por la detección de *subbeats* del algoritmo ya sea doblándolos, dividiéndolos o detectando BPM diferentes según el amalgama de la canción, pero sí visualizados

en los histogramas de ritmo, siendo éste uno de los principales puntos de caracterización musical con las mediciones detalladas para cada uno de estos, también llegando así a una clara similitud presentada por la cumbia y el porro por sus cualidades parejas tanto culturales como musicales, a diferencia del bambuco y el vallenato quienes presentan fuertes latidos en sus picos principales de los histogramas; a partir de los mencionados histogramas de ritmo, de donde se hallan mediciones características de ellos, se logra hacer una visualización de una de estas mediciones, determinadora de la fuerza total para cada histograma, ilustrada en la Figura 22 para la comprobación de las diferencias y similitudes mencionadas, aquí se revela mediante el trazo de líneas de tendencia probabilísticas uno de los primeros pasos para una clasificación por género, mostrando alta similitud entre la cumbia y el porro, y tendencias diferentes entre el bambuco y el vallenato. Segundo, al cálculo de algo denominado "matriz de similitud", para esto también seguimos una serie de pasos hallando diferentes características como por ejemplo: la alta similitud de audio en el bambuco "Corazoncito mío" ilustrada en la Figura 23, 23 notas vistas como cuadrados de mayor brillo con la cumbia "Cumbia Banqueña" a lo largo de la diagonal de la matriz ilustrada en la Figura 24, y también en un fragmento de 8 segundos del porro "Tina" se alcanza a notar el llamado "tablero de ajedrez" ilustrado en la Figura 25, gracias al alto grado de repetición en la música. Y finalmente, como última característica musical pero no menos importante, está la detección de tono de la música, presentando como ejemplo la caracterización de un bambuco típico del Huila, "San Pedro en el Espinal" de donde se hallan 3 gráficas principales, detectando el Cromograma en la Figura 26, y en las otras dos las características de vector croma analizadas musicalmente hablando desde los años 60 por (Shepard, 1964) como es ilustrado en la Figura 3, cuyo valor bidimensional mencionado, tono y altura, son graficados en la Figura 27 y Figura 28 respectivamente.

Con esto mencionado, se logró llegar a un gran entendimiento acerca de la parametrización de señales de audio en general. Respecto a comparaciones

hechas, precisamente con los antecedentes de esta misma caracterización en otros géneros, cabe resaltar el grano de arena que aporta este estudio al estado del arte de una investigación como éstas, poco vista y enfocada hacia nuestra música.

5. TRABAJO A FUTURO

Este trabajo investigativo es un proyecto de mucho detalle, y a pesar de su ardua elaboración en la búsqueda y análisis de cada una de las características, que como se muestra en los resultados y en las conclusiones, si bien, se caracterizó la música folclórica colombiana, hacen falta los últimos pasos para llegar así a una clasificación de género como tal, a pesar de los inconvenientes externos en cuanto a la música folclórica. Estos últimos pasos son dos: 1. Gráficas de histogramas e indagación más a fondo sobre la última característica de la música, el contenido armónico y tonal, aparte de los vectores croma, como se propone en (Tolonen & Karjalainen, 2000), también identificado en (Tzanetakis & Cook, 2002), y 2. Comenzar con el aprendizaje de la máquina, o el denominado término en inglés, *Machine Learning*, quien es la que hace la comparación automática de todas las características medidas en este proyecto, conllevando a un planteamiento de alternativas concretas para facilitar la búsqueda de música colombiana, como por ejemplo hacia los usuarios de emisoras, bibliotecas musicales, reproductores de audio, etc.

Finalmente, puede que incluso este proyecto sirva e inspire a seguir estudiando, no sólo científicamente si no culturalmente, este gran patrimonio de nuestro país como lo es su bella música.

6. BIBLIOGRAFÍA

Abadía Morales, G. (1983). COMPENDIO GENERAL DE FOLKLORE COLOMBIANO. Bogotá, Colombia: Biblioteca Banco Popular.

Abadía Morales, G. (2001). *ABC DEL FOLCKLORE COLOMBIANO*. Bogotá, Colombia: Panamericana.

Ambaradar, A. (s.f.). Procesamiento De Señales Analógicas Y Digitales, Segunda Edición.

Bartsch, M. A., & Wakefield, G. (2005). Audio Thumbnailing of Popular Music Using Chroma-Based Representations. *IEEE*.

Biblioteca Nacional de Colombia. (2015). Recuperado el 2016, de http://www.territoriosonoro.org/CDM/tradicionales/pages/index

CDA, F. D. (2016). Universidad Distrital Francisco José de Caldas - Facultad de Artes ASAB. Bogotá.

Cool Edit Pro 2.1. (2013).

Cornelis, O., Lesaffre, M., Moelants, D., & Leman, M. (2009). Access to ethnic music: Advances and perspectives in content-based music information retrieval. *ELSEVIER*.

Eaton, J. W. (1998-2016). GNU Octave.

Foote, J., & Shingo Uchihashi. (2001). The beat spectrum: A new approach to rhythm analysis. *IEEE*.

Guerrero, J. (2012). El género musical en la música popular: algunos problemas para su caracterización. *TRANS*, 22.

Juang, L. R. (1993). Fundamentals of Speech Recognition. IEEE.

Lidy, T., Carlos N. Silla Jr, Cornelis, O., Gouyon, F., Rauber, A., Kaestner, C., & Koerich, A. (2010). On the suitability of state-of-the-art music information retrieval methods for

analyzing, categorizing and accessing non-Western and ethnic music collections. *Signal Processing*, *4*(90), 1032--1048.

McKay, C. (2004). Issues in Automatic Musical Genre Classification. *Faculty of Music, McGill University*.

Millán Grajales, G. (2010). Abriendo puertas al conocimiento de la discografía popular latinoamericana y colombiana del siglo XX, a partir de una intervención en catalogación y preservación de la colección sonora. *A Contratiempo*, 9.

Rodà, A. (2009). Perceptual tests and feature extraction: Toward a novel methodology for the assessment of the digitization of old ethnic music records. *ELSEVIER*.

Saunders, J. (1996). Real time discrimination of broadcast speech/music. *IEEE*.

Scheirer, E., & Slaney, M. (1997). CONSTRUCTION AND EVALUATION OF A ROBUST MULTIFEATURE SPEECHMUSIC. *IEEE*.

Shepard, R. N. (1964). Circularity in Judgments of Relative Pitch. *The Journal of the Acoustical Society of America*.

Souza, E. d. (2012). *GitHub*. Obtenido de https://github.com/

Theodoros Giannakopoulos, A. P. (2014). *Introduction to Audio Analysis: A MATLAB Approach.* Atenas, Grecia.: Academic Press is an imprint of Elsevier.

Tolonen, T., & Karjalainen, M. (2000). A Computationally Efficient Multipitch Analysis Model. *IEEE*.

Tzanetakis, G., & Cook, P. (2002). Musical Genre Classification of Audio Signals. *IEEE*, 10.

Universidad de Cundinamarca. (2016). Biblioteca virtual de la Universidad de Cundinamarca. *IEEE Explore*. Obtenido de http://e-biblioteca.unicundi.edu.co:2048/menu

Wakefield, G. H. (1999). Mathematical representation of joint time-chroma distributions. SPIE. Wikipedia. (2016). Wikipedia, La enciclopedia libre. *Música*. Recuperado el 2016, de https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=M%C3%BAsica&oldid=94850382

Wikipedia. (2016). Wikipedia, La enciclopedia libre. *Vallenato*. Obtenido de https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Vallenato&oldid=93779547

Wikipedia. (2016). Wikipedia, La enciclopedia libre. *Porro*. Recuperado el 2016, de https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Porro_(m%C3%BAsica)&oldid=93312790

Wikipedia. (2016). Wikipedia, La enciclopedia libre. *Música de Colombia*. Obtenido de https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=M%C3%BAsica_de_Colombia&oldid=93609418

Wikipedia. (2016). Wikipedia, La enciclopedia libre. *Ejes musicales de Colombia*. Obtenido de

https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Ejes_musicales_de_Colombia&oldid=92398007

Wikipedia. (2016). Wikipedia, La enciclopedia libre. *Cumbia*. Obtenido de https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Cumbia_(Colombia)&oldid=93735593

Wikipedia. (2016). Wikipedia, La enciclopedia libre. *Bambuco*. Obtenido de https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Bambuco&oldid=93399508

Wojcicki, K. (Septiembre de 2011). *MathWorks*. Recuperado el 2016, de http://www.mathworks.com/

Yegros745. (2010). *abc color*. Obtenido de Clasificación de los géneros musicales: http://www.abc.com.py/edicion-impresa/suplementos/escolar/clasificacion-de-los-generos-musicales-79293.html

7. ANEXOS

7.1. Códigos Fuente

7.1.1. Textura Tímbrica

```
1 clear all; close all; clc;
 3 %
 4 % Esta implementacion nos permite generar un vector de 19 elementos para
 5 % la caracterstica musical "textura timbrica", donde se utilizan las
 6 % funciones creadas teniendo en cuenta el algoritmo de Tzatetakis y Cook.
 7\ \mbox{\%} Finalmente estos vectores hallados para cada una de las canciones de
 8 % los generos musicales, en este caso colombianos, ingresados en la
 9 % variable 'wav file', por supuesto teniendo en cuenta su direccion de
10 % ubicacion, determinada en la variable 'extensiones', se guardan en un
11 % archivo .xlsx.
12 % -
14 % Autores: Sebastian Munoz Garcia <sebastianmg.info@gmail.com>
             16 % Creado: 2016
18 % tamano total en segundos del fragmento de la cancin a analizar
19 t min=60;
20 \text{ t max} = 65
21
22 \text{ Tw} = 25;
                          % Duracion de la trama de analisis (ms)
23 Ts = 10;
                          % Cambio de trama de analisis (ms)
24 \text{ alpha} = 0.97;
                          % coeficiente de pre-enfasis
25 M = 20;
                         % Cantidad de canales de filtros
26 C = 12;
                         % Numero de coeficientes cepstrales
27 L = 22;
                          % Parametro cepstral sine lifter
28 \text{ LF} = 300;
                          % Limite de frecuencia inferior (Hz)
29 HF = 3700;
                          % Limite de frecuencia superior (Hz)
30
31 extensiones={'canciones/bambuco3/';'canciones/cumbia3/';...
'canciones/porro3/';'canciones/vallenato3/'};
33 e=size(extensiones);
34 \text{ s=e}(1);
35
36 % creacin de cada vector de caracterstica (por cancin)
37 vec caract bam=zeros(21,19);
38 vec caract cum=zeros(21,19);
39 vec caract por=zeros(21,19);
40 vec caract va=zeros(21,19);
42 for i=1:s
43
      if (i==1)
          wav file={'OjosDeYoNoSeQue'};% ingreso del archivo de audio de bambuco
44
                {'ALaReina' 'BrisasDelPamplonita' 'ChaticaLinda'...
45 %
46 %
                 'CorazoncitoMio' 'ElBarcino' 'ElGuatecano' 'ElPifano'...
                'ElRepublicano' 'ElSapiroco' 'ElSotareno' 'FlorDeCafe'...
47 %
                 'Humorisimo' 'LaGuanena' 'LosOpitas' 'ManzanitaColorada'...
48 %
                 'MiCasta' 'MuchachaDeRisaLoca' 'OjoAlToro'...
49 %
                'OjosDeYoNoSeQue' 'Palonegro' 'Raza' 'Rosalinda'...
50 %
                 'Sanjuanero' 'SanPedroEnElEspinal' 'Surenita'..
51 %
                 'TaberneroAmigo' 'TaitaQuillacinga' 'TreceDeJunio'};
52 %
53
          w=length(wav_file);
54
        elseif (i==2)
          5.5
56 %
                 'CumbiaBanquena' 'CumbiaCampesina' 'CumbiaDelCaribe'...
57 %
```

```
58 %
                     'CumbiaDePescadores' 'CumbiaFonsequera' 'CumbiaSabanera'...
                     'DosDeFebrero' 'ElMaranon' 'ElPescador' 'ElZabroson'...
  59 %
   60 %
                     'GaitaDeLasFlores' 'JulioMoreno' 'LaCumbiaCienaguera'...
                     'LaCumbiaDelAmor' 'LaPolleraColora' 'LaRebuscona'...
   61 %
                     'LasMirlas' 'LaZenaida' 'MarthaLaReina' 'MiCumpleanos'...
   62 %
                     'Minarete' 'Monalinda' 'PlinioGuzman'...
  63 %
                     'TierraSanta'};
   64 %
   65
              w=length(wav file);
  66
            elseif (i==3)
  67
              wav_file={'Atlantico'};% ingreso del archivo de audio de porro
                     {'Atlantico' 'CarmenDeBolivar' 'ElSabroson'...
  68 %
                     'GolfoDeMorrosquillo' 'LaLunaYLaPlaya' 'LaTelefonista'...
  69 %
  70 %
                     'LaVacaVieja' 'Macondo' 'Merecumbe' 'Monalinda'...
                     'PajaroPicon' 'Peluquero' 'SanCarlos' 'SanFernando'...
  71 %
   72 %
                     'Tina'};
  73
              w=length(wav file);
  74
            elseif (i==4)
   75
              wav_file={'LaGotaFria'};% ingreso del archivo de audio de vallenato
                     {'AliciaAdorada' 'CuandoCasiTeOlvidaba' 'ElBozal'...
  76 %
  77 %
                     'ElParrandon' 'LaGotaFria' 'LaMuerteDeAbelAntonio'...
  78 %
                     'LaMujerYLaPrimavera' 'LaPlata' 'LaPuyaRegional'...
   79 %
                     'LaSanguijuela' 'LaVillaDelRosario' 'MeDejoSolito'...
                     'NinaBonita' 'PuyaInstrumental' 'VeniVeni'};
  80 %
  81
              w=length(wav file);
  82
          end
  8.3
          ext=strtrim(extensiones(i,:));
  84
          t=[60 \ 61]; % vector del tamao de la ventana de textura dentro del audio
  8.5
          traslape=0.1;
  86
          tam=t min:traslape:t max;
  87
          tam=length(tam);
  88
          t=t-traslape;
  89
          for j=1:tam
               mtiempos=[60 70;65 75;70 80;75 85;80 90;85 95;90 100;95 105;100 110;105
  90 %
115;110 1201;
  91 %
               tiempo=mtiempos(j,:);
   92
              t=t+traslape;
  93
              wav=wav file;
  94
              wav=char(wav);
  95
              ext=char(ext);
  96
              WAVFILE=[ext wav];
  97
              [vector,fs,nbits]=wavread(WAVFILE,100); % lectura del audio para saber la
frecuencia fs
              [vector, fs, nbits] = wavread (WAVFILE, t*fs);
  99
              vector=vector(:,1);
 100
              [Ctm Ctv]=centroide(Tw,Ts,fs,vector);
              [Aem Aev] = atenuacion(Tw, Ts, fs, vector);
 102
               [Ftm Ftv]=flujo(Tw,Ts,fs,vector);
              [Ztm Ztv]=cruce(Tw,Ts,fs,vector);
 103
 104
              [MFCCs, FBEs, frames] = mfcc(vector, fs, Tw, Ts, alpha, @hamming, [LF HF], M, C+1, L);
 105
              size(MFCCs)
 106
              x = MFCCs(1:5,:);
 107
              MFCCsm=mean(x');
 108
              MFCCsv=var(x');
              L E = low_e(Tw, Ts, fs, vector);
 109
 110
                if (i==1)
 111
                    vec caract bam(j,:)=[Ctm Aem Ftm Ztm MFCCsm Ctv Aev Ftv Ztv MFCCsv L E];
  112
                    elseif (i==2)
 113
                    \texttt{vec caract cum}(\texttt{j,:}) = \texttt{[Ctm Aem Ftm Ztm MFCCsm Ctv Aev Ftv Ztv MFCCsv L E];}
                    elseif (i==3)
 114
                    \verb|vec_caract_por(j,:) = [Ctm Aem Ftm Ztm MFCCsm Ctv Aev Ftv Ztv MFCCsv L E];|
 115
  116
                     elseif (i==4)
 117
                    vec caract va(j,:)=[Ctm Aem Ftm Ztm MFCCsm Ctv Aev Ftv Ztv MFCCsv L E];
 118
                end
 119
          end
 120 end
 121
 122 vec_caract_bam;
 123 vec caract cum;
```

```
124 vec_caract_por;
125 vec_caract_va;
126
127 csvwrite('textura_timbrica.xlsx', [vec_caract_bam vec_caract_cum vec_caract_por vec_caract_va]);
```

7.1.1.1. MFCC

```
1 function [ CC, FBE, frames ] = mfcc( speech, fs, Tw, Ts, alpha, window, R, M, N, L )
           2 % MFCC Mel frequency cepstral coefficient feature extraction.
           4 %
                            MFCC(S,FS,TW,TS,ALPHA,WINDOW,R,M,N,L) returns mel frequency
           5 %
                            cepstral coefficients (MFCCs) computed from speech signal given
           6 %
                            in vector S and sampled at FS (Hz). The speech signal is first
                            preemphasised using a first order FIR filter with preemphasis
            7 %
                            coefficient ALPHA. The preemphasised speech signal is subjected
                            to the short-time Fourier transform analysis with frame durations
           9 8
         10 %
                            of TW (ms), frame shifts of TS (ms) and analysis window function
         11 %
                            given as a function handle in WINDOW. This is followed by magnitude
                            spectrum computation followed by filterbank design with M triangular
        12 %
        13 %
                            filters uniformly spaced on the mel scale between lower and upper
        14 %
                             frequency limits given in R (Hz). The filterbank is applied to
        15 %
                            the magnitude spectrum values to produce filterbank energies (FBEs)
        16 %
                             (M per frame). Log-compressed FBEs are then decorrelated using the
         17 %
                             discrete cosine transform to produce cepstral coefficients. Final
        18 %
                            step applies sinusoidal lifter to produce liftered MFCCs that
        19 %
                            closely match those produced by HTK [1].
         20 %
        21 %
                             [CC, FBE, FRAMES] = MFCC(...) also returns FBEs and windowed frames,
                            with feature vectors and frames as columns.
        22 %
        23 %
         24 %
                            This framework is based on Dan Ellis' rastamat routines [2]. The
        2.5 %
                            emphasis is placed on closely matching MFCCs produced by HTK [1]
        26 %
                            (refer to p.337 of [1] for HTK's defaults) with simplicity and
         27 %
                            compactness as main considerations, but at a cost of reduced % \left( 1\right) =\left( 1\right) \left( 1\right)
        2.8 %
                             flexibility. This routine is meant to be easy to extend, and as
        29 %
                            a starting point for work with cepstral coefficients in MATLAB.
         30 %
                            The triangular filterbank equations are given in [3].
         31 %
        32 %
                            Inputs
         33 %
                                                   S is the input speech signal (as vector)
         34 %
         35 %
                                                    FS is the sampling frequency (Hz)
        36 %
        37 %
                                                   TW is the analysis frame duration (ms)
         38 %
        39 %
                                                   TS is the analysis frame shift (ms)
        40 %
        41 %
                                                   ALPHA is the preemphasis coefficient
        42 %
        43 %
                                                   WINDOW is a analysis window function handle
        44 %
        45 %
                                                   R is the frequency range (Hz) for filterbank analysis
        46 %
        47 %
                                                   M is the number of filterbank channels
        48 %
        49 %
                                                   N is the number of cepstral coefficients
        50 %
                                                          (including the Oth coefficient)
        51 %
         52 %
                                                   L is the liftering parameter
        53 %
         54 %
                            Outputs
                                                   CC is a matrix of mel frequency cepstral coefficients
        55 %
```

```
56 %
                   (MFCCs) with feature vectors as columns
 57 %
 58 %
                FBE is a matrix of filterbank energies
                    with feature vectors as columns
 59 %
 60 %
                FRAMES is a matrix of windowed frames
 61 %
 62 %
                      (one frame per column)
 63 %
 64 % Example
                Tw = 25;
 65 %
                                  % analysis frame duration (ms)
 66 %
                Ts = 10;
                                   % analysis frame shift (ms)
                alpha = 0.97;
 67 %
                                   % preemphasis coefficient
 68 %
                R = [300 3700]; % frequency range to consider
 69 %
                M = 20;
                                   % number of filterbank channels
 70 %
                C = 13;
                                   % number of cepstral coefficients
 71 %
                L = 22;
                                   % cepstral sine lifter parameter
 72 %
 73 %
                % hamming window (see Eq. (5.2) on p.73 of [1])
 74 %
                hamming = @(N)(0.54-0.46*\cos(2*pi*[0:N-1].'/(N-1)));
75 %
 76 %
                % Read speech samples, sampling rate and precision from file
 77 %
                [ speech, fs, nbits ] = wavread( 'sp10.wav' );
 78 %
 79 %
                % Feature extraction (feature vectors as columns)
 80 %
                [ MFCCs, FBEs, frames ] = ...
81 %
                                mfcc( speech, fs, Tw, Ts, alpha, hamming, R, M, C, L);
82 %
83 %
                % Plot cepstrum over time
                figure('Position', [30 100 800 200], 'PaperPositionMode', 'auto', ...
 84 %
                       'color', 'w', 'PaperOrientation', 'landscape', 'Visible', 'on');
85 %
86 %
 87 %
                imagesc( [1:size(MFCCs,2)], [0:C-1], MFCCs );
88 %
                axis( 'xy' );
                xlabel( 'Frame index' );
89 %
                ylabel( 'Cepstrum index' );
 90 %
 91 %
                title( 'Mel frequency cepstrum' );
 92 %
 93 % References
 94 %
 95 %
                [1] Young, S., Evermann, G., Gales, M., Hain, T., Kershaw, D.,
                    Liu, X., Moore, G., Odell, J., Ollason, D., Povey, D.,
 96 %
97 %
                    Valtchev, V., Woodland, P., 2006. The HTK Book (for HTK
98 %
                    Version 3.4.1). Engineering Department, Cambridge University.
                    (see also: http://htk.eng.cam.ac.uk)
99 %
100 %
101 %
                [2] Ellis, D., 2005. Reproducing the feature outputs of
102 %
                    common programs using Matlab and melfcc.m. url:
103 %
                    http://labrosa.ee.columbia.edu/matlab/rastamat/mfccs.html
104 %
105 %
                [3] Huang, X., Acero, A., Hon, H., 2001. Spoken Language
106 %
                    Processing: A guide to theory, algorithm, and system
107 %
                    development. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ,
108 %
                    USA (pp. 314-315).
109 %
110 %
        See also EXAMPLE, COMPARE, FRAMES2VEC, TRIFBANK.
111
112 %
        Author: Kamil Wojcicki, September 2011
113
114
        %% PRELIMINARIES
115
116
117
        % Ensure correct number of inputs
118
        if( nargin~= 10 ), help mfcc; return; end;
119
120
        % Explode samples to the range of 16 bit shorts
121
        if ( max(abs(speech)) <= 1 ), speech = speech * 2^15; end;
122
123
       Nw = round(1E-3*Tw*fs); % frame duration (samples)
```

```
124
        Ns = round( 1E-3*Ts*fs ); % frame shift (samples)
125
126
        nfft = 2^nextpow2(Nw);
                                   % length of FFT analysis
        K = nfft/2+1;
127
                                     % length of the unique part of the FFT
128
129
        %% HANDY INLINE FUNCTION HANDLES
130
131
132
        % Forward and backward mel frequency warping (see Eq. (5.13) on p.76 of [1])
133
        % Note that base 10 is used in [1], while base e is used here and in HTK code
134
        hz2mel = @(hz)(1127*log(1+hz/700)); % Hertz to mel warping function
        mel2hz = @(mel)(700*exp(mel/1127)-700); % mel to Hertz warping function
135
136
        \mbox{\%} Type III DCT matrix routine (see Eq. (5.14) on p.77 of [1])
137
138
        dctm = 0 (N, M) (sqrt(2.0/M) * cos(repmat([0:N-1].',1,M) ...
                                           .* repmat(pi*([1:M]-0.5)/M,N,1) ));
139
140
141
        % Cepstral lifter routine (see Eq. (5.12) on p.75 of [1])
        ceplifter = @(N, L)(1+0.5*L*sin(pi*[0:N-1]/L));
142
143
144
145
        %% FEATURE EXTRACTION
146
147
        % Preemphasis filtering (see Eq. (5.1) on p.73 of [1])
148
        speech = filter([1 -alpha], 1, speech ); % fvtool([1 -alpha], 1);
149
150
        % Framing and windowing (frames as columns)
151
        frames = vec2frames( speech, Nw, Ns, 'cols', window, false );
152
153
        % Magnitude spectrum computation (as column vectors)
154
        MAG = abs( fft(frames, nfft, 1) );
155
156
        % Triangular filterbank with uniformly spaced filters on mel scale
157
        H = trifbank(M, K, R, fs, hz2mel, mel2hz); % size of H is M x K
158
159
        % Filterbank application to unique part of the magnitude spectrum
        FBE = H * MAG(1:K,:); % FBE(FBE<1.0) = 1.0; % apply mel floor
160
161
162
        % DCT matrix computation
163
        DCT = dctm(N, M);
164
165
        % Conversion of logFBEs to cepstral coefficients through DCT
166
        CC = DCT * log(FBE);
167
168
        % Cepstral lifter computation
169
        lifter = ceplifter( N, L );
170
        % Cepstral liftering gives liftered cepstral coefficients
171
172
        CC = diag( lifter ) * CC; % ~ HTK's MFCCs
173
174
175 % EOF
```

7.1.2. Contenido Rítmico

Detección de BPM:

```
1 clear all; close all; clc;

2
3 % ------
4 % Esta implementacion nos permite calcular la velocidad aproximada en BPM
```

```
5 % mediante el algoritmo propuesto por Tzanetakis y Cook a los generos
   6 % musicales, en este caso colombianos, ingresados en la variable 'wav file'
   7 % por supuesto teniendo en cuenta su direccion de ubicacion, determinada
   8 % en la variable 'extensiones'. Finalmente se crea un archivo .xlsx con el
   9 % contenido de todos los BPM de cada una de las canciones.
  12 % Autores: Sebastian Munoz Garcia <sebastianmg.info@gmail.com>
  13 %
                14 % Creado: 2016
  15
  16 % tamao total en segundos del fragmento de la cancin a analizar
  17 t min=60;
  18 t_max=90;
  20 extensiones={'canciones/bambucos/' 'canciones/cumbias/' 'canciones/porros/'
'canciones/vallenatos/'};
  21 e=length(extensiones);
  23 % Generamos los vectores donde se almacenarn los BPM de cada cancin
  24 BPM bam=zeros(28,1);
  25 BPM cum=zeros(27,1);
  26 BPM por=zeros(15,1);
  27 BPM va=zeros(15,1);
  2.8
  29 for i=1:e
  30
        if (i==1)
             wav file={'ALaReina' 'BrisasDelPamplonita' 'ChaticaLinda'...
  31
                  'CorazoncitoMio' 'ElBarcino' 'ElGuatecano' 'ElPifano'...
                  'ElRepublicano' 'ElSapiroco' 'ElSotareno' 'FlorDeCafe'...
  33
  34
                 'Humorisimo' 'LaGuanena' 'LosOpitas' 'ManzanitaColorada'...
  35
                  'MiCasta' 'MuchachaDeRisaLoca' 'OjoAlToro' 'OjosDeYoNoSeQue'...
                  'Palonegro' 'Raza' 'Rosalinda' 'Sanjuanero'...
  36
                 'SanPedroEnElEspinal' 'Surenita' 'TaberneroAmigo'...
  37
                 'TaitaQuillacinga' 'TreceDeJunio'}; % ingreso del archivo de audio de
  38
bambuco
             w=length(wav_file);
  39
           elseif (i==2)
  40
             wav file={'AguaceroEMayo' 'AnoNuevo' 'ColombiaTierraQuerida'...
  41
                  'CumbiaBanquena' 'CumbiaCampesina' 'CumbiaDelCaribe'...
  42
                 'CumbiaDePescadores' 'CumbiaFonsequera' 'CumbiaSabanera'...
  43
                 'DosDeFebrero' 'ElMaranon' 'ElPescador' 'ElZabroson'...
  44
  45
                  'GaitaDeLasFlores' 'JulioMoreno' 'LaCumbiaCienaguera'...
                 'LaCumbiaDelAmor' 'LaPolleraColora' 'LaRebuscona'...
  46
                 'LasMirlas' 'LaZenaida' 'MarthaLaReina' 'MiCumpleanos'...
  47
                 'Minarete' 'Monalinda' 'PlinioGuzman'...
  48
  49
                  'TierraSanta'}; % ingreso del archivo de audio de cumbia
  50
             w=length(wav file);
  51
           elseif (i==3)
  52
             wav file={'Atlantico' 'CarmenDeBolivar' 'ElSabroson'...
                  'GolfoDeMorrosquillo' 'LaLunaYLaPlaya' 'LaTelefonista'...
  53
                 'LaVacaVieja' 'Macondo' 'Merecumbe' 'Monalinda'...
  54
                 'PajaroPicon' 'Peluquero' 'SanCarlos' 'SanFernando'...
  5.5
  56
                  'Tina'}; % ingreso de los archivos de audio de porro
  57
             w=length(wav_file);
  5.8
           elseif (i==4)
  59
             wav file={'AliciaAdorada' 'CuandoCasiTeOlvidaba' 'ElBozal'...
  60
                  'ElParrandon' 'LaGotaFria' 'LaMuerteDeAbelAntonio'...
                 'LaMujerYLaPrimavera' 'LaPlata' 'LaPuyaRegional'...
  61
                 'LaSanguijuela' 'LaVillaDelRosario' 'MeDejoSolito'...
  62
                  'NinaBonita' 'PuyaInstrumental' 'VeniVeni'}; % ingreso de los archivos de
  63
audio de vallenato
             w=length(wav file);
  64
   65
         end
  66
         for canciones=1:w
             wav=wav file(canciones);
  67
  68
             wav=char(wav);
  69
             ext=strtrim(extensiones(i));
```

```
ext=char(ext);
71
           format={'.wav'};
72
           format=char(format);
73
           WAVFILE=[ext wav format];
74
            [BPM] = RunBPM 2 (WAVFILE, t min, t max);
75
           if (i==1)
76
                  BPM bam(canciones) = BPM;
77
                  elseif (i==2)
78
                  BPM cum(canciones) = BPM;
79
                  elseif (i==3)
80
                  BPM por(canciones) = BPM;
                  elseif (i==4)
81
82
                  BPM va(canciones) = BPM;
83
           end
84
       end
85 end
86
87 BPM bam;
88 BPM cum;
89 BPM por;
90 BPM va;
91
92 csvwrite('bpms.xlsx',[BPM bam BPM cum BPM por BPM va]);
```

Histograma de Ritmo.

```
1 close all;clear all;clc;
3 %
4 % Esta implementacion nos permite generar el llamado Histograma de ritmo
5 % mediante el algoritmo propuesto por Tzanetakis y Cook a los generos
6 % musicales, en este caso colombianos, ingresados en la variable 'wav_file'
7 % por supuesto teniendo en cuenta su direccion de ubicacion, determinada
8 % en la variable 'extensiones', imprimiendo finalmente el histograma y asi
9\ \% mismo, para cada uno de estos, la sumatoria total de sus amplitudes.
10 %
11
12 % Autores: Sebastian Muñoz Garcia <sebastianmg.info@gmail.com>
13 %
             Leonardo Rodriguez Mujica < lrodriguez@mail.unicundi.edu.co>
14 % Creado: 2016
15
16 % tamao total en segundos del fragmento de la cancion a analizar
17 t min=60;
18 t \max=90;
19
20 f muestreo=22050; % nueva frecuencia de muestreo
21 traslape=32768/f muestreo; % tamaño de traslape en segundos
22 vent=65536/f muestreo; % tamaño de ventana en segundos
23 % tam vent=[t min t min+(vent)];
                                      % vector de tamaño de ventana
24 % tiempo=t min:traslape:t max;
25 % t=length(tiempo);
26
27 extensiones={'.../../canciones/bambucos/' '.../../canciones/cumbias/'...
      '../../canciones/porros/' '../../canciones/vallenatos/'};
29 e=length(extensiones);
30
31 SS=((t max-t min)-vent)/traslape; % nmero de traslapes
32 SS=floor(SS);
33
34~\% generamos estos vectores para almacenar la sumatoria de cada uno de los
35 % histogramas.
36 sum amp bam=zeros(28,1);
```

```
37 sum amp cum=zeros(27,1);
38 sum amp por=zeros(15,1);
39 sum amp va=zeros(15,1);
40
41 for i=1:e
       if (i==1)
43
           wav_file={'Sanjuanero'}; % ingreso del archivo de audio de bambuco
44 %
                  {'ALaReina' 'BrisasDelPamplonita' 'ChaticaLinda'...
45 %
                  'CorazoncitoMio' 'ElBarcino' 'ElGuatecano' 'ElPifano'...
                  'ElRepublicano' 'ElSapiroco' 'ElSotareno' 'FlorDeCafe'...
46 %
47 %
                  'Humorisimo' 'LaGuanena' 'LosOpitas' 'ManzanitaColorada'...
48 %
                  'MiCasta' 'MuchachaDeRisaLoca' 'OjoAlToro'...
                  'OjosDeYoNoSeQue' 'Palonegro' 'Raza' 'Rosalinda'...
49 %
                  'Sanjuanero' 'SanPedroEnElEspinal' 'Surenita'...
50 %
51 %
                  'TaberneroAmigo' 'TaitaQuillacinga' 'TreceDeJunio'};
52
           w=length(wav file);
53
         elseif (i==2)
54
           wav file={'MarthaLaReina'};% ingreso del archivo de audio de cumbia
                  {'AguaceroEMayo' 'AnoNuevo' 'ColombiaTierraQuerida'...
55 %
                  'CumbiaBanquena' 'CumbiaCampesina' 'CumbiaDelCaribe'...
56 %
57 %
                  'CumbiaDePescadores' 'CumbiaFonsequera' 'CumbiaSabanera'...
                  'DosDeFebrero' 'ElMaranon' 'ElPescador' 'ElZabroson'...
58 %
                  'GaitaDeLasFlores' 'JulioMoreno' 'LaCumbiaCienaguera'...
59 %
                  'LaCumbiaDelAmor' 'LaPolleraColora' 'LaRebuscona'...
60 %
                  'LasMirlas' 'LaZenaida' 'MarthaLaReina' 'MiCumpleanos'...
61 %
                  'Minarete' 'Monalinda' 'PlinioGuzman'...
62 %
                  'TierraSanta'};
63 %
           w=length(wav file);
64
65
         elseif (i==3)
66
           wav file={'LaLunaYLaPlaya'};% ingreso del archivo de audio de porro
67 %
                  {'Atlantico' 'CarmenDeBolivar' 'ElSabroson'...
68 %
                  'GolfoDeMorrosquillo' 'LaLunaYLaPlaya' 'LaTelefonista'...
                  'LaVacaVieja' 'Macondo' 'Merecumbe' 'Monalinda'...
69 %
                  'PajaroPicon' 'Peluquero' 'SanCarlos' 'SanFernando'...
70 %
                  'Tina'};
71 %
           w=length(wav file);
7.3
         elseif (i==4)
74
           wav file={'CuandoCasiTeOlvidaba'};% ingreso del archivo de audio de vallenato
                  {'AliciaAdorada' 'CuandoCasiTeOlvidaba' 'ElBozal'...
75 %
76 %
                  'ElParrandon' 'LaGotaFria' 'LaMuerteDeAbelAntonio'...
                  'LaMujerYLaPrimavera' 'LaPlata' 'LaPuyaRegional'...
77 %
78 %
                  'LaSanguijuela' 'LaVillaDelRosario' 'MeDejoSolito'...
79 %
                  'NinaBonita' 'PuyaInstrumental' 'VeniVeni'};
80
           w=length(wav_file);
81
82
       for canciones=1:w
83
           wav=wav file(canciones);
84
           wav=char(wav):
8.5
           ext=strtrim(extensiones(i));
86
           ext=char(ext);
87
           format={ '.wav'};
88
           format=char(format);
89
           WAVFILE=[ext wav format];
90
           [v,fs]=wavread(WAVFILE);
91
           [v,fs]=wavread(WAVFILE, [t min t max]*fs);
92
           v=v(:,1);
93
94
           bpm=zeros(1,200);
95
96
           for j=1:SS
97
               min=floor(j*(traslape*fs));
98
               max=floor((j*(traslape*fs))+vent*fs);
99
               vec=v(min:max);
                [BPM, max amp, pos]=RunBPM(vec, fs); if (BPM>60 && BPM<200)
100
101
102
                    BPM=floor(BPM);
103
                    bpm(BPM) = bpm(BPM) + max_amp;
104
```

```
105
             end
106
            if i==1
107
                 sum amp bam(canciones) = sum(bpm);
108
             elseif \overline{i} == 2
109
               sum amp cum(canciones) = sum(bpm);
110
             elseif i==3
111
                sum_amp_por(canciones) = sum(bpm);
112
             elseif \overline{i} == 4
113
                sum amp va(canciones) = sum(bpm);
114
            end
115
        format ima={'.png'};
116
        format ima=char(format ima);
117
        pr=[wav format ima];
118
        tt=60:200;
119
        plot(tt,bpm(60:200))
120
        xlabel('BPM','FontName','Arial','FontSize', 14)
121
        ylabel('Amplitud','FontName','Arial','FontSize', 14);
122
        axis([60 200 0 20]) % Se establece la escala de los ejes X y Y
          plot(bpm), xlabel('BPM'), ylabel('Amplitud');
123 %
124
        saveas (qcf,pr)
125
        end
126 end
127
128 sum amp bam;
129 sum_amp_cum;
130 sum amp por;
131 sum amp va;
```

7.1.3. Matriz de similitud

```
1 function [arch no png, arch png bonito]=graficar2(archivo sin extension,...
   2 tiempo, directorio)
    4 %
    5 % Esta funcion permite graficar las matrices de similitud para los generos
    6 % musicales ingresados de la carpeta cumbia, sin extension, en el primer
    7 % parametro de entrada 'archivo sin extension', estas matrices se logran
    8 % calcular para cierto periodo de tiempo ingresado en el segundo parametro
    9 % 'tiempo' ya sea como escalar o como vector. Si se ingresa como escalar,
   10 % el parametro de tiempo sera de cero (0) al valor de tiempo ingresado.
   11 % Finalmente en el tercer parametro se ingresa el nombre del directorio o
   12 % carpeta donde se encuentra el archivo .wav, este parametro debe llevar
   13 % siempre el simbolo '/' al final.
  14 %
  15 % Como parametros de salida tenemos:
  16 % - arch no png: nombre del archivo png guardado en la carpeta 'imagen/'
   17 %
                       sin extension.
  18 % - arch_png_bonito: nombre del archivo png guardado en la carpeta
  19 %
                           'bonito/' sin extension.
   20 %
  22 % Autores: Sebastian Munoz Garcia <sebastianmg.info@gmail.com>
  23 %
                Leonardo Rodriguez Mujica <lrodriguez@mail.unicundi.edu.co>
   24 % Creado: Junio 2016
   26 if (isscalar(tiempo) ==1)
   27 % escalar
   28 t i=sprintf('-%03d', 0)
  29 t f=sprintf('-%03d', tiempo)
   31 elseif ((isvector(tiempo) == 1) && (length(tiempo) == 2))
   32 % vector
   33 t i=sprintf('-%03d', tiempo(1))
   34 t f=sprintf('-%03d', tiempo(2))
   35 end
   36
```

```
37 arch wav=['canciones/' directorio archivo sin extension '.wav']
38 arch png=['imagen/' archivo sin extension t i t f '.png']
39 arch png bonito=['imagen/bonito/' archivo sin extension t i t f]
40 arch_no_png=['imagen/' archivo_sin_extension t_i t_f]
41
42 [mat,fs]=similaridad(arch wav, tiempo, arch png);
43 fs
44 tam mat sim=size(mat)
45
46 %ts=100
47 %t=4
48 %x=t*ts
49 %mat=rand(x);
50 %tam=size(x);
51
52 esp ritmo=espectro ritmo(mat);
53 length(esp ritmo)
54 t=((0:length(esp ritmo)-1)/fs)*128;
55
56 end
```

```
1 function bonita imagen (imagen ent, imagen sal, t1, t2)
    3 % --
    4 % Esta funcion permite acomodar la matriz de similitud dandole un giro de 90
   5 % a la imagen para tener una mejor visualizacion en cuanto a escala de tiempo
    6 % entre t1 y t2.
    7 % -
    8
   9 % Autores: Sebastian Munoz Garcia <sebastianmg.info@gmail.com>
   10 % Leonardo Rodriguez Mujica <lrodriguez@mail.unicundi.edu.co>
   11 % Creado: 2016
  12
   13 ima=imread([imagen ent '.png']);
  14 imal=fliplr(ima);
  15
  16 x=linspace(t1,t2,1000);
  17 y=linspace(t1,t2,1000);
   18 imagesc(x,y,ima1);
  19 colormap(gray(256));
  2.0
   21 print([imagen sal '-xy' '.png'], '-dpng'), title(imagen sal);
  23 end
```

```
1 close all; clear all; clc;
    3 %
    4~\% Esta implementacion nos permite generar la llamada Matriz de Similitud
    5 % mediante el algoritmo propuesto por Foote y Shingo a los generos
    6 % musicales, en este caso colombianos, ingresados en la variable 'canciones'
    7\ \% por supuesto teniendo en cuenta su direccion de ubicacion, determinada
    8 % en la variable 'extensiones'.
   9 % -
   1.0
   11 % Autores: Sebastian Munoz Garcia <sebastianmg.info@gmail.com>
   12 %
                Leonardo Rodriguez Mujica <lrodriguez@mail.unicundi.edu.co>
   13 % Creado: 2016
  14
   15 extensiones={'.../canciones/bambucos/';'.../canciones/cumbias/';...
  '../../canciones/porros/';'../../canciones/vallenatos/'};
  17 e=size(extensiones)
```

```
18 s=e(1)
19
20 for i=1:s
21
     if i==1
         canciones={'OjosDeYoNoSeQue'};% ingreso del archivo de audio de bambuco
22
                 {'ALaReina' 'BrisasDelPamplonita' 'ChaticaLinda'...
23 %
                  'CorazoncitoMio' 'ElBarcino' 'ElGuatecano' 'ElPifano'...
24 %
                  'ElRepublicano' 'ElSapiroco' 'ElSotareno' 'FlorDeCafe'...
25 %
26 %
                  'Humorisimo' 'LaGuanena' 'LosOpitas' 'ManzanitaColorada'...
                  'MiCasta' 'MuchachaDeRisaLoca' 'OjoAlToro'...
27 %
28 %
                  'OjosDeYoNoSeQue' 'Palonegro' 'Raza' 'Rosalinda'...
                  'Sanjuanero' 'SanPedroEnElEspinal' 'Surenita'...
29 %
                  'TaberneroAmigo' 'TaitaQuillacinga' 'TreceDeJunio'};
30 %
         c=length(canciones)
31
32
       elseif i==2
33
           canciones={'ColombiaTierraQuerida'};% ingreso del archivo de audio de cumbia
34 %
                  {'AquaceroEMayo' 'AnoNuevo' 'ColombiaTierraQuerida'...
35 %
                  'CumbiaBanquena' 'CumbiaCampesina' 'CumbiaDelCaribe'...
36 %
                  'CumbiaDePescadores' 'CumbiaFonsequera' 'CumbiaSabanera'...
                 'DosDeFebrero' 'ElMaranon' 'ElPescador' 'ElZabroson'...
37 %
38 %
                  'GaitaDeLasFlores' 'JulioMoreno' 'LaCumbiaCienaguera'...
39 %
                  'LaCumbiaDelAmor' 'LaPolleraColora' 'LaRebuscona'...
                  'LasMirlas' 'LaZenaida' 'MarthaLaReina' 'MiCumpleanos'...
40 %
                 'Minarete' 'Monalinda' 'PlinioGuzman'...
41 %
42 %
                  'TierraSanta'};
4.3
           c=length(canciones)
44
       elseif i==3
           canciones={'Atlantico'};% ingreso del archivo de audio de porro
4.5
46 %
                  {'Atlantico' 'CarmenDeBolivar' 'ElSabroson'...
47 %
                  'GolfoDeMorrosquillo' 'LaLunaYLaPlaya' 'LaTelefonista'...
                  'LaVacaVieja' 'Macondo' 'Merecumbe' 'Monalinda'...
48 %
                  'PajaroPicon' 'Peluquero' 'SanCarlos' 'SanFernando'...
49 %
                  'Tina'};
50 %
           c=length(canciones)
51
       elseif (i==4)
52
53
           canciones={'LaGotaFria'};% ingreso del archivo de audio de vallenato
                  {'AliciaAdorada' 'CuandoCasiTeOlvidaba' 'ElBozal'...
54 %
55 %
                  'ElParrandon' 'LaGotaFria' 'LaMuerteDeAbelAntonio'...
56 %
                  'LaMujerYLaPrimavera' 'LaPlata' 'LaPuyaRegional'...
57 %
                  'LaSanguijuela' 'LaVillaDelRosario' 'MeDejoSolito'...
                  'NinaBonita' 'PuyaInstrumental' 'VeniVeni'};
58 %
           c=length(canciones)
59
60
     end
61
62
     for j=1:1:c
6.3
         x=char(canciones(j))
64
         %figure
65
         [n, m] = graficar2(x, [10 18], strtrim(extensiones(i,:)))
66
         title([canciones(j) '10-18'])
67
         bonita imagen(n,m, 10, 18)
68
     end
69
70 end
71
72
     %for i=1:1:1
       x=char(canciones(i))
74
       figure
75
       [n, m] = graficar bamb(x, [60 68]), title([canciones(i) '60-68'])
76
       bonita imagen (n, m, 60, 68)
77 %end
```

7.1.4. Vector Croma

```
1 close all;clear all;clc;
 3 % -
 4 % Esta implementacion nos permite generar el llamado Vector Croma y la
 5 % impresion de un cromograma mediante las funciones propuestas por
 6 % Giannakopoulos, a los generos musicales, en este caso colombianos,
 7 % ingresados en la variable 'wav file' por supuesto teniendo en cuenta su
 8 % direccion de ubicacion, determinada en la variable 'extensiones',
 9 % imprimiendo tambien una comparacion de las caracteristicas de tono
10 % mediante un diagrama de barras y otro de espectro de cambio de altura
11 % Finalmente, cada vector generado se guarda en un archivo .xlsx.
13
14 % Autores: Sebastian Munoz Garcia <sebastianmg.info@gmail.com>
              Leonardo Rodriguez Mujica <lrodriguez@mail.unicundi.edu.co>
15 %
16 % Creado: 2016
17
18 % intervalo de tiempo a analizar en segundos (3 s)
19 t min=60;
20 t max = 63;
21
22 extensiones={'.../canciones/bambucos/' '.../canciones/cumbias/'...
      '../../canciones/porros/' '../../canciones/vallenatos/'};
24 e=length(extensiones);
25
26 % donde se almacenarn los vectores croma de cada cancin
27 vec croma bam=zeros(28,12);
28 vec croma cum=zeros(27,12);
29 vec croma por=zeros(15,12);
30 vec croma va=zeros(15,12);
31
32 tt=t min+0.05:0.05:t max;
33
34 for i=1:e
       if (i==1)
35
           wav file={'ALaReina' 'BrisasDelPamplonita' 'ChaticaLinda'...
36
                'CorazoncitoMio' 'ElBarcino' 'ElGuatecano' 'ElPifano'...
37
               'ElRepublicano' 'ElSapiroco' 'ElSotareno' 'FlorDeCafe'...
38
39
               'Humorisimo' 'LaGuanena' 'LosOpitas' 'ManzanitaColorada'...
               'MiCasta' 'MuchachaDeRisaLoca' 'OjoAlToro' 'OjosDeYoNoSeQue'...
'Palonegro' 'Raza' 'Rosalinda' 'Sanjuanero'...
40
41
               'SanPedroEnElEspinal' 'Surenita' 'TaberneroAmigo'...
42
               'TaitaQuillacinga' 'TreceDeJunio'}; % ingreso del archivo de
43
               % audio de bambuco
44
4.5
           w=length(wav file);
46
         elseif (i==2)
           wav file={'AguaceroEMayo' 'AnoNuevo' 'ColombiaTierraQuerida'...
47
                'CumbiaBanquena' 'CumbiaCampesina' 'CumbiaDelCaribe'...
48
               'CumbiaDePescadores' 'CumbiaFonsequera' 'CumbiaSabanera'...
49
               'DosDeFebrero' 'ElMaranon' 'ElPescador' 'ElZabroson'...
50
51
               'GaitaDeLasFlores' 'JulioMoreno' 'LaCumbiaCienaguera'...
               'LaCumbiaDelAmor' 'LaPolleraColora' 'LaRebuscona'...
52
53
               'LasMirlas' 'LaZenaida' 'MarthaLaReina' 'MiCumpleanos'...
               'Minarete' 'Monalinda' 'PlinioGuzman'...
54
5.5
               'TierraSanta'}; % ingreso del archivo de audio de cumbia
56
           w=length(wav file);
         elseif (i==3)
57
58
           wav file={'Atlantico' 'CarmenDeBolivar' 'ElSabroson'...
59
               'GolfoDeMorrosquillo' 'LaLunaYLaPlaya' 'LaTelefonista'...
60
               'LaVacaVieja' 'Macondo' 'Merecumbe' 'Monalinda'...
               'PajaroPicon' 'Peluquero' 'SanCarlos' 'SanFernando'...
61
62
               'Tina'}; % ingreso de los archivos de audio de porro
           w=length(wav file);
63
         elseif (i==4)
64
           wav_file={'AliciaAdorada' 'CuandoCasiTeOlvidaba' 'ElBozal'...
```

```
66
                 'ElParrandon' 'LaGotaFria' 'LaMuerteDeAbelAntonio'...
 67
                 'LaMujerYLaPrimavera' 'LaPlata' 'LaPuyaRegional'...
                'LaSanguijuela' 'LaVillaDelRosario' 'MeDejoSolito'...
 68
 69
                 'NinaBonita' 'PuyaInstrumental' 'VeniVeni'}; % ingreso de los
                % archivos de audio de vallenato
 71
            w=length(wav file);
 72
        end
 73
        for canciones=1:w
 74
            wav=wav file(canciones);
 75
            wav=char(wav);
 76
            ext=strtrim(extensiones(i));
 77
            ext=char(ext);
78
            format={'.wav'};
 79
            format=char(format);
 80
            WAVFILE=[ext wav format];
            [Chromagram, x, fs]=demoChromaVector(WAVFILE, t min, t max);
81
82
            [C, y, c] = feature chroma vector(x, fs);
83
84
            format ima={'.png'};
85
            format ima=char(format ima);
86
            pr1=['cromograma_' wav format_ima];
 87
            pr2=['espectro ' wav format ima];
            pr3=['barras ' wav format ima];
88
89
 90
            figure
 91
            imshow(imresize(Chromagram, 10, 'nearest'), []);
 92
            axis on
93
            xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Escala musical cromtica');
 94
            set(gca,'XTick',[0:100:600])
            set(gca,'XTickLabel',{[t_min:0.5:t_max]});
 95
96
            set(gca, 'YTick', [5:10:120])
 97
            set(gca,'YTickLabel',{'A','A#','B','C','C#','D','D#','E','F',...
                'F#','G','G#'});
98
            saveas (gcf,['graficas/cromogramas/' pr1])
99
100
            figure
101
            plot(tt,Chromagram(1,:)), xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Amplitud')
            saveas (gcf,['graficas/espectros/' pr2])
103
104
            bar(C), xlabel('Escala musical cromtica'); ylabel('Amplitud')
            set(gca,'XTickLabel',{'A','A#','B','C','C#','D','D#','E','F',...
105
106
                'F#','G','G#'});
            saveas (gcf,['graficas/barras/' pr3])
107
108
            if i==1
109
                    vec_croma_bam(canciones,:)=C';
110
                elseif \overline{i} == 2
111
                    vec croma cum(canciones,:)=C';
112
                elseif \overline{i} == 3
113
                    vec_croma_por(canciones,:)=C';
114
                elseif i==4
                     vec_croma_va(canciones,:)=C';
115
116
            end
117
        end
118 end
119
120 vec croma bam;
121 vec_croma_cum;
122 vec croma por;
123 vec croma va;
124
125 csvwrite('graficas/vectores croma.xlsx', [vec croma bam vec croma cum...
       vec croma por vec croma va]);
```

7.2. Tablas de Base de Datos

Tabla 2. Base de datos general de la discoteca recopilada de los cuatro géneros folclóricos colombianos: Bambuco, Cumbia, Porro y Vallenato.

No.	TÍTULO	GÉNERO	INSTRUMENTAL	CON VOZ
1	A la reina	Bambuco		X
2	Brisas del pamplonita	Bambuco tradicional	X	
3	Chatica linda	Bambuco	X	
4	Corazoncito mío	Bambuco		X
5	El barcino	Bambuco fiestero		X
6	El guatecano	Bambuco		X
7	El pífano	Bambuco caucano	X	
8	El republicano	Bambuco	X	
9	El sapiroco	Bambuco caucano	X	
10	El sotareño	Bambuco caucano		X
11	Flor de café	Bambuco	X	
12	Humorísimo	Bambuco	X	
13	La guaneña	Bambuco sureño		X
14	Los opitas	Bambuco fiestero	X	
15	Manzanita colorada	Bambuco		X
16	Mi Casta	Bambuco tradicional		X
17	Muchacha de risa loca	Bambuco		X
18	Ojo al toro	Bambuco fiestero	X	
19	Ojos de yo no sé qué	Bambuco tradicional		X
20	Palonegro	Bambuco fiestero	X	
21	Raza	Bambuco		X
22	Rosalinda	Bambuco		X
23	Sanjuanero	Bambuco tradicional		X
24	San Pedro en el Espinal	Bambuco fiestero	X	
25	Sureñita	Bambuco sureño	X	
26	Tabernero amigo	Bambuco		X
27	Taita Quillacinga	Bambuco sureño	X	
28	Trece de junio	Bambuco		X
29	Aguacero 'e mayo	Cumbia clásica		X
30	Año nuevo	Cumbia	X	
31	Colombia tierra querida	Cumbia sabanera		X
32	Cumbia banqueña	Cumbia		X
33	Cumbia campesina	Cumbia vallenata		X
34	Cumbia del caribe	Cumbia sabanera		X

No.	TÍTULO	GÉNERO	INSTRUMENTAL	CON VOZ
35	Cumbia de pescadores	Cumbia		Х
36	Cumbia fonsequera	Cumbia		X
37	Cumbia sabanera	Cumbia vallenata		X
38	Dos de febrero	Cumbia clásica		Х
39	El marañón	Cumbia		X
40	El pescador	Cumbia clásica		Х
41	El sabrosón	Cumbia		X
42	Gaita de las flores	Cumbia		X
43	Julio moreno	Cumbia		X
44	Cumbia cienaguera	Cumbia vallenata		Х
45	La cumbia del amor	Cumbia sabanera	X	
46	La poyera colorá	Cumbia sabanera		Х
47	La rebuscona	Cumbia clásica	X	
48	Las mirlas	Cumbia	X	
49	La Zenaida	Cumbia vallenata		X
50	Martha la reina	Cumbia vallenata		Х
51	Mi cumpleaños	Cumbia		Х
52	Minarete	Cumbia sabanera	X	
53	Monalinda	Cumbia	X	
54	Plinio Guzmán	Cumbia	X	
55	Tierra santa	Cumbia clásica		
56	Atlántico	Porro	Х	
57	Carmen de Bolivar	Porro		Х
58	El sabrosón	Porro		Х
59	Golfo de Morrosquillo	Porro		Х
60	La luna y la playa	Porro		X
61	La telefonista	Porro		Х
62	La vaca vieja	Porro	X	
63	Macondo	Porro raspa		X
64	Merecumbe	Porro		X
65	Monalinda	Porro gaita	X	
66	Pájaro picón	Porro		Х
67	Peluquero	Porro		Х
68	San Carlos	Porro	Х	
69	San Fernando	Porro		Х
70	Tina	Porro cumbia		Х
71	Alicia adorada	Vallenato son		Х
72	Cuando casi te olvidaba	Vallenato paseo		Х
73	El bozal	Vallenato merengue		Х

No.	TÍTULO	GÉNERO	INSTRUMENTAL	CON VOZ
74	El parrandón	Vallenato merengue		X
75	La gota fría	Vallenato paseo		X
76	La muerte de Abel Antonio	Vallenato paseo		X
77	La mujer y la primavera	Vallenato merengue		X
78	La plata	Vallenato puya		X
79	La puya regional	Vallenato puya		X
80	La sanguijuela	Vallenato puya		X
81	la villa del rosario	Vallenato merengue		X
82	Me dejo solito	Vallenato puya		X
83	Niña bonita	Vallenato paseo		X
84	Puya instrumental	Vallenato puya	X	
85	Vení vení	Vallenato merengue		X

Tabla 3. Comparación entre los BPM del metrónomo, algoritmo e histograma de ritmo para el total de las canciones escogidas.

BAMBUCOS						
CANCIÓN		ВРМ				
CANCION	Metrónomo	Algoritmo	Histograma			
ALaReina	112	163,04	67/151			
BrisasDelPamplonita	115	200,00	110			
ChaticaLinda	117	56,82	86			
CorazoncitoMio	51/102	200,00	65			
ElBarcino	118	121,95	113			
ElGuatecano		128,21	64			
ElPifano	119	187,50	116			
ElRepublicano	112	56,60	121			
ElSapiroco	111	111,94	111			
ElSotareno	98/149	147,06	154			
FlorDeCafe	106	53,38	105			
Humorisimo	108	111,11	107			
LaGuanena	123	182,93	125			
LosOpitas	132/66	200,00	68			
ManzanitaColorada	122	185,19	182			
MiCasta	90	90,36	89			
MuchachaDeRisaLoca	86	86,71	84			
OjoAlToro	129	200,00	129			
OjosDeYoNoSeQue	90	87,72	89			

BAMBUCOS						
CANCIÓN		BPM				
CANCION	Metrónomo	Algoritmo	Histograma			
Palonegro	128/193	192,31	187			
Raza	154	147,06	142			
Rosalinda	95	94,34	93			
Sanjuanero	67/134	66,37	66/137			
SanPedroEnElEspinal	69	71,43	71			
Surenita	59	58,82	60			
TaberneroAmigo	110/169	182,93	66/174			
TaitaQuillacinga	127	128,21	125			
TreceDeJunio	161	151,52	170			

CUMBIAS						
CANCIÓN		BPM				
CANCION	Metrónomo	Algoritmo	Histograma			
AguaceroEMayo	95	93,75	94			
AnoNuevo	99	200,00	98/194			
ColombiaTierraQuerida	97	48,39	93			
CumbiaBanquena	87	182,93/43,3526	89			
CumbiaCampesina	97	48,70	95			
CumbiaDelCaribe	97	49,02	96			
CumbiaDePescadores	82	172,41	80/178			
CumbiaFonsequera	114	77,3196	77			
CumbiaSabanera	104	52,08	78			
DosDeFebrero	94	47,17	93/189			
ElMaranon	90	187,5/45,5927	189			
ElPescador	83	180,72	112/185			
ElZabroson	90/181	189,87	61/94			
GaitaDeLasFlores	97	47,619	97			
JulioMoreno	90	93,1677	92			
LaCumbiaCienaguera	109	200,00	105			
LaCumbiaDelAmor	80/161	40,87	154			
LaPolleraColora	109	107,91	107			
LaRebuscona	102	102,74	107			
LasMirlas	108	109,4891	110			
LaZenaida	106	54,75	113			
MarthaLaReina	85	172,4138	84/172			

CUMBIAS						
CANCIÓN	ВРМ					
CANCION	Metrónomo	Algoritmo	Histograma			
MiCumpleanos	104	105,63	104			
Minarete	102	200,00	101			
Monalinda	98	200,00	94/194			
PlinioGuzman	90	89,82	87			
TierraSanta	88/176	42,8571	178			

PORROS						
CANCIÓN	ВРМ					
CANCION	Metrónomo	Algoritmo	Histograma			
Atlantico	100	200,00	67/197/101			
CarmenDeBolivar	89	200,00	90/192			
ElSabroson	90/181	189,87	61/94/121/194			
GolfoDeMorrosquillo	102	200,00	122			
LaLunaYLaPlaya	129	65/135,1351	65/122			
LaTelefonista	194	194,81	75/130/189			
LaVacaVieja	109	200,00	60/132			
Macondo	104	101,35	81/100			
Merecumbe	92/183	200,00	127/185			
Monalinda	98	200,00	94/194			
PajaroPicon	132	131,58	64/129			
Peluquero	104	200,00	66/93			
SanCarlos	89	197,37	71/118/180			
SanFernando	80/160	163,04/80,2139	70/164			
Tina	108	200,00	102			

VALLENATOS						
CANCIÓN		ВРМ				
	Metrónomo	Algoritmo	Histograma			
AliciaAdorada	78	168,54	76/148			
CuandoCasiTeOlvidaba	72	71,77	71			
ElBozal	126/196	192,31	75			
ElParrandon	124	62,50	62/125			
LaGotaFria	98/197	200,00	197			
LaMuerteDeAbelAntonio	80	168,54	163			

VALLENATOS						
CANCIÓN		BPM				
CANCION	Metrónomo	Algoritmo	Histograma			
LaMujerYLaPrimavera	123	61,22	61			
LaPlata	148	73,8916	72			
LaPuyaRegional	80/162	40,32	81			
LaSanguijuela	163	82,42	81			
LaVillaDelRosario	124	182,93	92/180			
MeDejoSolito	76/154	76,92	76/159			
NinaBonita	69	92,5926	90/135/197			
PuyaInstrumental	94	95,54	98			
VeniVeni	67/134	66,96	66			

Tabla 4. Características de los histogramas de ritmo de cada una de las canciones.

BAMBUCOS	amp1	amp2	sum_amp	P1	P2	A0	A1	RA	SUM
ALaReina	3,803	2,734	6,537	151	67	0,581765336	0,418234664	0,718906127	19,4102
BrisasDelPamplonita	1,368	1,349	2,717	110	172	0,503496503	0,496503497	0,986111111	7,2987
ChaticaLinda	1,12	0,5208	1,6408	163	86	0,682593857	0,317406143	0,465	4,0982
CorazoncitoMio	2,412		2,412	65		1	0	0	2,4121
ElBarcino	0,7474	0,3854	1,1328	187	113	0,659781073	0,340218927	0,515654268	2,7795
ElGuatecano	2,924	1,825	4,749	116	64	0,61570857	0,38429143	0,624145007	11,723
ElPifano	4,487	1,599	6,086	142	72	0,737265856	0,262734144	0,356362826	18,6458
ElRepublicano	1,949	1,09	3,039	121	60	0,641329385	0,358670615	0,55926116	5,5262
ElSapiroco	3,231	2,261	5,492	111	63	0,588310269	0,411689731	0,699783349	11,8989
ElSotareno	0,6093	0,2569	0,8662	154	68	0,703417225	0,296582775	0,42163138	2,9976
FlorDeCafe	1,754	1,701	3,455	65	105	0,507670043	0,492329957	0,969783352	8,0436
Humorisimo	0,5595	0,3334	0,8929	107	185	0,626609923	0,373390077	0,595889187	1,7731
LaGuanena	6,609	2,477	9,086	125	76	0,727382787	0,272617213	0,37479195	28,8368
LosOpitas	1,086	0,5809	1,6669	68	121	0,651508789	0,348491211	0,534898711	3,1188
ManzanitaColorada	4,597	1,54	6,137	182	121	0,74906306	0,25093694	0,335001088	11,0494
MiCasta	1,98		1,98	89		1	0	0	5,2332
MuchachaDeRisaLoca	10,54	2,33	12,87	84	127	0,818958819	0,181041181	0,221062619	30,4069
OjoAlToro	0,8101	0,6693	1,4794	197	129	0,54758686	0,45241314	0,826194297	3,8975
OjosDeYoNoSeQue	0,5298	0,4903	1,0201	64	89	0,519360847	0,480639153	0,925443564	1,8203
Palonegro	2,416	1,215	3,631	187	97	0,665381438	0,334618562	0,502897351	8,9796
Raza	1,177	0,9535	2,1305	142	73	0,552452476	0,447547524	0,81011045	4,6249
Rosalinda	9,192	2,886	12,078	93	154	0,761053154	0,238946846	0,313968668	25,8519

BAMBUCOS	amp1	amp2	sum_amp	P1	P2	A0	A1	RA	SUM
Sanjuanero	7,193	3,515	10,708	66	137	0,671740755	0,328259245	0,48866954	26,4626
SanPedroEnElEspinal	0,8267	0,2953	1,122	71	108	0,736809269	0,263190731	0,357203339	2,9246
Surenita	2,406	2,143	4,549	60	111	0,528907452	0,471092548	0,890689942	9,4148
TaberneroAmigo	3,95	1,616	5,566	174	66	0,709665828	0,290334172	0,409113924	7,8037
TaitaQuillacinga	1,985	1,326	3,311	125	63	0,599516762	0,400483238	0,668010076	6,8276
TreceDeJunio	0,3174	0,2696	0,587	170	111	0,540715503	0,459284497	0,849401386	1,1027

CUMBIAS	amp1	amp2	sum_amp	P1	P2	A0	A1	RA	SUM
AguaceroEMayo	8,844		8,844	94		1	0	0	25,4906
AnoNuevo	1,137	0,5551	1,6921	64	145	0,671946102	0,328053898	0,4882146	4,5047
ColombiaTierraQuerida	0,3954	0,3049	0,7003	93	187	0,564615165	0,435384835	0,771117855	2,1989
CumbiaBanquena	1,353	0,4	1,753	89	163	0,771819738	0,228180262	0,29563932	3,9015
CumbiaCampesina	1,776		1,776	95		1	0	0	8,0663
CumbiaDelCaribe	1,841	1,32	3,161	96	192	0,58241063	0,41758937	0,71700163	6,1052
CumbiaDePescadores	3,885	1,235	5,12	178	80	0,758789063	0,241210938	0,317889318	9,7946
CumbiaFonsequera	5,955		5,955	77		1	0	0	11,5847
CumbiaSabanera	0,5775		0,5775	78		1	0	0	0,5775
DosDeFebrero	1,25	0,5065	1,7565	189	93	0,711642471	0,288357529	0,4052	4,5268
ElMaranon	1,512	0,5546	2,0666	189	85	0,731636504	0,268363496	0,366798942	4,8189
ElPescador	0,9254	0,8779	1,8033	185	112	0,513170299	0,486829701	0,948670845	3,6801
ElZabroson	2,539	1,537	4,076	61	121	0,622914622	0,377085378	0,60535644	11,1222
GaitaDeLasFlores	0,3012		0,3012	97		1	0	0	2,2235
JulioMoreno	0,95	0,41	1,36	92	193	0,698529412	0,301470588	0,431578947	5,2516
LaCumbiaCienaguera	1,2	0,8565	2,0565	164	105	0,583515682	0,416484318	0,71375	5,7816
LaCumbiaDelAmor	0,3027		0,3027	154		1	0	0	1,1399
LaPolleraColora	1,3	0,9663	2,2663	63	107	0,573622204	0,426377796	0,743307692	3,2298
LaRebuscona	1,4	0,8892	2,2892	66	107	0,61156736	0,38843264	0,635142857	7,0587
LasMirlas	4,981	0,3	5,281	110	148	0,943192577	0,056807423	0,06022887	16,9353
LaZenaida	0,9742	0,255	1,2292	113	150	0,792547999	0,207452001	0,261753233	2,3872
MarthaLaReina	2,851	2,458	5,309	172	84	0,53701262	0,46298738	0,86215363	16,7326
MiCumpleanos	3,497	1,75	5,247	104	65	0,666476082	0,333523918	0,500428939	5,2379
Minarete	1,159	0,21	1,369	101	196	0,84660336	0,15339664	0,181190682	2,7721
Monalinda	2,629	2,576	5,205	94	194	0,505091258	0,494908742	0,979840243	12,6246
PlinioGuzman	2,2	1,089	3,289	182	87	0,668896321	0,331103679	0,495	7,9832
TierraSanta	2,51	1,1	3,61	178	83	0,695290859	0,304709141	0,438247012	6,3502

PORROS	ORROS amp1 a		mp2 sum_amp		P2	A0	A1	RA	SUM
Atlantico	0,2635	0,1332	0,3967	197	67	0,664229897	0,335770103	0,505502846	0,7952
CarmenDeBolivar	0,7995	0,7827	1,5822	192	90	0,505309063	0,494690937	0,978986867	4,3314
ElSabroson	2,539	1,537	4,076	61	121	0,622914622	0,377085378	0,60535644	11,1222
GolfoDeMorrosquillo	1,922		1,922	122		1	0	0	4,4273
LaLunaYLaPlaya	3,882	2,668	6,55	65	122	0,592671756	0,407328244	0,687274601	18,2353
LaTelefonista	4,349	2,031	6,38	189	75	0,681661442	0,318338558	0,467003909	19,3277
LaVacaVieja	0,1679	0,1603	0,3282	132	60	0,511578306	0,488421694	0,954734961	0,5907
Macondo	1,893	1,391	3,284	81	100	0,576431181	0,423568819	0,734812467	8,4865
Merecumbe	1,914	0,8315	2,7455	185	127	0,697140776	0,302859224	0,434430512	6,5087
Monalinda	2,629	2,576	5,205	94	194	0,505091258	0,494908742	0,979840243	12,6246
PajaroPicon	3,262	2,063	5,325	64	129	0,61258216	0,38741784	0,63243409	14,0655
Peluquero	0,6897	0,3218	1,0115	66	93	0,681858626	0,318141374	0,466579672	1,6584
SanCarlos	1,944	1,125	3,069	71	118	0,633431085	0,366568915	0,578703704	8,6972
SanFernando	1,702	1,606	3,308	70	164	0,514510278	0,485489722	0,94359577	8,3583
Tina	1,552	1,35	2,902	102	168	0,534803584	0,465196416	0,869845361	5,2914

VALLENATOS	amp1	amp2	sum_amp	P1	P2	A0	A1	RA	SUM
AliciaAdorada	1,029	0,6183	1,6473	148	76	0,624658532	0,375341468	0,600874636	3,6528
CuandoCasiTeOlvidaba	14,68	2,5	17,18	71	150	0,854481956	0,145518044	0,170299728	32,7138
ElBozal	3,002	0,537	3,539	75	163	0,848262221	0,151737779	0,178880746	8,7923
ElParrandon	2,629	1,254	3,883	125	62	0,677053824	0,322946176	0,476987448	10,4168
LaGotaFria	2,474	2,35	4,824	197	120	0,512852405	0,487147595	0,949878739	9,3625
LaMuerteDeAbelAntonio	8,5	8,186	16,686	108	163	0,509409085	0,490590915	0,963058824	27,0501
LaMujerYLaPrimavera	6,367		6,367	61		1	0	0	18,236
LaPlata	1,677	0,72	2,397	72	115	0,699624531	0,300375469	0,429338104	4,574
LaPuyaRegional	6,169		6,169	81		1	0	0	10,7504
LaSanguijuela	2,128		2,128	81		1	0	0	4,4297
LaVillaDelRosario	1,609	0,8476	2,4566	180	92	0,654970284	0,345029716	0,526786824	7,0982
MeDejoSolito	4,754	0,9834	5,7374	76	154	0,82859832	0,17140168	0,206857383	16,5908
NinaBonita	3,89	1,922	5,812	197	90	0,669304886	0,330695114	0,494087404	15,2907
PuyaInstrumental	1,385	0,8	2,185	98	70	0,633867277	0,366132723	0,577617329	5,0898
VeniVeni	16,95		16,95	66		1	0	0	32,5851

Tabla 5. Características de tono de cada una de las canciones.

		ESCALA MUSICAL CROMÁTICA											
GÉNEROS	TÍTULO	Α	A#	В	С	C#	D	D#	E	F	F#	G	G#
BAMBUCOS	ALaReina	357,54	226,72	170,79	290,88	225,89	173,52	143,29	271,53	223,79	201	240,32	266,71

		ESCALA MUSICAL CROMÁTICA											
GÉNEROS	TÍTULO	Α	A#	В	С	C#	D	D#	E	F	F#	G	G#
	BrisasDelPamplonita	188,76	131,73	359,57	178,3	101,55	86,935	133,95	193,38	155,47	363,29	256,48	130,92
	ChaticaLinda	190,58	126,72	206,04	311,91	103,35	218,77	288,46	335,51	197,39	114,53	172,92	118,11
	CorazoncitoMio	58,146	72,21	90,974	270,69	207,42	147,16	95,563	118,92	80,305	80,9	80,059	78,427
	ElBarcino	178,07	243,51	132,52	293,94	149,94	222,61	207,14	178,56	271,12	167,28	203,59	198,96
	ElGuatecano	127,27	51,1	62,998	259,92	92,573	155,34	52,001	132,65	175,33	83,297	90,065	62,201
	ElPifano	238,07	134,64	210,11	167,16	76,385	209,9	84,565	232,49	301,48	95,703	186,74	101,15
	ElRepublicano	220,89	85,702	185,63	212,74	152,76	343,49	151,01	224,87	98,975	182,6	203,68	130,75
	ElSapiroco	148,78	160,56	216,03	190,25	323,31	363,19	366,06	540,37	210,53	126,87	165,35	178,72
	ElSotareno	206,33	128,31	99,986	104,39	205,23	177,1	145,89	327,84	181,97	135,4	174,09	168,23
	FlorDeCafe	316,15	118,63	139,96	198,41	182,41	435,1	141,86	283,27	575,24	149,76	375,64	118,66
	Humorisimo	238,08	206,95	300,6	278,34	195,74	182,19	304,76	182,62	133,86	419,94	283,98	113,77
	LaGuanena	175,78	175,51	173,7	387,21	150,23	191,04	278,45	102,5	98,455	71,141	176,72	109,54
	LosOpitas	82,493	193,01	89,689	259,27	64,491	211,28	98,578	226,95	125,32	56,221	168,29	54,795
	ManzanitaColorada	321,63	142,33	223,87	260,53	355,23	383,97	168,19	378,32	243,29	350,73	268,74	227,86
	MiCasta	232,45	123,97	248,98	121,79	99,083	245,54	86,68	112,53	63,787	149,32	224,15	76,211
	MuchachaDeRisaLoca	429,47	489,16	264,3	640,09	495,46	447,76	588,18	419,95	361,36	429,93	467,19	340,35
	OjoAlToro	192,56	78,868	166,79	378,53	142,3	220,08	116,87	337,63	265,2	101,93	230,68	114,32
	OjosDeYoNoSeQue	161,35	73,932	121,12	207,61	161,58	363,77	96,482	109,74	153,97	235,43	275,12	106,81
	Palonegro	334,33	117,63	208,49	265,4	89,646	139,25	98,122	224,65	69,248	91,836	125,19	155,25
	Raza	334,52	281,93	338,99	598,27	467,2	369,09	456,6	427,5	289,85	238,52	238,62	220,25
	Rosalinda	219,4	160,77	281,51	336,62	653,79	511,55	142,97	210,77	195,31	223,36	333,32	177,25
	Sanjuanero	143,09	222,55	133,47	105,6	170,41	248,2	145,42	66,482	129,22	149,59	215,78	176,62
	SanPedroEnElEspinal	200,57	81,694	138,13	168,34	80,473	94,746	168,05	268,47	78,57	88,828	88,129	123,49
	Surenita	180,52	75,317	27,719	34,202	78,962	51,91	54,22	67,982	55,905	206,24	98,906	99,335
	TaberneroAmigo	175,26	100,52	148,06	138,18	171,45	284,01	144,63	173,49	146,73	248,35	221,53	95,82
	TaitaQuillacinga	187,12	202,73	138,02	236,86	106,41	160,19	76,363	381,89	189,4	281,91	459,55	302,47
	TreceDeJunio	152,06	182,18	278,19	354,77	187,12	390,7	370,28	611,89	236,61	138,46	224,12	163,87
	AguaceroEMayo	269,34	292,64	184,18	188,7	189,08	177,62	212,19	416,18	243,08	190,24	206,18	212,67
	AnoNuevo	325,35	160,77	132,98	206,66	142,26	380,68	196,5	223,25	244,75	190,98	386,16	157,88
	ColombiaTierraQuerida	239,76	230,24	95,618	140,19	235,82	313,21	275,6	192	152,45	241,75	347,93	178,64
	CumbiaBanquena	141,11	301,03	91,982	328,99	245,36	186,15	203,56	93,785	179,44	124,27	238,42	238,41
	CumbiaCampesina	123,68	235,1	161,49	219,98	114,78	173,17	160,23	105,43	89,104	267,47	144,42	122,86
	CumbiaDelCaribe	149,83	112,04	206,57	136,33	94,617	207,55	107,15	86,561	87,024	85,63	177,17	80,638
	CumbiaDePescadores	171,62	147,51	344,56	176,91	202,46	331,63	173,29	299,33	181,9	288,45	325,49	153,88
CUMBIAS	CumbiaFonsequera	87,739	70,778	150,78	148,21	83,627	140,01	157,35	269,68	100,55	86,274	191,58	117,51
CUMBIAS	CumbiaSabanera	169,93	162,98	237,89	260,86	117,95	90,564	142,22	266,55	91,447	92,742	112,44	117,64
	DosDeFebrero	203,23	207,02	145,79	129,96	152,05	171,1	148,99	127,16	111,82	153,69	135,89	125,03
	ElMaranon	183,77	219,34	123,21	221,11	204,85	220,89	289,77	174,62	234,65	209,33	200,61	196,34
	ElPescador	179,67	224,4	203,77	245,49	222,73	188,89	188,75	145,52	175,95	198,38	170,39	170,47
	ElZabroson	206,9	405,05	235,95	465,38	179,29	418,37	479,41	240,35	587,3	166,14	428,18	269,94
	GaitaDeLasFlores	215,19	218,05	152,42	244,91	125,96	215,3	176,56	149,32	316,33	163,64	161,92	176,62
	JulioMoreno	258,62	240,79	179,36	253,05	252,38	264,18	234,09	147,27	139,6	170,25	224,42	261,95
	LaCumbiaCienaguera	237,34	161,19	234,01	340,92	225,7	307,97	290,55	236,55	302,44	284,81	403,9	229,42
	LaCumbiaDelAmor	73,665	139,97	218,25	191,2	279,63	136,13	219,22	106,87	150,84	128,47	67,075	110,16

		ESCALA MUSICAL CROMÁTICA											
GÉNEROS	Τίτυιο	Α	A#	В	С	C#	D	D#	Е	F	F#	G	G#
	LaPolleraColora	192,93	243,82	287,16	403,13	304,05	305,34	373,8	374,64	529,01	275,81	229,23	261,79
	LaRebuscona	101,89	113,02	164,51	177,44	130,88	128,18	87,454	120	126,37	141,6	213,45	115,62
	LasMirlas	242,58	264,27	292,62	163,26	148,7	164,66	261,44	355,45	303,9	228,66	150,98	195,5
	LaZenaida	140,49	163,8	141,02	329,63	149,45	268,35	263,54	175,21	237,89	242,81	431,5	211,92
	MarthaLaReina	255,24	161,38	222,69	413,82	238,6	155,01	224,93	271,36	151,42	216,54	314,31	230,73
	MiCumpleanos	577,85	515,35	293,33	796,67	467,88	539,64	441,39	413,15	560,35	395,58	566,83	279,46
	Minarete	208,41	188,18	95,374	133,72	103,08	166,68	221,18	135,46	225,64	76,216	148,7	183,2
	Monalinda	319,62	360,92	196,63	928,52	381,11	195,59	601,61	213,73	454,35	161,11	438,44	162,94
	PlinioGuzman	167,18	206,49	309,49	321,29	143,22	349,32	344,88	161,76	249,61	199,44	428,35	109,37
	TierraSanta	172,11	151,49	141,72	190,05	201,68	377,21	253,54	121,09	205,99	113,46	235,1	248,38
	Atlantico	163,79	157,7	162,62	226,36	269,63	427,96	249,22	205,31	186,73	174,72	281,28	163,23
	CarmenDeBolivar	271,45	230,77	347,23	262,66	305,45	254,82	195,98	370,75	323,32	348,98	444,53	304,23
	ElSabroson	206,9	405,05	235,95	465,38	179,29	418,37	479,41	240,35	587,3	166,14	428,18	269,94
	GolfoDeMorrosquillo	157,27	230,52	206,29	266,61	257,38	275,32	521,1	335,46	197,58	145,79	368,27	269,12
	LaLunaYLaPlaya	285,42	337,08	321,86	683,18	225,4	554,22	537,49	218,35	349,56	305	646,87	251,57
	LaTelefonista	141,18	216,62	179,98	253,56	245,66	190,92	416,32	237,63	199,12	103,65	212,26	188,63
	LaVacaVieja	88,603	103,06	63,028	145,62	141,37	84,823	138,3	65,86	99,001	68,224	128,1	62,632
PORROS	Macondo	228,51	248,02	294,59	263,97	334,72	461,71	288,15	192,14	226,83	428,22	202,21	248,63
	Merecumbe	163,52	234,47	98,64	84,698	124,14	201,14	199,8	136,84	142,1	98,96	198,59	87,998
	Monalinda	319,62	360,92	196,63	928,52	381,11	195,59	601,61	213,73	454,35	161,11	438,44	162,94
	PajaroPicon	323,67	561,42	245,55	296,87	202,82	413,3	302,75	228,22	613,27	185,24	197,77	216,47
	Peluquero	265,09	199,9	165,6	269,95	177,89	241,66	184,62	285,3	354,14	192,04	286,77	247,87
	SanCarlos	189,77	402,56	163,09	294,36	155,85	357,33	242,47	158,64	438,2	156,07	235,43	302,78
	SanFernando	309,6	303,36	195,79	491,69	428,54	382,44	506	342,98	449,41	413,43	292,01	186,5
	Tina	257,83	262,2	169,74	468,43	244,41	367,68	470,53	319,58	395,98	207,45	497,88	197,1
	AliciaAdorada	230,06	136,62	157,26	132,42	153,94	213,83	139,2	196,73	198,15	235,39	432,38	189,47
	CuandoCasiTeOlvidaba	283,95	186,31	272,82	201,32	424,41	298,18	192,4	195,35	157,37	184,49	129,56	198,62
	ElBozal	157,4	78,325	92,841	88,958	144,61	190,43	75,416	122,08	76,568	159,6	110,68	99,683
	ElParrandon	274,32	154,68	243,61	262,56	232,25	445,7	173,72	211,14	174,96	376,5	422,12	137,06
	LaGotaFria	343,84	251,99	418,35	250,09	206,01	342,21	381,62	533,94	362,14	245,75	343,02	279,69
	LaMuerteDeAbelAntonio	554,25	148,36	286,66	188,18	229,01	361,97	180,27	442,82	458,89	318,17	536,34	199,41
	LaMujerYLaPrimavera	170,89	73,857	110,44	104,56	131,41	288,93	120,26	156,52	86,993	170,15	201,19	152,5
VALLENATOS	LaPlata	184,94	146,33	162,75	131,7	178,87	166,19	116,3	225,66	112,88	129,96	169,82	181,87
	LaPuyaRegional	167,66	156,24	266,74	230,94	355,71	213,33	192,23	169,36	246,96	256,92	191,3	156,91
	LaSanguijuela	231,43	105,88	174,32	178,69	261,82	191,12	198,49	271,77	196,59	175,53	128,18	153,71
	LaVillaDelRosario	88,69	82,539	103,49	200,41	82,3	141,25	164,31	139,81	135,25	57,129	82,208	63,951
	MeDejoSolito	125,4	87,757	163,93	290,39	175,85	253,61	165,91	228,29	243,85	209,53	189,74	113,47
	NinaBonita	158,37	75,565	155,56	434,15	144,39	409,86	186,86	133,69	221,3	179,84	199,34	103,73
	Puyalnstrumental	116,8	151,11	299,43	146,74	181,43	91,725	228,54	280	108,93	236,12	100,8	203,15
	VeniVeni	153,59	201,32	140,97	326,8	256,3	280,52	296,73	145,4	307,77	173,84	256,2	225,57