

Knowledge Discovery in Musical Databases for Moods Detection

P. Sánchez, J. Cano, D. García, A. Pinzon, G. Rodriguez, J. García- González, and L. Perez

Abstract—In this paper, methodology Knowledge discovery in databases is used in the design and implementation of a tool for moods detection from musical data. The application allows users to interact with a music player, and based on their playlist and musical genre, recognizes and classified their emotional state using a neural network. The results found are promising to have an accuracy of more than 72,4%, in addition the developed tool allows the constant taking and storage of data, the analysis in real time and issues suggestions of songs to positively influence the current emotional state, so that a greater use of the application can guarantee better results.

Index Terms—Data Mining, Knowledge Discovery in Databases Process, Music, Prediction and Data Analysis.

I. INTRODUCCIÓN

TODOS los seres humanos experimentamos las mismas emociones básicas, alegría, tristeza, miedo, etc., la gran diferencia radica en la forma en la que la pueden sentir, es decir, la frecuencia en la que se puede presentar una cierta emoción, los “estímulos” que las producen y su reacción fisiológica de acuerdo a la intensidad con la que la vivían en ese momento. Además, no todas las personas tienen la facilidad de expresar sus emociones. De igual manera como lo indica [1] las emociones son estados mentales de los individuos hacia estímulos concretos [2] que juegan un papel relevante en la formación de experiencias, compromisos y aprendizajes.

Las emociones cumplen un papel muy importante en los seres humanos, tal como preparar al organismo para afrontar las condiciones del entorno facilitando la conducta apropiada, además de una función social, dado que las expresiones emocionales, verbales y no verbales, y la forma en la cual expresamos dichas emociones, son estímulos que nos facilitan las conductas [3].

Ahora bien, la música se ha convertido en un elemento básico en el diario vivir del ser humano, no solo como uno de los mecanismos regulador de las emociones, sino también como el medio por el cual se pueden expresar.

Existen muchas creencias de que la música puede inspirar emociones, y que podría causar cambios en nuestro humor e incluso, ciertas notas musicales pueden impulsar pasiones. Por lo cual se sospecha de una relación entre la música que decidimos elegir escuchar en cada momento y nuestro estado de ánimo [4].

Las personas utilizan la música deliberadamente para alcanzar diversos objetivos como: alterar las emociones para así liberarlas, igualar la emoción actual para disfrutar, consolarse a sí mismos o para aliviar el estrés; Sin embargo, la situación también es importante, dado que los objetivos del oyente varían dependiendo de la situación, si se escucha una canción en una situación estresante, esta puede ser utilizada para aliviar el estrés, mientras que si hay una canción en una ocasión especial podría ser utilizado para evocar recuerdos nostálgicos.

Actualmente, se ha dado gran atención a la detección de los estados emocionales en los seres humanos a través del análisis de parámetros fisiológicos y neurológicos, es así, como continuamente se busca desarrollar aplicaciones informáticas automatizadas que reciban información directa a través de la conexión humano-máquina, que cuente con entradas objetivas y reduzca las anomalías que se presentan en los métodos tradicionales, por el alto grado de libertad inherente a las respuestas suministradas por los usuarios. Es por esto que, existe un interés en el desarrollo de sistemas que permitan conocer el estado emocional de un usuario a partir de las canciones que escucha, sin que éste se someta a la realización de un test o algún examen fisiológico, o algún otro método invasivo, que afecte el resultado de su estado emocional [5].

La incidencia de las emociones humanas en el proceso creativo, así como en la selección y consumo de la música ha sido motivo de curiosidad por investigadores de diversas áreas del conocimiento. Es así como investigadores de diferentes países se han dado a la tarea de investigar el comportamiento del cerebro durante el proceso de escucha de la música. [6] realizaron experimentos explorando los impulsos del cerebro a través de las lecturas de Electroencefalograma (EEG), para lo cual realizaron el análisis de las señales en tiempo real usando el modelo de emociones de Arousal-Valence. De igual forma [7] realizaron pruebas de medición de la dinámica cerebral mientras los sujetos eran sometidos a terapia con música, esto combinado con resultados de estudios previos sobre psicología musical ayudaron a establecer diferentes estados del cerebro de manera cuantitativa. No obstante, en la actualidad no existe una taxonomía sistemática derivada empíricamente que permita la detección de emociones a través de la música, como consecuencia los investigadores aplican modelos y métricas de emociones de áreas no musicales.

Paola Andrea Sánchez, Universidad Simón Bolívar, Barranquilla, Colombia, psanchez9@unisimonbolivar.edu.co.

Jhonny Cano, Universidad Simón Bolívar. Barranquilla, Colombia.

David García, Universidad Simón Bolívar. Barranquilla, Colombia.

Andrés Pinzon, Universidad Simón Bolívar. Barranquilla, Colombia.

Germán Rodríguez, Universidad Simón Bolívar. Barranquilla, Colombia.

José Rafael García González, Universidad Simón Bolívar. Barranquilla, Colombia, jgarcia122@unisimonbolivar.edu.co.

Leidy Haidy Perez Coronell, Universidad Simón Bolívar. Barranquilla, Colombia, leidy.perez@unisimonbolivar.edu.co.

La investigación sobre Reconocimiento de Emociones en Música (MER por sus siglas en inglés) es un campo relativamente nuevo en el cual es cada vez más frecuente el uso de herramientas de inteligencia artificial, sin embargo, es común que aspectos no relevantes en los datos generen imprecisiones en los resultados [8]. Con el fin de resolver este tipo de inconvenientes proponen un método llamado Multi-label Embedded Feature Selection (MEFS) pensado para el mejoramiento del desempeño de la clasificación por selección de las características adecuadas de las piezas musicales [8].

Estudios recientes han evidenciado la importancia de incluir variables de contexto en el análisis de los datos sobre música y su influencia en el comportamiento y la percepción. Hallazgos como los de [9] nos permiten comprender que el efecto de la música o los estímulos de diferentes clases se ven magnificados o reducidos por factores del contexto particular de cada individuo. Lo anterior complementa los estudios de [10] en los cuales la música proporciona un mecanismo poderoso y conciso para evocar y representar emociones, la cual se apoya en la incorporación de la representación afectiva en simulaciones de comportamiento para inteligencia artificial, al permitir que el sistema analice las interacciones entre personajes en representaciones de estados emocionales.

Estos análisis permiten establecer que el cerebro responde al estímulo musical y de manera particular a las diferentes clases de música; así lo indican los resultados obtenidos por [11] los cuales llevaron a cabo el análisis de las lecturas de EEG de pacientes con trastorno depresivo grave con técnicas no lineales después de ser expuestos al ruido y a la música obteniendo resultados diferenciales significativos en este aspecto. No obstante, existe evidencia sobre la manifestación de la influencia de la música en otros sistemas corporales. Se ha podido demostrar como a partir de las emociones evocadas de la música se pueden producir modulaciones significativas en factores como la frecuencia cardíaca y la presión arterial [12].

Los primeros hallazgos sobre la música mostraron que la manifestación del estado de ánimo mediante la música llevo a cambios mayores y más duraderos que los que se lograron mediante algún otro método. A partir de esta idea han surgido numerosas web, una de ellas por ejemplo "Rockola.Fm". En la cual se encuestaron a 52.589 usuarios entre ellos 31.110 hombres y 21.479 mujeres, los cuales auto informaron su estado emocional en la plataforma cada vez que accedían a la plataforma a escuchar música Como ventaja se puede enunciar su efectividad en la mayoría de los sujetos, a diferencia de otros métodos y solamente se necesitaría un material auditivo, se reduce la similitud formal con las pruebas de memoria que se basan en material leído y escrito. Su desventaja radica en que no existen test formales que sean aplicables a cualquier región, lo anterior quiere decir, que en la mayoría de los casos utilizar la música como medio de detección emocional depende de aspectos culturales y geográficos.

De acuerdo con los autores [13]: "El reconocimiento de las emociones musicales (MER) es un campo desafiante de estudios abordados en diferentes disciplinas, como la musicología, la ciencia cognitiva, la fisiología, la psicología, las artes y la computación afectiva. Por lo que se explora y se estudia comparativamente un conjunto completo de algoritmos

de clasificación para el MER que incluye Máquinas soporte vectorial (SVM), el vecino más cercano (KNN), Clasificación de redes neuro-difusas (NFNC), KNN difuso (FKNN), Clasificadores bayesianos y el análisis discriminante lineal (LDA). Los resultados experimentales muestran que los algoritmos SVM, FKNN y LDA son las metodologías más efectivas que obtienen más del 80% de precisión para el rendimiento de MER."

Ahora bien, se han observado los posibles beneficios terapéuticos y la mejora del estado de ánimo a partir de la música, sin embargo, también cabe resaltar de con la música triste puede producir sentimientos negativos en las personas. En el trabajo de [14] el cual mide la relación entre estados mentales con fuertes emociones despertadas por piezas musicales y sus valores característicos, observando a partir del análisis de la emoción fuerte de la persona al escuchar música, arroja ciertos valores relacionados con la impresión de la música, por ende, vemos como hay un impacto de las notas musicales en nuestras emociones.

Uno de los grandes desafíos del reconocimiento de las emociones musicales (MER) sigue siendo la clasificación de emociones a partir de la música, con el fin de detectar emociones de tal manera que se pueda comprender los efectos psicológicos y fisiológicos en el estado del ánimo de una persona [15]. Cabe resaltar que la emoción general de la música de clasifica según el modelo de Thayer en cuatro emociones las cuales son, feliz, enojado, deprimido y relajado. En [15] se propone como a partir de la descomposición en segmentos de coro y verso de una canción popular se pueden identificar 3 grandes características como la intensidad, la banda de frecuencia y la regularidad del ritmo, y a partir de la implementación del modelo de Thayer se clasifican las emociones detectadas en cada uno de los segmentos extraídos de la canción, dando lugar a una precisión en la detección de coro propuesta del 95% y 84%. Por otra parte, la inteligencia artificial a partir de algoritmos de aprendizaje automático y redes neuronales artificiales [16] nos ayuda como herramienta para la detección de características emocionales en la música mediante la extracción de características de timbre de clips de sonido tanto vocal como instrumental, no obstante, la dificultad para representar la complejidad de los datos implica que dichos algoritmos deben ser suficientemente robustos para aprender las características de los datos y que coincidan con las características correspondientes a la emoción precisa [17].

En nuestro país se vienen adelantando estudios que apuntan a profundizar en la posibilidad de la implementación de estos conocimientos de manera aplicada a través de tecnologías digitales [18] [19] aborda la posibilidad de implementar herramientas digitales con el fin de recoger el estado de ánimo de las personas a través de sus listas de reproducción lo cual constituye un campo fértil para la profundización de esta temática [20].

El consumo de contenidos musicales a través de plataformas digitales ha experimentado una explosión en los últimos años. La Federación Internacional de la Industria Fonográfica (IFPI) estima que para el año 2017 se encontraban licenciadas más de 40 millones de canciones licenciadas [21]; plataformas como Spotify culminaron el año 2016 con más de dos billones de listas de reproducción [22],

esto impulsado por las innovaciones tecnológicas en la telefonía móvil y otros dispositivos inteligentes.

Dicho comportamiento de la industria abona el terreno para obtener datos que permitan establecer de manera contundente modelos que faciliten el análisis situacional de la población nacional y mundial en lo referente a trastornos o desórdenes emocionales.

Asimismo, los autores [23] plantean el análisis de emociones inducidas por la música a partir de los resultados de dos estudios que involucraron la selección sistemática de términos, relacionados con emociones basada en su relevancia en relación a la percepción de emociones por parte de los participantes, así como la medición de la frecuencia que permitía establecer si dicho término estaba en realidad relacionado con la música.

Los resultados de dichos estudios permitieron a [23] plantear una serie de modelos de clasificación de la música por género en relación a la frecuencia de los estados emocionales seleccionados respecto a factores percepción emocional y factores externos cotidianos. Tales modelos establecen una base interesante y replicable para un análisis más profundo de la relación emoción música a partir de un nuevo estudio de campo. En el presente artículo se toma como base la clasificación hecha en [23] de las emociones incluidas en sus modelos y de la forma como estas se relacionan o ponderan.

En este artículo, se aborda la detección y clasificación de los estados emocionales de un usuario mediante el uso de técnicas de aprendizaje supervisado basados en inteligencia artificial, las cuales permiten suplir las dificultades expuestas. El objetivo es proponer una herramienta de clasificación que permita determinar el estado emocional de un usuario a partir de las canciones escuchadas y sugerir canciones para influir su estado emocional actual. La originalidad, significancia y relevancia de este trabajo está basada en los siguientes aspectos:

- Se presenta un método no invasivo para detectar el estado emocional del usuario, el cual, a diferencia de metodologías ya existentes no busca regular, evocar o inducir una emoción.
- Se construye un sistema de detección de estados emocionales a partir de la música que permite capturar el estado emocional del usuario cuando interactúa a través de un sitio web, alimenta una base de datos en línea, los registros de los usuarios son usados para alimentar un sistema de análisis en tiempo real que usa redes neuronales para aprender los patrones de comportamiento de los usuarios.

II. METODOLOGÍA DE EXTRACCIÓN DE CONOCIMIENTO (KDD)

La metodología de extracción de conocimiento (Knowledge Discovery in Databases – KDD) surge en la década de los noventa como una alternativa para atender el desafío de procesar de manera eficaz el creciente volumen de datos producto de la revolución digital. Una definición que se mantiene vigente plantea que “...el campo KDD se ocupa del desarrollo de métodos y técnicas para dar sentido a los datos... El problema básico abordado por el proceso

KDD es el mapeo de los datos de bajo nivel en otras formas que pueden ser más compactas, más abstractas o más útiles...” [24], en otras palabras, el KDD es el proceso por el cual se extrae conocimiento útil a partir de grandes cantidades de datos mediante el uso de herramientas de minería de datos y/o aprendizaje de máquinas [25] [26] [27].

El evidente interés en el uso de KDD ha conducido al surgimiento de una enorme actividad investigativa en el campo, dando lugar a más de 2000 publicaciones acerca de la temática en revistas científicas especializadas de alto nivel.

El proceso KDD establece una serie de fases, las cuales se esquematizan en la Fig. 1

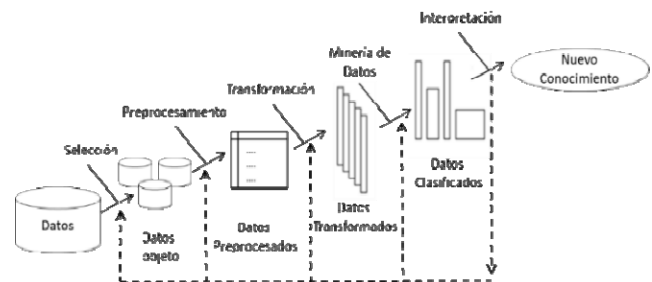


Fig. 1. Diagrama de Flujo del Proceso KDD. Fuente: [24].

Selección de fuentes de datos: Consiste en buscar en los datos atributos apropiados de entrada.

Pre-procesamiento de datos: En este paso se depuran los datos, incluyendo los datos incompletos (donde hay atributos o valores de atributos perdidos), el ruido (valores incorrectos o inesperados) y datos inconsistentes (conteniendo valores y atributos con nombres diferentes).

Normalización de datos: En esta etapa se contempla el uso de los siguientes subprocesos:

- **Transformación de Datos:** Las transformaciones consisten principalmente en modificaciones sintácticas llevadas a cabo sobre datos sin que supongan un cambio para la técnica de minería aplicada.
- **Reducción de Datos:** Se reduce el tamaño de los datos, encontrando las características más significativas para representar los datos dependiendo del objetivo del proceso.

Minería de datos: Este es un proceso que consiste en la búsqueda de los patrones de interés que pueden expresarse como un modelo o simplemente que expresen dependencia de los datos. El modelo encontrado depende de su tarea (por ej. Clasificación, Predicción, Agrupamiento, etc.) y de su forma de representarlo (Por ejemplo. Árboles de decisiones, reglas, redes neuronales, entre otras). [17] [29] [30] [31] [32].

Evaluación de patrones: Se identifican los patrones interesantes que representan conocimiento usando diferentes técnicas incluyendo análisis estadísticos y lenguajes de consultas.

Interpretación de resultados: Se asume como el proceso de entender los resultados del análisis y sus implicaciones y puede llevar a regresar a algunos de los pasos anteriores. En este proceso se incluyen las recomendaciones que puedan darse a partir de los resultados obtenidos.

III. DISEÑO DEL SISTEMA PROPUESTO

La estrategia propuesta en este trabajo se basa en un enfoque sistémico orientado al diseño y prueba piloto de un sistema para la detección y clasificación del estado emocional de los usuarios a través de la música. La estrategia incluye la interacción de tres componentes: Una base de datos, Un sitio Web y un Sistema Detector de emociones.

El sitio web permite la interacción con el usuario a través de la reproducción de canciones, y de la comunicación del estado emocional detectado y de la sugerencia de canciones; a través del sitio web se recopilan datos sensibles para ser analizados, los cuales alimentan continuamente una base de datos; los datos son analizados a través de un sistema de detección de emociones que utiliza redes neuronales para establecer patrones que permiten determinar el estado emocional del usuario, y su vez emite acciones como sugerir canciones, comunicar estado emocional y realimentar base de datos con estado emocional detectado.

A. Diseño de una Base de Datos de Estados Emocionales

Para el diseño del sistema se requiere definir una estructura de base de datos relacional con las entidades más relevantes para la captura de la información.

La detección de cada estado emocional, debe basarse en parámetros funcionales (Características esenciales para la detección del estado como: el estado emocional actual del usuario, reproducción completa del contenido, etc.), no funcionales (Como Sexo, Edad, etc.) y en otras características fundamentales de desempeño y desarrollo, como el género musical, que ayudaran a nuestro sistema a ser más preciso.

En la Fig. 2 se presenta, el diagrama de clases de la base de datos que incluye 4 clases principales y una secundaria, donde se relaciona usuario, reproducción, canción y emoción.

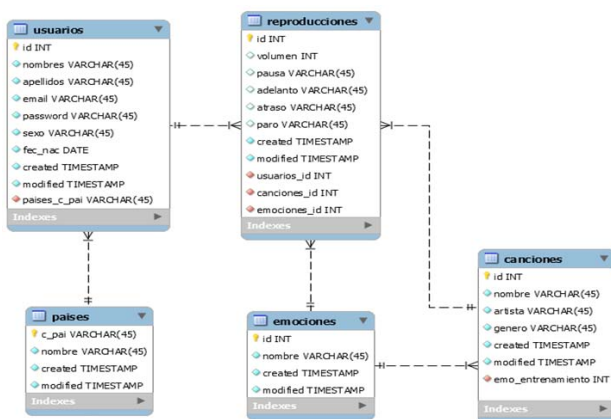


Fig. 2. Diagrama Entidad-Relación. Fuente. Elaboración propia.

B. Diseño del Sitio Web

La función principal de esta componente es la interacción con el usuario, por lo cual se requiere de una interfaz de fácil acceso que facilite el manejo por parte del usuario y la recopilación de información para análisis. Teniendo en cuenta lo anterior, se desarrolló un sitio web con el dominio de

emusic.tech mediante el lenguaje de programación PHP para el backend y HTML, CSS y Javascript para el frontend.

El sitio web se integra en tiempo real con la aplicación multiplataforma de reproducción de música vía streaming *Spotify*® a través de su Interfaz de Programación de Aplicaciones, esto con el fin de mantener un repertorio amplio y actualizado de canciones en tiempo real, y no infringir principios de derechos de autor.

El sitio web dispone de cuatro componentes básicas:

- Módulo de home, registro e inicio de sesión
- Módulo de reproducción musical
- Módulo de detección de estado emocional
- Módulo de recomendación

En la Fig. 3 se muestra la distribución visual de diferentes elementos del sitio web.

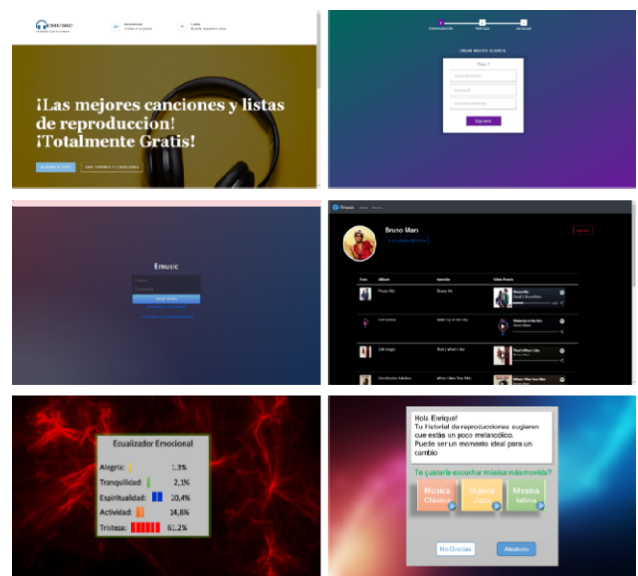


Fig. 3. Vista de sitio web *emusic.tech*. a: Home, b: Registro, c: Inicio de sesión, d: Reproductor, e: Detector emocional, f: Recomendador. Fuente. Elaboración propia.

C. Diseño del Sistema Detector de Emociones desde Datos Musicales

El diseño del sistema detector de emociones se realiza siguiendo los lineamientos de la metodología KDD esquematizados en la Fig. 1.

Selección de fuente de datos y preprocesamiento: Los datos que alimentan el sistema proceden de la base de datos anteriormente descrita, la cual hace uso del gestor de base de datos MySQL.

En correspondencia con el Diagrama Entidad-Relación presentado en la Fig. 2, se hace necesario establecer las variables que conforman el sistema. De acuerdo con lo anterior, en la Tabla I se relacionan las variables recopiladas y las variables que se usaran para la construcción del modelo.

Para facilitar la medición en el modelo, cada reproducción de una canción se considera una entrada diferente, no obstante, sigue conservando la identificación del usuario y de emoción expresada.

Ahora bien, con el fin de establecer la base de comparación de los datos obtenidos a través del sitio web se realiza la clasificación de las canciones de acuerdo con una matriz basada en el modelo de Zethner et al [23]. Cabe aclarar que el modelo desarrollado en [23] se orienta a evocar o influir el estado de ánimo del usuario, diferente de lo que se pretende aquí que es la detección; no obstante se tomó como base el esquema taxonómico desarrollado para la elección de las emociones y la ponderación de cada una, toda vez que de los esquemas analizados éste relacionaba las emociones con los géneros musicales, y dichas emociones son más experienciales, lo que le permite al usuario una clasificación relacionada con su contexto habitual.

TABLA I
VARIABLES RECOPIADAS Y USADAS PARA LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO

Variables recopiladas	Variable del modelo	Descripción	Justificación
Id Usuario		Identificador único del usuario	Trazabilidad de usuario
Sexo	x	Género del usuario	Análisis posterior de datos por sexo
Edad	x	Edad del usuario	Análisis posterior de datos por edad
País		País desde donde se reproduce	Análisis posterior de datos
Volumen	x	Nivel del volumen de la canción (0-100)	Interacción de usuario
Pausa	x	Indicador si la canción fue pausada (0-1)	Interacción de usuario
Adelanto	x	Indicador si la canción fue adelantada (0-1)	Interacción de usuario
Atraso	x	Indicador si la canción fue adelantada (0-1)	Interacción de usuario
Reproducción completa	x	Indicador si la canción fue reproducida completamente (0-1)	Interacción de usuario
Repetición	x	Indicador si la canción fue repetida (0-1)	Interacción de usuario
Canción		Canción escuchada por el usuario	Análisis posterior de datos
Artista		Interprete de la canción	Análisis posterior de datos
Género	x	Género musical de la canción	Análisis de datos por género
Emoción expresada	x	Estado emocional ingresado por el usuario	Validación del modelo
Emoción por género*	x	% de incidencia de cada emoción por género musical	Validación del modelo

*variable calculada por el sistema
Fuente. Elaboración propia

Inicialmente, se tomaron como conjunto de emociones las 10 que menciona [23] en su investigación, sin embargo,

debido a la escasez de datos de algunas emociones se optó por reducir el conjunto de emociones a 5.

Como insumo para la clasificación, cada emoción fue ponderada teniendo en cuenta la frecuencia de incidencia de la música y la frecuencia de incidencia de factores externos, lo cual da como resultado la matriz de clasificación de incidencia presentada en la Tabla II.

En la Tabla II se presentan 5 emociones y se relacionan con 6 géneros musicales a través de una clasificación de incidencia de 5 niveles Muy alto, Alto, Medio, bajo y Muy bajo. Una lectura de la Tabla II permite relacionar de forma directa las emociones con los géneros musicales, donde por ejemplo la alegría en la música Clásica y Latina se expresa en un nivel Medio, en Jazz en un nivel alto y en Pop, Rock y Techno en nivel Muy bajo.

Según el género(s) musical(es) seleccionado(s), se calcula el porcentaje de tiempo de escucha de cada usuario por género, teniendo en cuenta los diferentes valores de interacción, y se hace un cruce con las emociones de la Tabla II para calcular la variable "Emoción por género".

TABLA II
MATRIZ CLASIFICACIÓN

GENERO EMOCIÓN	Clásica	Jazz	Pop	Rock	Latina	Techno
Alegría	Medio	Alto	Muy bajo	Muy bajo	Medio	Muy bajo
Tranquilidad	Muy bajo	Muy bajo	Muy bajo	Muy bajo	Muy bajo	Muy bajo
Espiritualidad*	Alto	Medio	Alto	Alto	Alto	Medio
Actividad	Alto	Alto	Alto	Alto	Bajo	Bajo
Tristeza	Alto	Alto	Alto	Alto	Alto	Bajo

* Variable transcendente en modelo [23]. Fuente. Elaboración propia

El cálculo de la variable Emoción por género se hace mediante la función, ecuación 1:

$$Emoción = \alpha + \beta * incidencia * \% tiempo \quad (1)$$

Los parámetros α y β son ajustados en el proceso de aprendizaje.

El diseño base implementado, además de las validaciones en las capas de presentación y de negocio del sistema permiten mantener un valor cero de redundancia y la integridad misma de los datos, salvo la depuración de emociones mencionada.

Normalización: Para realizar el proceso de análisis de los datos estos deben ser exportados en formato CSV, para lo cual es necesaria la verificación de registros vacíos en el archivo generado, los cuales son eliminados, así como aquellos con registros por fuera de los rangos.

Minería de Datos: El proceso de minería de datos hace uso de una red neuronal tipo perceptrón multicapa con una capa oculta y una capa de salida con 5 neuronas, una por cada estado musical, que permite la clasificación del estado emocional de usuario, ofreciendo como respuesta la medición del porcentaje de incidencia de cada una de las 5 emociones. Para cada evaluación nueva de usuario se elige la configuración interna que presente mejores resultados (mejor exactitud), incrementando las neuronas ocultas entre 1 y 25.

La evaluación del desempeño de la red neuronal se realiza utilizando cuatro métricas asociadas a la matriz de confusión, las cuales se presentan en la Fig. 4.

Matriz de confusión		Predicho						
		Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4	Clase 5		
Real	Clase 1	VP1	E12	E13	E14	E15	Exactitud	VP/SumI
	Clase 2	E21	VP2	E23	E24	E25	Precisión	VP/(VP+FP)
	Clase 3	E31	E32	VP3	E34	E35	Sensibilidad	VP/(VP+FN)
	Clase 4	E41	E42	E43	VP4	E45	Especificidad	VN/(VN+FP)
	Clase 5	E51	E52	E53	E54	VP5		
		Precisión 1		VP1/(VP1+E21+E31+E41+E51)				
		Sensibilidad 1		VP1/(VP1+E12+E13+E14+E15)				
		Especificidad 1		VN1/(VN1+E21+E31+E41+E51)				

Fig. 4. Matriz de confusión y métricas asociadas.

Evaluación de patrones: Con el fin de realizar una clasificación de control para las canciones, se solicita al usuario que indique su estado emocional al ingresar al sistema. La clasificación hecha por el usuario permite validar el porcentaje de precisión de las respuestas emitidas por la aplicación. En este punto se contrastan dos valores el arrojado por el sistema que corresponde con el modelo de red neuronal y el calculado a través de la ecuación 1, los valores de salida de cada emoción corresponden al promedio de ambos valores. **Interpretación de Resultados:** Una vez determinado el valor de la clasificación de la emoción según el porcentaje de incidencia, es posible realizar análisis de datos cruzados que involucre las variables recopiladas como género, edad, sexo, etc.; no obstante, el alcance de este artículo no es ese.

Se ha incluido como función adicional, a partir de la interpretación de los resultados una recomendación al usuario, donde, el sistema detector envía al sitio web la sugerencia de al menos tres canciones con valores opuestos a los seleccionados por el usuario a fin de incidir de manera positiva en el alcance del equilibrio emocional (Alegría-Tristeza, Tranquilidad-Actividad), excepto para el caso de espiritualidad que se considera neutro; es así como por ejemplo, si el resultado determino que el usuario tiene un porcentaje de incidencia mayormente de Tristeza e-music sugerirá tres canciones que generen Alegría buscando equilibrio, igualmente, en los géneros musicales. Dado el alcance del artículo no se incluye esta etapa en los resultados

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Método: Se hizo uso de la metodología descrita en el sistema detector de emociones en datos musicales.

Población: La base de datos depurada corresponde a 427 usuarios contactados por correo electrónico, los cuales fueron invitados a interactuar con el sitio web, aclarando que se trató de un estudio con fines académicos.

Cada reproducción de una canción se considera un registro diferente, no obstante, sigue conservando la identificación del usuario y de emoción expresada. La base de análisis contiene 2201 registros.

Procedimiento: Se implementó una red neuronal tipo perceptrón multicapa con una capa de entrada que corresponden con las variables seleccionadas de la Tabla I, una capa oculta cuyo número de neuronas se calcula mediante un proceso iterativo de optimización y selección del mejor error y 5 neuronas de salida que corresponden con cada

emoción medida. Se utilizó logística como función de transferencia, Exactitud, Precisión, Sensibilidad y Especificidad como medidas de desempeño y Fprop como algoritmo de aprendizaje, además se realizaron corridas con 500 y 1000 épocas.

Resultados y Discusión: La validación de los resultados se hizo basado en el estado emocional que el usuario enunció tener al momento de interactuar con la herramienta, y con la respectiva medición de porcentaje de incidencia de cada estado emocional por género que se realizó mediante minería de datos.

En la Tabla III se presentan los resultados arrojados para diferentes configuraciones de red de las diferentes medidas de desempeño. Para las métricas Sensibilidad, Especificidad y Precisión se tomó la emoción con el máximo valor calculado.

TABLA III
RESULTADOS DE METRICAS DE DESEMPEÑO DE DIFERENTES CONFIGURACIONES DE RED NEURONAL

Configuración	Exactitud	Sensibilidad	Especificidad	Precisión
10x5	50,3%	61,3%	91,3%	56,5%
10x10	59,2%	70,2%	93,5%	63,9%
10x15	63,6%	77,3%	94,6%	67,2%
10x20	69,9%	82,7%	96,0%	73,6%
10x25	72,4%	87,4%	96,8%	75,8%

Fuente. Elaboración propia

Los resultados presentados en la Tabla III favorecen el incremento de neuronas en la capa oculta, siendo representativos los incrementos en exactitud, sensibilidad y precisión, los cuales relacionan fuertemente que los valores predichos coincidan con los reales.

El valor de sensibilidad más alto (87,4%) se obtuvo para la emoción Alegría, lo que quiere decir que se tiene una probabilidad del 87,4% de que el usuario manifieste la emoción Alegría y el modelo la clasifique como tal.

El valor de especificidad (96,8%) más alto se obtuvo para la emoción Espiritualidad, lo que quiere decir que se tiene un 96,8% de probabilidad de que, el usuario manifieste una emoción diferente a espiritualidad y el modelo efectivamente la clasifique diferente.

La precisión más alta se obtuvo para la emoción Tristeza lo cual indica que existe un 75,8% de probabilidad de que, el modelo clasifique la emoción como tristeza, y el usuario igualmente la haya declarado así.

V. CONCLUSIONES

La implementación de la Extracción de Conocimiento en Bases de Datos musicales es una herramienta poderosa cuyo potencial solo ha sido desarrollado de manera incipiente.

La herramienta y modelo planteados en el presente documento constituye un entorno de experimentación valioso que de demostrar su efectividad podría transformarse en el medio de mitigación del alto grado de riesgo psicosocial que experimenta el ciudadano promedio dada la exposición a diversos factores agresores irónicamente potenciados por la disrupción tecnológica. Podríamos decir, de cierta manera, se convierte en una forma de retribución humana.

Una de las grandes dificultades para el desarrollo de la investigación radicó en la carencia de una base de datos de

pruebas adecuada, por lo que se demandó la construcción de una herramienta que permitiera no sólo la toma y almacenamiento de los datos, sino el análisis y sugerencia en tiempo real; dando lugar a dos insumos muy valiosos: una herramienta robusta que permite la interacción del usuario, la detección adecuada de su estado emocional y la sugerencia de acciones para incidir en su estado actual; y segundo, una base de datos alimentada con más de 2000 registros de actividad que permite análisis posteriores.

Tras la construcción de la herramienta y la realización de diferentes pruebas se resaltan los siguientes hechos:

- En todos los casos analizados la herramienta pudo calcular el estado emocional del usuario con exactitud y precisión por encima del 50%.
- Se facilita la detección de ciertas emociones como Alegría y Tristeza, reflejado por los valores obtenidos por las medidas de Sensibilidad y Precisión, respectivamente.

Dos elementos diferenciales que se incluyeron en el desarrollo son la medición de las emociones con porcentaje de incidencia de cada una y la sugerencia de acciones tras detectar un estado emocional. En el primer elemento, se considera útil no presentar un único estado emocional, sino brindar un marco porcentual de incidencia de cada emoción en el estado actual del usuario. El segundo elemento, es ir más allá de la detección y procurar una “mejora” en el estado emocional basado en la sugerencia de acciones que “podrían” inducir un cambio en el estado emocional actual.

REFERENCIAS

- [1] Sarabia-Sánchez, F.J.; Aguado, J.M.; Martínez-Martínez, I.J. Privacy paradox in the mobile environment: The influence of the emotions. *El Profesional de la Información*, vol. 28 (2), e280212, 2019.
- [2] Reisenzein, R. What is a definition of emotion? And are emotions mental-behavioral processes?. *Social science information*, vol. 46 (3), pp. 424-428, 2007.
- [3] Savolainen, R. The interplay of affective and cognitive factors in information seeking and use. Comparing Kuhlthau's and Nahl's models. *Journal of Documentation*, vol. 71(1), pp. 175-197, 2014.
- [4] Savolainen, R. Expressing emotions in information sharing: a study of online discussion about immigration. *Information Research*, vol. 20 (1), 2015. <http://InformationR.net/ir/20-1/paper662.html> (2015-07-28)
- [5] Platero Gómez, M, y Ortoll Espinet, E. El factor emocional en la búsqueda de información. *Ibersid*, vol. 10 (1), pp. 23-32, 2016.
- [6] Liu, Y; Sourina, O, y Nguyen M. K. Real-Time EEG-Based Emotion Recognition and Its Applications. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 6670 (20), pp. 256-277, 2011.
- [7] Sourin, O; Kulish, V, y Sourin, A. Novel Tools for Quantification of Brain Responses to Music Stimuli. *IFMBE Proceedings*, vol. 23 (13), pp. 411-414, 2009.
- [8] You, M; Liu, J; Li, G.-Z, y Chen Y. Embedded Feature Selection for Multi-label Classification of Music Emotions. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 5 (4), pp. 668-678, 2012.
- [9] Kantono, K; Hamid, N; Shepherd, D; Lin, Y. H. T; Brard, C; Grazioli, G, y Thomas Carr, B. The effect of music on gelato perception in different eating contexts. *Food Research International*, vol. 113 (1), pp. 43-56, 2018.
- [10] Duisberg, R. A. Affective Modeling in Behavioral Simulations: Experience and Implementations. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 3784 (1), pp. 498-504, 2005.
- [11] Akdemir Akar, S; Kara, S; Agambayev, S, y Bilgiç, V. Nonlinear analysis of EEGs of patients with major depression during different emotional states. *Computers in Biology and Medicine*, vol. 67 (1), pp. 49-60, 2015.
- [12] Hegde, S; Kumar, P. S; Rai, P; Mathur, G. N, y Varadan, V. K. Music close to one's heart - Heart rate variability with music, diagnostic with e-bra and smartphone. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, vol. 8344, (1), p. 1, 2012.
- [13] Bai, J; Luo, K; Peng, J; Shi, J; Wu, Y; Feng, L; Li, J, y Wang, Y. Music emotions recognition by cognitive classification methodologies. *Proceedings of 2017 IEEE 16th International Conference on Cognitive Informatics and Cognitive Computing*, vol. 14 (16), pp. 121-129, 2017.
- [14] Takahashi, Y; Hochin, T, y Nomiya, H. Relationship between mental states with strong emotion aroused by music pieces and their feature values. *Proceedings - 2014 IIAI 3rd International Conference on Advanced Applied Informatics*, vol. 1 (1), pp. 718-725, 2014.
- [15] Yeh C.H; Tseng W.Y; Chen C.Y; Lin Y.D; Tsai Y.R; Bi H.I; Lin Y.C, y Lin H.Y. Popular music representation: chorus detection & emotion recognition. *Multimedia Tools and Applications*, vol. 73 (3), pp. 2103-2128, 2014.
- [16] Mokhsin M. B; Rosli N. B; Wan Adnan W. A, y Abdul Manaf, N. Automatic music emotion classification using artificial neural network based on vocal and instrumental sound timbres. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, vol. 265 (13), pp. 3-14, 2014.
- [17] Sanchez, P, y Garcia J. A New Methodology for Neural Network Training Ensures Error Reduction in Time Series Forecasting. *Journal of Computer Sciences*, vol. 13 (7), pp. 211-217, 2017.
- [18] Garcia, J, y Sanchez, P. Autoregressive Moving Average Recurrent Neural Networks Applied to the Modelling of Colombian Exchange Rate. *International Journal Of Artificial Intelligence*, vol. 16 (2), pp. 194-207, 2018.
- [19] Barraza G. Sistema de detección de estados emocionales de usuarios según canciones escuchadas (Tesis). Barranquilla: Universidad Simón Bolívar, 2016.
- [20] Londoño González B, y Sánchez, P. Algoritmo Novedoso Para la Detección de Tareas Repetitivas en el Teclado. *Investigación e Innovación en Ingenierías*, vol. 3 (2), jul. 2015
- [21] International Federation of the Phonographic Industry, «Informe sobre los hábitos de consumo de música.» 1 Septiembre 2017. [En línea]. Available: https://www.ifpi.org/downloads/MCIR_Spanish.pdf. [Último acceso: 1 Octubre 2018].
- [22] International Federation of the Phonographic Industry, «Informe mundial de la música.» 1 Enero 2017. [Online]. Available: https://www.ifpi.org/downloads/GMR2016_Spanish.pdf. [Último acceso: 1 Octubre 2018].
- [23] Zentner, M; Grandjean, D, y Scherer, K. R. Emotions Evoked by the Sound of Music: Characterization, Classification and Measurement. *American Psychological Association*, vol. 8 (4), pp. 494-521, 2008.
- [24] Fayyad, U; Piatetsky-Shapiro, G; y Smyth, P. From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine*, vol. 17 (3), p. 37, 1996.
- [25] Schneider, C.E; Hunter, E.G, y Bardach, S.H. Potential Cognitive Benefits From Playing Music Among Cognitively Intact Older Adults: A Scoping Review. *Journal of Applied Gerontology*, vol. 38(12), pp. 1763-1783, 2019.
- [26] Delbouys, R; Hennequin, R; Piccoli, F; Royo-Letelier, J, y Moussallam, M. Music mood detection based on audio and lyrics with deep neural net. *Proceedings of the 19th International Society for Music Information Retrieval Conference, ISMIR 2018/2018*, pp. 370-375, 2018.
- [27] Shastri, S, Mansotra, V. KDD-Based Decision Making: A Conceptual Framework Model for Maternal Health and Child Immunization Databases. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 924, pp. 243-253, 2019.
- [28] Lounes N; Oudghiri H; Chalal R, y Hidouci WK. From KDD to KUBD: Big Data Characteristics Within the KDD Process Steps. In: Rocha A., Adeli H., Reis L., Costanzo S. (eds) Trends and Advances in Information Systems and Technologies. WorldCIST'18 2018. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 746, 2018.

- [29] Shu-Hsien, L.; Pei-Hui, C. y Pei-Yuan, H. Data mining techniques and applications – A decade review from 2000 to 2011. *Expert Systems with Applications*, vol. 39 (12), pp. 11303-11311, 2012.
- [30] Sumathi, S. y Sivanandam, S. Introduction to Data Mining and its Applications. *Studies in Computational Intelligence*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2006.
- [31] Klösgen, W. y Zytow J. Handbook of Data Mining and Knowledge Discovery. New York: Oxford University Press, Inc., 2002.
- [32] Peña-Ayala A. Educational Data Mining: A Survey and A Data Mining-Based Analysis of Recent Works. *Expert Systems with Applications*, vol. 41 (4-1), pp. 1432-1462, 2014.



Paola A. Sánchez Sánchez es Ingeniera industrial con magister y doctorado en Ingeniería de sistemas de la Universidad Nacional de Colombia - Medellín, Colombia. Desde el 2005 ha trabajado como profesora universitaria en diferentes instituciones de educación superior. En la actualidad es profesor asociado a la facultad de ingeniería en la

Universidad Simón Bolívar - Barranquilla, Colombia. Sus campos de interés investigativos giran en torno al desarrollo y aprendizaje de métodos de inteligencia computacional en el modelado y pronóstico de series de tiempo; optimización cuantitativa; aplicación de técnicas de extracción de conocimiento en bases de datos usando inteligencia computacional; desarrollo de sistemas inteligentes con aprendizaje de máquinas.



Jhonny Cano Zuluaga es estudiante del programa Ingeniería de Sistemas de la facultad de ingeniería de la Universidad Simón Bolívar de Colombia, Tecnólogo en Administración Comercial y Financiera de la Corporación de Estudios Tecnológicos del Norte del Valle. Sus áreas de interés son el desarrollo web frontend y backend, administración de

bases de datos, desarrollo de aplicaciones móviles e Inteligencia artificial.



David García Herazo es estudiante del programa Ingeniería de Sistemas de la facultad de ingeniería de la Universidad Simón Bolívar de Colombia, Técnico Profesional en Ingeniería de Sistemas de la Corporación Unificada Nacional de Educación Superior. Actualmente es funcionario público de la Alcaldía Distrital de Barranquilla como técnico

operativo en la oficina de sistemas. Sus áreas de interés son Soporte de sistemas, redes, el desarrollo web frontend y backend, administración de bases de datos, desarrollo de aplicaciones móviles y escritorio.



Andres Felipe Pinzon Baldion es estudiante del programa Ingeniería de Sistemas de la facultad de ingeniería de la Universidad Simón Bolívar de Colombia. Actualmente es Desarrollador de Software en ASP SOLUTIONS. Sus áreas de interés son el desarrollo web frontend y backend, administración de bases de datos, desarrollo de aplicaciones

móviles y escritorio, desarrollo de procesos automatizados basados en inteligencia artificial, blockchain.



Germán Rodríguez Mercado es estudiante del programa Ingeniería de Sistemas de la facultad de ingeniería de la Universidad Simón Bolívar de Colombia. Sus áreas de interés son Soporte de sistemas, Inteligencia artificial, el desarrollo web frontend y backend, administración de bases de datos, desarrollo de aplicaciones móviles y

escritorio.



José Rafael García González tiene estudios de post doctorado en Ciencias Económicas. Doctor en Ciencias Pedagógicas. (Univ. Oscar Lucero Moya – Holguín –Cuba). Magister en Administración de Proyectos. (Universidad para la Cooperación Internacional UCI – Costa Rica). International Certified Project

Management Professional for Global Accreditation Center of Project Management Institute PMI®. Especialista en Pedagogía para el Desarrollo del Aprendizaje Autónomo. Especialista en Informática y multimedia. Es Ingeniero de sistemas. Profesor - investigador Universidad Simón Bolívar. Líder de la línea de Investigación en Innovación educativa y Tic, del Grupo de Investigación: Educación, Ciencias Sociales y Humanas. Categoría A Colciencias 2017. Consultor y par académico Ministerio de Educación Nacional MEN - Colombia.



Leidy Haidy Perez Coronell es Ingeniera industrial con maestria en Ingeniería Industrial. Desde el 2012, se ha venido desempeñando en el area editorial en diferentes instituciones de Educación Superior. En la actualidad es profesional editorial de la Universidad Simón Bolívar – Barranquilla, Colombia. Sus areas de interes son administración, Ingenierias y

gestión de la tecnología.