**Sistema Recomendador de Música Impulsado por Inteligencia Artificial para la Mejora de la Experiencia de Descubrimiento Musical**

John Kennedy Landazuri Sandoval

Universidad Icesi

Facultad de Ingeniería, Diseño y Ciencias Aplicadas

Ingeniería de Sistemas

Cali

2024

**Sistema Recomendador de Música Impulsado por Inteligencia Artificial para la Mejora de la Experiencia de Descubrimiento Musical**

John Kennedy Landazuri Sandoval

Proyecto de grado

José Armando Ordoñez

Phd

Universidad Icesi

Facultad de Ingeniería, Diseño y Ciencias Aplicadas

Ingeniería de Sistemas

Cali

2024

*Agradecimientos*

*En primer lugar, quiero agradecer a Dios por la oportunidad de desarrollar este proyecto de grado, en segundo lugar a mi familia por el apoyo incondicional y la comprensión ante el tiempo y compromiso que implicó la realización de este trabajo.*

*Asimismo, quiero expresar mi sincero agradecimiento a el Dr.* *José Armando Ordoñez, por su colaboración, orientación y sugerencias, las cuales fueron fundamentales para el desarrollo de este proyecto.*

*Finalmente agradecer a la universidad Icesi por proporcionarme la formación académica necesaria, sin la cual no hubiera sido posible llevar a cabo un proyecto de esta envergadura.*

*A todos, muchas gracias.*

Tabla de contenido

[Resumen 4](#_Toc178069292)

[Abstract 5](#_Toc178069293)

[Lista de acrónimos 6](#_Toc178069294)

[Motivación y antecedentes 9](#_Toc178069295)

[Descripción del problema 11](#_Toc178069296)

[Marco teórico 12](#_Toc178069297)

[Estado del arte 13](#_Toc178069298)

[Metodología 15](#_Toc178069299)

[Cronograma del anteproyecto 17](#_Toc178069300)

[Presupuesto 19](#_Toc178069301)

[Contribución y resultados del proyecto de grado 20](#_Toc178069302)

[Bibliografía 24](#_Toc178069303)

## Resumen

Este proyecto de investigación aborda el desafío de mejorar la experiencia de descubrimiento de música de los usuarios en un entorno con abundante contenido digital. El sistema de recomendación actual, basado principalmente en métricas de popularidad, promueve aún más el éxito de los artistas establecidos, al tiempo que limita las oportunidades para los artistas emergentes. Para abordar este problema, se propone desarrollar un sistema de recomendación musical impulsado por inteligencia artificial que priorice las preferencias emocionales de los usuarios. Utilizando tecnologías de IA se extraerán y clasificarán las emociones expresadas en la música, ofreciendo recomendaciones personalizadas que facilitarán el descubrimiento de nuevos artistas y géneros. Este enfoque implica extraer funciones de audio, implementar algoritmos de clasificación de emociones y desarrollar una aplicación web que integre el sistema de recomendación siguiendo un enfoque ágil. El objetivo es crear un sistema más inclusivo y equitativo, brindando a los usuarios una experiencia de descubrimiento de música rica y personalizada, al mismo tiempo que avanza en la clasificación emocional de la música y aumenta la visibilidad de los artistas emergentes.

**Palabras claves: Sistema recomendador,** **Inteligencia artificial,**

**Procesamiento de audio, Aprendizaje automático**

## Abstract

This research project addresses the challenge of improving users’ music discovery experience in an environment with abundant digital content. The current recommendation system, based primarily on popularity metrics, further promotes the success of established artists, while limiting opportunities for emerging artists. To address this problem, it is proposed to develop an AI-powered music recommendation system that prioritizes users’ emotional preferences. Using AI technologies, emotions expressed in music will be extracted and classified, offering personalized recommendations that will facilitate the discovery of new artists and genres. This approach involves extracting audio features, implementing emotion classification algorithms, and developing a web application that integrates the recommendation system following an agile approach. The goal is to create a more inclusive and equitable system, providing users with a rich and personalized music discovery experience, while advancing emotional classification of music and increasing the visibility of emerging artists.

**Keywords: Recommender system, Artificial intelligence,**

**Audio processing, Machine learning**

## Lista de acrónimos

IA Inteligencia Artificial

MIR Music Information Retrieval

MARSYAS Music Analysis, Retrieval and Synthesis for Audio Signals

SVM Máquinas de Vector de Soporte (Support Vector Machines)

MLP Perceptrón Multicapa (Multilayer Perceptron)

## Motivación y antecedentes

**Motivación:** Las nuevas tecnologías y plataformas digitales han facilitado a los músicos la creación y distribución de su música. A pesar de estos avances, los nuevos artistas se enfrentan a importantes retos para lograr visibilidad y éxito en la industria de la música. Citando a Medina "Spotify, una plataforma mundial de consumo de música, basa sus estrategias de recomendación en indicadores de popularidad, favoreciendo artistas establecidos y obstaculizando el descubrimiento de nuevos talentos por un público más amplio (Ospitia et al., n.d.)." Este enfoque basado en recomendaciones puede limitar la diversidad musical para los usuarios y obstaculizar las carreras de los músicos emergentes.

Este proyecto tiene como motivación crear un sistema de recomendación que tenga en cuenta más que la popularidad, incluidas las características emocionales de las canciones. La integración de la inteligencia artificial y las técnicas de análisis de sonido crea un sistema que mejora la visibilidad de los nuevos músicos y promueve la diversidad musical en las plataformas digitales.

**Antecedentes:** La industria de la música ha experimentado un crecimiento continuo de los ingresos mundiales, con cifras que alcanzan miles de millones de dólares entre 1999 y 2024. De acuerdo a la IESE Bussiness School (El Vertiginoso Ritmo de La Industria Musical | IESE Insight, n.d.)

1. En 2001, los ingresos globales de la industria discográfica fueron de 23.600 millones de dólares.
2. En 2011, los ingresos mundiales cayeron a 14,7 billones de dólares, lo que refleja un cambio hacia el consumo digital.
3. Los ingresos globales aumentaron hasta los 21,6 billones de dólares en 2020, lo que indica una recuperación y adaptación a nuevos modelos de negocio como el streaming.
4. Se espera que la industria de la música en vivo genere 31.000 millones de dólares en ingresos para 2024.

Sin embargo, este crecimiento económico no se traduce necesariamente en más oportunidades para los artistas emergentes. A pesar del aumento del acceso a las herramientas de producción y distribución, la mayoría de las plataformas de música, como Spotify, siguen utilizando algoritmos de recomendación basados en la popularidad, limitando la visibilidad de nuevos músicos en el mercado.

Un sistema de recomendación musical basado en inteligencia artificial que categoriza las canciones en función de características relevantes como las emocionales requiere un estudio previo de las mismas . Modelos como los propuestos por Whissell, (EMOTION: Theory, Research, and Experience The Measurement of Emotions, s. f.) donde presenta su trabajo sobre el Diccionario de Afecto en el Lenguaje, una herramienta diseñada para medir emociones y afectos expresados a través del lenguaje. Este diccionario asigna valores numéricos a las palabras en función de tres dimensiones emocionales principales: valor (positivo/negativo), activación (nivel de emoción o energía) y dominancia (nivel de control o poder).

De acuerdo con el enfoque de Russell, las emociones específicas se localizan en diferentes puntos dentro del espacio circundante en función de su nivel de valencia y activación. Por ejemplo, "alegría" se colocaría en el cuadrante de alta valencia y alta activación, mientras que "tristeza" se colocaría en el cuadrante de baja valencia y baja activación.(Russell, 1980)

La contribución más conocida de Plutchik es su "rueda de las emociones", un modelo visual que organiza las emociones en un círculo, donde las emociones básicas son continuas en intensidad y pueden combinarse para generar emociones más complejas. Plutchik identificó ocho emociones básicas: felicidad, confianza, miedo, sorpresa, tristeza, disgusto, ira y anticipación. Estas emociones pueden combinarse para generar emociones compuestas, como el amor (alegría + confianza) o la decepción (sorpresa + tristeza).(Plutchik, 1980)

## Descripción del problema

**Problema**: La visibilidad de los nuevos artistas en las plataformas de streaming es limitada debido a los algoritmos de recomendación basados en la popularidad, lo que dificulta la promoción de los artistas emergentes.

**Objetivo General y Específicos**

**Objetivo General**: Implementar un sistema recomendador de canciones impulsado por inteligencia artificial(LLMs) que mejore la visibilidad de artistas emergentes, integrando características emocionales en la recomendación.

**Objetivos Específicos:**

1. Realizar un estado del arte sobre sistemas recomendadores y LLMs.
2. Selección y evaluación de algoritmos de ML y LLM para la recomendación de música.
3. Diseño y desarrollo de un modelo recomendador soportado en LLM
4. Validación externa del modelo recomendador implementado

## Marco teórico

**Elementos de la música**

**Melodía**: Se refiere a la sucesión de sonidos musicales que forman una línea o voz distintiva.(Benward & Saker, 2021) Estudios han demostrado que las melodías con intervalos más amplios y mayor variabilidad de pitch se perciben con más emocionalidad intensa.(Eerola & Vuoskoski, 2013)

**Armonía:** Se refiere a la combinación simultánea de 2 o más sonidos diferentes. (Benward & Saker, 2021)La armonía puede influir en la percepción emocional. Por ejemplo, los acordes mayores suelen asociarse con emociones positivas, mientras los menores se relacionan con emociones negativas.(Gabrielsson & Lindström, 2010)

**Ritmo**: El ritmo se refiere a la organización temporal de los sonidos en la música.(Benward & Saker, 2021) El ritmo a través de elementos como el tempo, la métrica y la acentuación pueden transmitir emociones como alegría, tristeza, miedo o ira.(Juslin & Laukka, 2003)

**Timbre**: El timbre se refiere a la calidad o color de un sonido. (Benward & Saker, 2021)El timbre de los instrumentos musicales puede evocar diferentes emociones en los oyentes. Por ejemplo, los timbres más ásperos o metálicos pueden asociarse con emociones más intensas.(Eerola & Vuoskoski, 2013)

**Modelos emocionales**

**Teoría de la expresión emocional de Meyer:** sugiere que los patrones musicales específicos, como las tensiones armónicas y las resoluciones, se asocian con emociones particulares.(Meyer, 1994)

**Modelo Circumplejo de Russell:** El modelo circunflejo de Russell ubica las emociones en un espacio bidimensional de valencia (positivo o negativo) y activación (alto o bajo).(Russell, 1980)

**Rueda de las emociones de Plutchik:** el autor organiza las emociones básicas en un círculo donde las emociones también pueden combinarse para generar emociones más complejas.(Plutchik, 1980)

**Análisis computacional de música y emociones.**

**Extracción de características musicales:** La extracción de características de bajo nivel, pitch, timbre, ritmo y de alto nivel, como lo son los modos y la armonía, permiten analizar computacionalmente las propiedades de la música y su relación con las emociones.(Müller, 2015)

**Clasificación emocional de la música**: Los métodos de aprendizaje automático, como la clasificación y la regresión, se han utilizado para asociar las características musicales extraídas con etiquetas emocionales.(Eerola & Vuoskoski, 2013)

**Herramientas de análisis de audio**: Herramientas como MARSYAS,(Tzanetakis & Cook, 2000) MIR Toolbox(Lartillot & Toiviainen, s. f.) y PsySound 3(Cabrera et al., 2008) permiten análisis computacional de las características acústicas de la música.

**Sistemas de recomendación musical**

**Recomendación basada en contenido:** Los sistemas de recomendación basados en contenido utilizan las características intrínsecas de los ítems. En este caso tenemos características musicales para poder generar recomendaciones.(Aggarwal, 2016)

**Recomendación colaborativa:** Los sistemas de recomendación colaborativa se basan en las preferencias de los usuarios utilizando técnicas como la filtración colaborativa para hacer recomendaciones.(Aggarwal, 2016)

**Aprendizaje automático**: Diversas técnicas de aprendizaje automático, como la clasificación, el clustering, la factorización de matrices, machine Learning. Se han aplicado en diferentes sistemas de recomendación musical.(Aggarwal, 2016)

**LLM**

**LLM:** Los LLM comprenden el trasfondo, el pre-entrenamiento, el ajuste fino, los modelos multi-modales, los *agents* impulsados por LLM, los conjuntos de datos y la evaluación. Por lo tanto un LLM se define como un modelo pre-entrenado con 10B parámetros o más (Naveeda, 2024)

**AWS**

**AWS:** Amazon Web Services (AWS). AWS es un conjunto amplio de productos globales basados en la nube que incluyen: Computación, almacenamiento, bases de datos, análisis, redes, dispositivos móviles, herramientas para desarrolladores, herramientas de administración, IoT, seguridad y aplicaciones empresariales. Estos servicios están disponibles bajo demanda, en segundos y con precios de pago por uso. AWS ofrece más de 200 servicios, desde almacenamiento de datos hasta herramientas de implementación, directorios y entrega de contenido. (Amazon, 2024)

**Amazon Personalize:** Amazon Personalize es un servicio de aprendizaje automático diseñado para facilitar a los desarrolladores la creación de recomendaciones individualizadas para los clientes que utilizan sus aplicaciones. Amazon Personalize procesa y examina los datos, identifica lo que es significativo, selecciona los algoritmos correctos, y entrena y optimiza un modelo de personalización adaptado a los datos proporcionados. (Amazon, 2024)

## Estado del arte

Los retos a los que se enfrentan los nuevos artistas en plataformas musicales como Spotify han sido ampliamente documentados. Según Cha y Chan (2011), las estrategias de recomendación de estas plataformas suelen basarse en métricas de popularidad, lo que beneficia a los artistas establecidos y dificulta el crecimiento de los artistas emergentes. Según Schedl et al. (2018), los sistemas de recomendación actuales tienden a recomendar contenido popular, perpetuando la idea de que "el éxito conduce al éxito".

Herramientas como MARSYAS (Tzanetakis y Cook, 2000) y MIR Toolbox (Lartillot y Toiviainen, 2007) han sido efectivas para extraer características emocionales de las canciones. Estos sistemas permiten el análisis de las propiedades sonoras como el tono, el modo, el tiempo y las emociones dominantes. Según Feng et al. (2013), la música puede transmitir emociones e influir en las preferencias de los espectadores, por lo que es crucial para los sistemas de recomendación.

La literatura ha explorado tanto los modelos de clasificación emocional basados en el aprendizaje automático como los no deterministas. Autores como Whissell (1989), Russell (1980) y Plutchik (1980) han propuesto modelos categóricos que ven las emociones como un espacio bidimensional de evaluación y activación. Estos modelos han sido ampliamente utilizados en la investigación sobre el reconocimiento de emociones en la música (Aljanaki et al., 2016).

La API de música de Spotify tiene la función de "valencia", que indica qué tan positiva o negativa se puede percibir una canción (Spotify, 2021). Estas y otras características pueden ser utilizadas por los sistemas de recomendación para proporcionar recomendaciones basadas en las emociones.

En términos de conjuntos de datos musicales, la literatura ha examinado una variedad de conjuntos de datos etiquetados, incluidos GTZAN (Tzanetakis y Cook, 2002), MagnaTagATune (Law et al., 2009) y el conjunto de datos MediaEval (Dellandrea et al., 2015), entre otros. Estos conjuntos de datos contienen información sobre la estructura musical, los artistas, las emociones y otros atributos esenciales para la investigación en los sistemas de recomendación.

Los sistemas de recomendación de música pueden utilizar enfoques colaborativos de filtrado, basados en contenido, híbridos, basados en emociones y otros (Deshmukh et al., 2018; Schedl et al., 2018). Sin embargo, es fundamental examinar los riesgos que pueden surgir en estos sistemas, como los riesgos preexistentes, técnicos y emergentes, y aplicar técnicas de mitigación (Friedman y Nissenbaum, 1996).

En cuanto a los enfoques computacionales, la literatura ha examinado el uso de técnicas de aprendizaje automático como redes neuronales, SVM y Random Forest para la implementación de sistemas de recomendación musical (Katarya y Verma, 2017; Ferraro et al., 2020). Aljanaki et al. (2016) investigaron enfoques amplios basados en la lógica para la clasificación emocional de la música.

Actualmente se ha experimentado un fuerte avance respecto al desarrollo de modelos grandes de lenguaje (LLM), que han cambiado la forma de desarrollar la recomendación de contenido. Entre las diferentes estrategias de uso de los LLM en el proceso de recomendación se encuentran que se emplean como extractores de características de elementos y usuarios, generando *embeddings* que se utilizan en modelos de recomendación tradicionales (Likang Wu, et al., 2023). Tambien en la generación de tokens mediante minería semántica, que después se integran en el proceso de recomendación. Los LLM se utilizan directamente como un potente sistema de recomendación.La secuencia de entrada incluye la descripción del perfil, el *behavior prompt* y las instrucciones de la tarea, mientras que la secuencia de salida ofrece un resultado de recomendación razonable. (Likang Wu, et al., 2023).

Se destaca como los LLM a través del autotuning, el aprendizaje in-context puede adaptar la recomendación a un contexto acotado. Los LLM se adaptan rápidamente a nuevas tareas e información mediante el aprendizaje *in-context*, utilizando pares de entrada-etiqueta de demostración para predecir etiquetas para entradas no vistas sin actualizaciones de parámetros adicionales (Likang Wu, et al., 2023). Los LLM se ajustan mediante *fine-tuning*, *prompt tuning* o *instruction tuning* para mejorar su capacidad de recomendación. Esto lleva a que la recomendación basada en LLM sea precisa, personalizada quitando sesgos y adaptándose al contexto en el que se emplea.

Finalmente empresas que ofrecen servicios en la nube, ofrecen servicios para sistemas de recomendación. Por ejemplo AWS ofrece el servicio Amazon Personalize que está diseñado como un servicio de aprendizaje automático diseñado para facilitar la creación de recomendaciones individualizadas para los clientes. (Amazon, 2024).Con Items destacados tales como recomendaciones personalizadas de productos, contenido y resultados de búsqueda personalizados. Es una ventaja para los desarrolladores en nuestros tiempos gracias a que se encarga de las complejidades del aprendizaje automático y permite a los desarrolladores centrarse en la entrega de experiencias de usuario optimizadas.

## Metodología

**Extracción de características de sonido:**

Para extraer las características de audio, utilice la herramienta MARSYAS (Music Analysis, Retrieval, and Synthesis for Audio Signals) desarrollada por Tzanetakis y Cook (2000). MARSYAS es un marco de código abierto para analizar y procesar señales de audio. Con MARSYAS, puede extraer características como el tono, el modo, el tiempo y las emociones dominantes de las canciones. Esto se logrará mediante el uso de técnicas de procesamiento de señales y aprendizaje automatizado implementadas en esta herramienta.

Además, utilizaremos el MIR Toolbox (Music Information Retrieval Toolbox), creado por Lartillot y Toiviainen (2007). Esta biblioteca basada en MATLAB permite un análisis más profundidad de las características musicales como el timbre y el tono. Al combinar las capacidades de MARSYAS y MIR Toolbox, obtendremos un conjunto completo de descriptores de sonido que se utilizarán como entrada para la clasificación emocional de las canciones.

**Clasificación emocional de canciones:**

Para categorizar las canciones emocionalmente, exploraremos tanto los enfoques deterministas de aprendizaje automático como los enfoques no deterministas utilizando lógica difusa.

En un enfoque determinista, probaremos varios algoritmos de aprendizaje automático, como Support Vector Machines (SVM), Random Forest y Multicapa Perceptron (MLP). Estos modelos se entrenarán utilizando conjuntos de datos musicales etiquetados emocionalmente, como el conjunto de datos MediaEval (Dellandrea et al., 2015). Como resultado, podemos crear modelos de clasificación capaces de predecir las emociones expresadas en las canciones.

Por otro lado, exploraremos un enfoque no determinista basado en una lógica amplia. Utilizaremos modelos categóricos propuestos por investigadores como Whissell (1989), Russell (1980) y Plutchik (1980), quienes consideran las emociones como un espacio bidimensional de evaluación (positivo-negativo) y de activación (alto-bajo). Utilizando las funciones de membresía, podemos asociar las características de audio extraídas con categorías emocionales, lo cual es crucial para implementar sistemas de recomendación basados en emociones.

**Uso de APIs y librerías de música:**

Utilizaremos la API de Spotify para acceder a varias características de la canción, incluida la "valencia", que indica qué tan positiva o negativa se puede percibir una canción (Spotify, 2021). Estas características emocionales serán un factor clave en nuestro sistema de recomendaciones.

Complementaremos la API de Spotify con bibliotecas como jMIR (Java-based Music Information Retrieval) y OpenSmile para extraer información más importante de las pistas musicales, como estructuras acústicas, ritmos y tonos. Esto proporciona una comprensión más completa de las características de las canciones, lo cual es esencial para desarrollar recomendaciones musicales personalizadas.

**Enfoque ágil usando Scrum**   
  
Utilizaremos un enfoque ágil y la metodología Scrum para desarrollar el sistema de recomendación. Esto nos permitirá trabajar de manera iterativa y adaptable, entregando funcionalidad incremental a los usuarios de forma regular.   
  
Dividiremos el trabajo en sprints de 1 a 2 semanas, implementando y demostrando nuevas características del sistema de recomendación. Utilizaremos herramientas como Jira para gestionar el proyecto y GitHub para el control de versiones. Incluyendo reuniones diarias, planificación y retrospectivas, siguiendo las prácticas de Scrum, con el objetivo de mantener una comunicación efectiva y una mejora continua de los procesos.

**Desarrollo de la aplicación web:**

Utilizamos Spring Boot para el backend y React para el frontend a la hora de desarrollar la aplicación web que integrará el sistema de recomendación.   
  
  
  
Spring Boot nos permitirá crear una API RESTful, robusta y escalable que servirá como columna vertebral de nuestro sistema de recomendaciones. Utilizaremos las capacidades de Spring, como la inyección de dependencias y la configuración automática, para acelerar el desarrollo y mantener un código limpio y modular.

Por otro lado, React nos permitirá crear una interfaz de usuario interactiva y de alta calidad. Usaremos componentes reutilizables, administración de estado y enrutamiento para proporcionar a los usuarios una experiencia fluida. Además, integraremos el sistema de recomendaciones desarrollado anteriormente en la aplicación web, permitiendo a los usuarios interactuar con las recomendaciones musicales de una manera sencilla y natural.

### Cronograma del proyecto

**1. Realizar un estado del arte sobre sistemas recomendadores de música**

* **Actividad:** Revisión de literatura y marco teórico
  + **Fecha de cierre:** 21-02-2025
  + **Entregable:** Documento con revisión de conceptos sobre sistemas recomendadores de música.
* **Actividad:** Análisis de datasets musicales existentes
  + **Fecha de cierre:** 28-02-2025
  + **Entregable:** Informe técnico con descripción de datasets.
* **Actividad:** Diseño del dataset
  + **Fecha de cierre:** 07-03-2025
  + **Entregable:** Informe técnico con la descripción del dataset.

**2. Selección y evaluación de algoritmos de ML y Lógica Difusa**

* **Actividad:** Exploración de algoritmos de Machine Learning
  + **Fecha de cierre:** 07-04-2025
  + **Entregable:** Documento con revisión de conceptos sobre sistemas recomendadores y ML.
* **Actividad:** Diseño e implementación de prototipos
  + **Fecha de cierre:** 21-04-2025
  + **Entregable:** Guía práctica con la descripción de 2 alternativas de prototipos.

**3. Diseño y desarrollo de un modelo recomendador de música**

* **Actividad:** Evaluación de algoritmos
  + **Fecha de cierre:** 30-04-2025
  + **Entregable:** Evaluación de las 2 alternativas con el dataset diseñado.
* **Actividad:** Diseño del modelo recomendador
  + **Fecha de cierre:** 21-04-2025
  + **Entregable:** Informe técnico con el diseño del modelo.
* **Actividad:** Implementación del modelo recomendador
  + **Fecha de cierre:** 28-04-2025
  + **Entregable:** Código desplegado con la solución implementada.
* **Actividad:** Pruebas y ajustes del modelo
  + **Fecha de cierre:** 30-04-2025
  + **Entregable:** Documento con descripción de pruebas funcionales y ajustes realizados.

**4. Validación externa del modelo recomendador implementado**

* **Actividad:** Despliegue del modelo
  + **Fecha de cierre:** 14-05-2025
  + **Entregable:** Informe técnico describiendo el despliegue del modelo.
* **Actividad:** Validación con usuarios
  + **Fecha de cierre:** 28-05-2025
  + **Entregable:** Informe técnico con evaluación basada en pruebas con usuarios.
* **Actividad:** Documentación
  + **Fecha de cierre:** 30-05-2025
  + **Entregable:** Documento final con detalles del desarrollo e implementación del sistema recomendador.

### Presupuesto

En caso de que aplique, detallar el presupuesto requerido para desarrollar el proyecto, con una explicación clara y precisa de por qué se requiere él o los recursos solicitados.

## Contribución y resultados del proyecto de grado

**Contribución**

Este proyecto de investigación pretende hacer una contribución significativa al campo de los sistemas de recomendación musical mediante la incorporación de un enfoque innovador basado en el análisis de las emociones. A diferencia de los enfoques tradicionales, que se basan principalmente en métricas de popularidad, este trabajo propone un sistema de recomendación que prioriza las preferencias emocionales de los usuarios.

Muchos de los sistemas de recomendación actuales perpetúan el éxito de los artistas establecidos, obstaculizando el crecimiento de artistas nuevos y emergentes (Cha y Chan, 2011; Schedl et al., 2018). Este proyecto aborda este reto creando un sistema que no solo tiene en cuenta la popularidad sino también las características emocionales de las canciones para generar recomendaciones.

Utilizando técnicas de inteligencia artificial para extraer y categorizar las emociones expresadas en la música, este sistema de recomendación puede proporcionar a los usuarios sugerencias más personalizadas y emocionales. Esto permitirá a los usuarios descubrir nuevos artistas y géneros musicales que correspondan a su estado de ánimo y experiencia auditiva, independientemente de su popularidad en el mercado.

**Resultados Esperados**

El objetivo principal del desarrollo de este sistema de recomendación musical impulsado por inteligencia artificial es conseguir los siguientes resultados:

1. Un sistema de recomendación más inclusivo y equitativo Al priorizar las emociones sobre la popularidad, el sistema de recomendación tiene como objetivo aumentar la visibilidad de los artistas nuevos y emergentes, permitiendo a los usuarios descubrir música que se alinee con sus preferencias emocionales, independientemente del éxito comercial.
2. Mejorar la experiencia del usuario: Al proporcionar recomendaciones personalizadas basadas en el estado emocional, la aplicación web tiene como objetivo proporcionar una experiencia auditiva más enriquecedora y satisfactoria, fomentando el descubrimiento y la conexión emocional con la música.
3. Avances en la clasificación de la música emocional: La exploración de enfoques deterministas y no deterministas para la clasificación de canciones tiene como objetivo generar nuevos conocimientos y técnicas para otros investigadores y desarrolladores en el campo de la recuperación de información musical.
4. Priorizando las características emocionales de la música sobre la popularidad, este sistema de recomendación tiene como objetivo aumentar la visibilidad y las oportunidades para los artistas emergentes, fomentando una industria musical más diversa e inclusiva.

**Beneficios del Sistema Recomendador de Música para la Comunidad**

Este proyecto de investigación tiene el potencial de generar beneficios significativos para diversas comunidades y entornos, más allá de los resultados individuales y del sistema de recomendación esperados.   
  
  
**Beneficios para la comunidad Icesista**

1. Mejora de las habilidades de investigación y desarrollo en inteligencia artificial aplicada a la música, inspirando a otros estudiantes a explorar este campo.
2. Los estudiantes de ICESI tienen la oportunidad de ampliar el alcance de este proyecto mediante la adquisición de valiosas habilidades prácticas.
3. Mayor visibilidad y reconocimiento de ICESI como institución de formación de profesionales capaces de abordar los desafíos tecnológicos en la industria musical.

**Beneficios para la Ciudad de Cali y el Valle del Cauca**   
  
  
  
 - Este sistema de recomendación puede impulsar la industria musical local al aumentar la visibilidad de los artistas emergentes de la región.   
  
-Las recomendaciones musicales innovadoras basadas en las emociones pueden atraer a más artistas, empresarios y profesionales de la música a la región, aumentando el talento y las oportunidades.

-Este sistema de recomendaciones puede ayudar a preservar y difundir la riqueza cultural del Valle del Cauca al fomentar el descubrimiento de la música local y regional.

**Beneficios para Colombia**

1. Fomentar la innovación tecnológica en la industria musical: El desarrollo de este sistema de recomendación podría servir de modelo para otros proyectos similares en Colombia, promoviendo el uso de la inteligencia artificial en la industria musical.
2. Apoyo a la internacionalización de la música colombiana: Al promover a los artistas emergentes, este sistema de recomendación puede ayudar a difundir la música colombiana a nivel mundial.
3. Contribución al desarrollo socioeconómico: El fortalecimiento de las industrias musicales locales y regionales puede crear oportunidades de empleo y emprendimiento, lo que repercute en el desarrollo socioeconómico de las comunidades.

# Bibliografía

Aggarwal, C. C. (2016). Recommender Systems. https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3

Benward, Bruce., & Saker, M. Nadine. (2021). Music in theory and practice.

Cabrera, D., Ferguson, S., Rizwi, F., & Schubert, E. (2008). PsySound3: a program for the analysis of sound recordings. The Journal of the Acoustical Society of America, 123(5\_Supplement), 3247-3247. https://doi.org/10.1121/1.2933513

Eerola, T., & Vuoskoski, J. K. (2013). A review of music and emotion studies: Approaches, emotion models, and stimuli. Music Perception, 30(3), 307-340. https://doi.org/10.1525/MP.2012.30.3.307

El vertiginoso ritmo de la industria musical | IESE Insight. (s. f.). Recuperado 18 de agosto de 2024, de https://www.iese.edu/es/insight/articulos/vertiginoso-ritmo-industria-musical/

EMOTION: Theory, Research, and Experience The Measurement of Emotions. (s. f.).

Gabrielsson, A., & Lindström, E. (2010). The Role of Structure in the Musical Expression of Emotions. Handbook of Music and Emotion: Theory, Research, Applications, 367-400. https://doi.org/10.1093/ACPROF:OSO/9780199230143.003.0014

Juslin, P. N., & Laukka, P. (2003). Communication of Emotions in Vocal Expression and Music Performance: Different Channels, Same Code? Psychological Bulletin, 129(5), 770-814. https://doi.org/10.1037/0033-2909.129.5.770

Lartillot, O., & Toiviainen, P. (s. f.). A MATLAB TOOLBOX FOR MUSICAL FEATURE EXTRACTION FROM AUDIO.

Meyer, L. B. . (1994). Emotion and meaning in music. 307.

Müller, M. (2015). Fundamentals of Music Processing. Fundamentals of Music Processing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-21945-5

Ospitia, Y., Directora, M., & Baldassarri Co-Director, S. (s. f.). Universidad Nacional de la Plata.

Plutchik, K. (1980). Emotion: a psychoevolutionary perspective. Harpercollins college division, 440. https://books.google.com/books/about/Emotion\_a\_Psychoevolutionary\_Synthesis.html?hl=es&id=G5t9AAAAMAAJ

Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. Journal of Personality and Social Psychology, 39(6), 1161-1178. https://doi.org/10.1037/H0077714

Tzanetakis, G., & Cook, P. (2000). MARSYAS: a framework for audio analysis. Organised Sound, 4(3), 169-175. <https://doi.org/10.1017/S1355771800003071>

Amazon. (2024). *AWS overview documentation.* Seattle.

Likang Wu, Zhi Zheng, Zhaopeng Qiu, Hao Wang, Hongchao Gu, Tingjia Shen, . . . Enhong Chen. (2023). A Survey on Large Language Models for Recommendation. *ArXiv*.

Naveeda, H. (2024). *A Comprehensive Overview of Large Language Models.* Sidney.