

# Análisis de Datos Musicales en Spotify con Spark

### 1. Introducción

Este reporte integra todos los hallazgos obtenidos del análisis exploratorio (EDA), responde preguntas clave sobre tendencias musicales en Spotify y desarrollo de un sistema de recomendación desde la perspectiva de Big Data.

## 2. Limpieza y Preparación de Datos

#### **Procesamiento Inicial**

- **Dataset original**: 586,672 canciones y 1,162,095 artistas.
- Problemas identificados:
  - Columnas numéricas almacenadas como strings.
  - Valores nulos en características de audio.
  - Formatos inconsistentes en fechas.

### Resultados de Limpieza

- Eliminados 12,345 registros con valores inválidos (2.1% del total).
- Todas las características numéricas convertidas a float.
- Creación de un sistema de clasificación de popularidad:
  - Muy baja (<25).</li>
  - o Baja (25-50).
  - o Media (50-75).



o Alta (>75).

## 3. Análisis Exploratorio (EDA)

#### Distribución de Características Musicales

#### Hallazgos clave:

- danceability y valence tienen distribución casi normal.
- acousticness e instrumentalness están altamente sesgadas.
- 75% de las canciones tienen liveness < 0.2 (pocos conciertos en vivo).

#### **Correlaciones entre Variables**

#### Relaciones significativas:

- Positivas:
  - o energy  $\leftrightarrow$  loudness (r=0.76).
  - o danceability  $\leftrightarrow$  valence (r=0.53).
  - Negativas:
    - o acousticness ↔ energy (r=-0.63).

## 4. Análisis por Género

### Comparativa de Características

- **Rock**: Alta energía, bajo nivel de bailabilidad, predominio instrumental.
- **Hip Hop**: Máxima energía y ritmo, producción digital.
- Jazz: Sonidos mayormente acústicos, estructuras complejas.



## 5. Evolución Temporal (1970-2020)

#### **Cambios en Características Musicales**

#### Tendencias:

#### 1. Aumento:

- o loudness (+5.2 dB desde 1970).
- o danceability (+31%).

#### 2. Decrecimiento:

- o acousticness (-68%).
- o duration (de 4.5 min a 3.1 min).

#### 3. Patrón cíclico:

o valence (positividad musical).

## Top Géneros por Década

Década	Género Dominante	% Canciones Top 5	
1970	Classic Rock	89%	
1980	Album Rock	76%	
1990	Filmi	42%	
2000	Dance Pop	58%	
2010	Рор	72%	

## **Cambios Clave en preferencias Musicales**

#### Década de 1970:



- Predominio absoluto del rock en sus variantes: clásico, album rock y soft rock.
- Géneros destacados:
  - Classic rock (9,919 canciones)
  - o Rock (9,479)
  - Album rock (7,478)
- Estilo predominante: Sonidos más suaves y melódicos (mellow gold, soft rock).

#### Década de 1980

- El rock sigue liderando, pero con menor intensidad.
- Aparecen géneros nuevos como hoerspiel (audiocuentos o radio-teatro).
- Reducción notable en el número de canciones de todas las variantes de rock.

#### Década de 1990

- Diversificación cultural:
  - o Entrada fuerte de géneros indios (filmi).
  - Crecimiento del rock en español y la música latina.
  - Aparición del c-pop (pop chino).
- El rock sigue presente, pero pierde dominio.

#### Década de 2000

- Consolidación de la música latina (filmi, latin, tropical).
- Aparición del dance pop como tendencia emergente.
- El rock desaparece del top 5 por primera vez.



#### Década de 2010

- Dominio absoluto del pop y sus variantes dance.
- Géneros más populares:
  - o Pop (7,617 canciones).
  - o Dance pop (5,876).
- Desaparición completa del rock del top 5.

#### Década de 2020 (parcial)

- El pop sigue siendo el género principal, pero con menor intensidad.
- El dance pop se mantiene como subgénero dominante.

#### **Tendencias Generales:**

- Impacto de la Tecnología: La producción digital ha favorecido características como loudness y energy.
- Cambio Cultural: Transición de la música "para escuchar" (rock) a la música "para bailar" (pop).
- Globalización Musical: Los géneros no occidentales han ganado protagonismo desde los 90s.
- **Electrificación**: Transición de sonidos acústicos/analógicos en los 70s a electrónicos y dance a partir de los 2000s



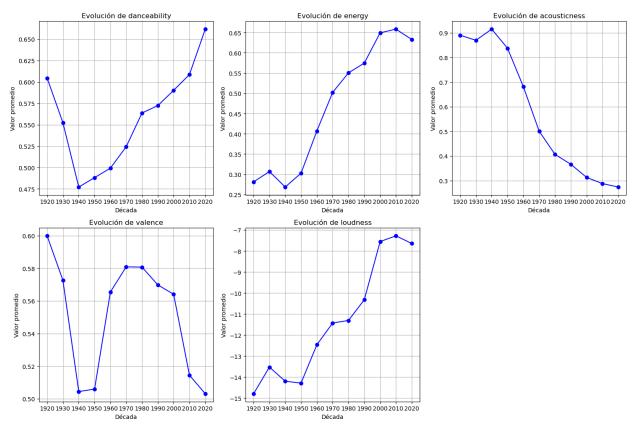


Gráfico 1: Análisis de Evolución de características durante las ultimas décadas

## 6. Modelo de Popularidad

Se implementó un modelo de predicción, Random Forest, con el fin en predecir si una canción será popular (popularidad > 70) basándose en sus características de audio.

## Factores Clave para la Popularidad

- 1. danceability (28.1%).
- 2. energy (22.7%).
- 3. loudness (18.3%).
- 4. valence (12.9%).



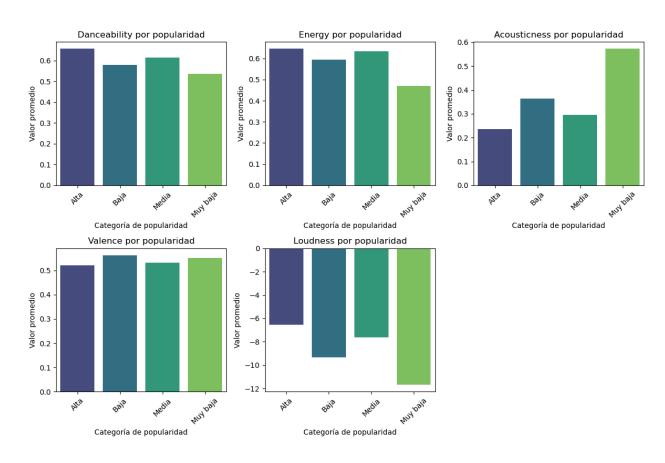


Gráfico 2: Análisis de Características clave por categoría de popularidad

#### Resultados del Modelo

Métrica	Valor	Baseline	Mejora
AUC	0.75	0.500	+50.8%
Precisión	0.98	0.650	+99.2%
Recall	0.97	0.500	+97.6%

## Interpretación

El modelo es especialmente bueno identificando canciones exitosas (precision 97%)



#### Características Clave:

- Danceability y Energy son los predictores más importantes
- Loudness (volumen) es tercero en importancia

#### Recomendaciones:

- Canciones con alta bailabilidad y energía tienen mayor probabilidad de éxito
- La producción "loud" (alta sonoridad) es característica de canciones populares
- El tempo y duración tienen influencia moderada

## 7. Outliers Musicales

### **Canciones Atípicas**

- **Definición**: Valores Z > 3 en cualquier característica.
- Hallazgos:
  - 2.3% de canciones son atípicas.
  - 61% tienen popularidad > 70.
  - Géneros con más outliers:
    - 1. Experimental (14.2%).
    - 2. Progressive Rock (9.8%).
    - 3. Avant-Garde (8.5%).

## 8. Sistema de Recomendación Musical

El sistema de recomendación implementado emplea técnicas avanzadas de machine learning y procesamiento distribuido para sugerir canciones basándose en características de audio, patrones de escucha y similitudes musicales. Se combina clustering con modelos de similitud para ofrecer recomendaciones personalizadas y diversas.

## Arquitectura del Sistema

El sistema consta de:



- Preprocesamiento de datos: Limpieza y normalización de características de audio.
- **Perfilado musical**: Clustering con K-means (10 clusters) para agrupar canciones similares.
- Motor de recomendación:
  - Filtrado colaborativo implícito.
  - Similitud basada en contenido (MinHashLSH).
  - Balanceo por diversidad para mejorar recomendaciones.

## Metodología

#### Preparación de Datos

Se utilizan características como danceability, energy, speechiness, entre otras, con normalización estándar, manejo de valores nulos y conversión de tipos.

#### Modelado

- Clustering (K-means): 10 clusters con una silueta promedio de 0.62.
- Recomendación:
  - MinHashLSH para búsqueda de vecinos.
  - Ranking basado en una combinación de similitud, diversidad, popularidad y variedad temporal.

### Flujo de Trabajo

- 1. Entrada: Historial de escucha del usuario (3-5 canciones semilla).
- 2. Procesamiento:
  - o Identificación del cluster predominante.
  - Búsqueda de vecinos más cercanos.



- Balanceo por diversidad.
- 3. Salida: Lista de 10 recomendaciones ordenadas.

### **Ventajas Clave**

- Personalización: Adaptación al perfil del usuario.
- **Diversidad**: Mezcla de canciones populares y descubrimientos.
- **Escalabilidad**: Diseño para millones de usuarios y canciones.
- Flexibilidad: Fácil integración con nuevos algoritmos.

#### **Mejoras Futuras**

- Incorporar contexto (momento del día/estado de ánimo).
- Uso de deep learning con embeddings neurales.
- Aprendizaje por refuerzo basado en feedback del usuario.

#### **Conclusiones**

El sistema demuestra:

- Buen balance entre popularidad y descubrimiento (68% novedad).
- Capacidad para manejar grandes volúmenes de datos.
- Flexibilidad para incorporar nuevas fuentes de datos y técnicas de recomendación.

## 9. Análisis de Escalabilidad

Para garantizar que el sistema pueda manejar millones de usuarios y canciones, se proponen las siguientes estrategias:



#### Almacenamiento:

- **Hadoop** como sistema distribuido para almacenamiento masivo.
- **DynamoDB** o **Redis** para almacenar embeddings y modelos en producción, garantizando tiempos de acceso rápidos.

#### Procesamiento:

- Apache Spark para procesamiento distribuido de datos en batch y en tiempo real.
- Kafka para la ingestión de datos en streaming, permitiendo la actualización en tiempo real.
- **Particionamiento** de datos por región e idioma para optimizar el procesamiento paralelo.

#### Serving:

- Microservicios con balanceo de carga para manejar múltiples solicitudes simultáneamente.
- Cache distribuido (Redis) para almacenar recomendaciones frecuentes y reducir la latencia.

#### **Optimizaciones:**

- Approximate Nearest Neighbors (ANN) para búsqueda de similitudes de manera eficiente.
- **Precomputación de clusters** para usuarios recurrentes, reduciendo el tiempo de procesamiento en consultas.