

TRABAJO PRÁCTICO - ML

Grupo 1

Recomendador de Canciones

Nahuel Moreno
Leonardo Teixido
Francisco Cortes
Juliana Macias



Problematica

Los servicios actuales recomiendan música basada principalmente en género, artistas similares e interacción con la aplicación.

Falta de personalización basada en características musicales específicas y estado de ánimo de la persona.



Oportunidad de Negocio



"Descubre tu próxima canción favorita basada en lo que realmente escuchas, no en lo que millones escuchan"

Recomendador de canciones basado en tres principios:

- * Análisis de audio avanzado
- * Correlación multidimensional
- * Descubrimiento de artistas emergentes

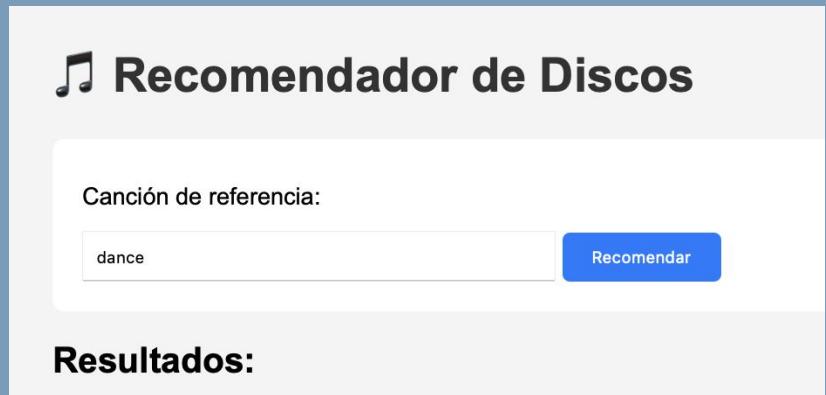
Como buscamos solucionar?

Una App de menor costo que permite recomendar canciones en base a una canción elegida.

Casos de uso:

- Cafes, restaurantes, hoteles, gimnasios: el recomendador genera una playlist continua que mantiene constante la onda de la música.
- Estaciones de radio / podcasts: generar automáticamente canciones para los pases o diferentes segmentos.

Analizamos diferentes features (energia, tempo, duracion, que tan bailable es) para garantizar las mejores recomendaciones.



Desarrollo



Arquitectura de la solución

- ❑ Dataset de spotify
- ❑ Selección de modelo: KNN Nearest neighbours (no supervisado)
- ❑ Armado de API
- ❑ Front end

Dataset

Exploración de datos, dtypes e informacion.

Identificación y borrado de 8 valores null en song.

Identificación de valores numéricos en cada columna.

```
1 df.info()  
2 <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>  
3 Index: 236988 entries, 0 to 236987  
4 Data columns (total 18 columns):  
5 #   Column          Non-Null Count  Dtype     
6 ---  --    
7 0   artist          236988 non-null  object    
8 1   song            236988 non-null  object    
9 2   emotion         236988 non-null  object    
10 3   variance        236988 non-null  float64   
11 4   Genre           236988 non-null  object    
12 5   Release Date    236988 non-null  int64     
13 6   Key             236988 non-null  object    
14 7   Tempo           236988 non-null  int64     
15 8   Loudness        236988 non-null  float64   
16 9   Explicit        236988 non-null  object    
17 10  Popularity      236988 non-null  int64     
18 11  Energy          236988 non-null  int64     
19 12  Danceability    236988 non-null  int64     
20 13  Positiveness    236988 non-null  int64     
21 14  Speechiness     236988 non-null  int64     
22 15  Liveness         236988 non-null  int64     
23 16  Acousticness    236988 non-null  int64     
24 17  Instrumentalness 236988 non-null  int64     
dtypes: float64(2), int64(10), object(6)  
memory usage: 34.44 MB
```

```
1 df.isnull().sum()  
2 0  
3 artist      0  
4 song        8  
5 emotion     0  
6 variance    0  
7 Genre       0  
8 Release Date 0  
9 Key         0  
10 Tempo      0  
11 Loudness   0  
12 Explicit   0  
13 Popularity 0  
14 Energy     0  
15 Danceability 0  
16 Positiveness 0  
17 Speechiness 0  
18 Liveness   0  
19 Acousticness 0  
20 Instrumentalness 0  
21 dtype: int64
```

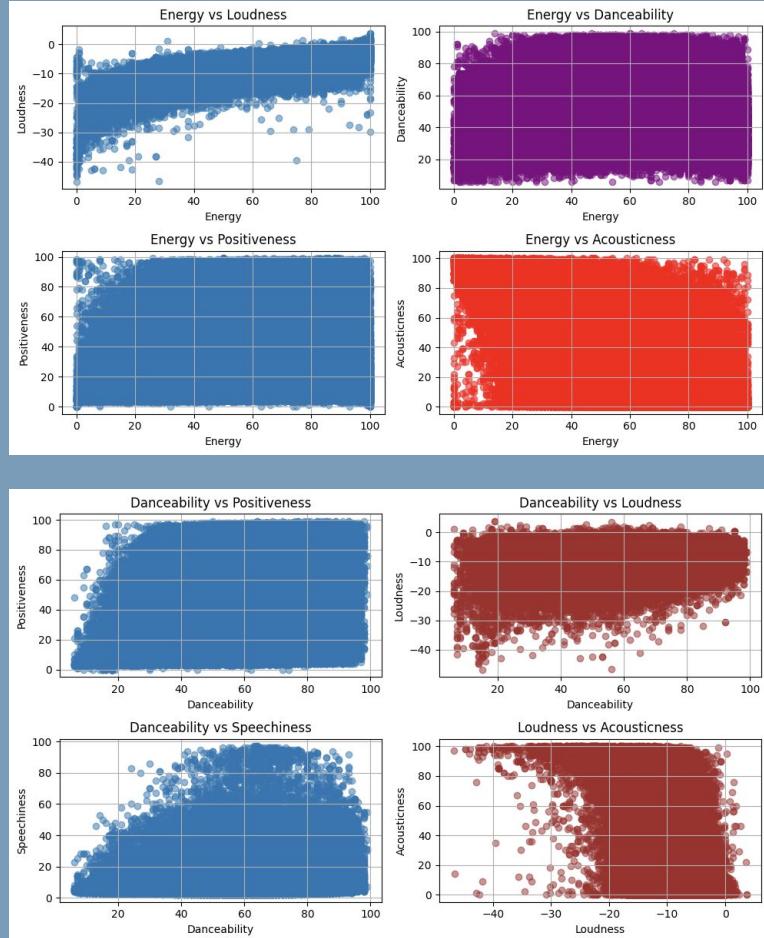
1 df.head(10)																		
	artist	song	emotion	variance	Genre	Release Date	Key	Tempo	Loudness	Explicit	Popularity	Energy	Danceability	Positiveness	Speechiness	Liveness	Acousticness	Instrumentalness
0	ABBA	She's My Kind Of Girl	joy	0.447619	pop	2014	F Maj	128	-6.00	No	31	78	56	60	3	31	7	0
1	ABBA	Andante, Andante	love	0.202222	pop	1980	A# Maj	102	-10.72	No	59	36	52	38	2	7	68	0
2	ABBA	As Good As New	sadness	0.300881	pop	1979	E Maj	139	-5.70	No	50	78	85	97	3	8	20	2
3	ABBA	Bang	joy	0.355000	pop	1975	F Maj	132	-3.00	No	52	76	50	89	3	32	3	0
4	ABBA	Bang-A-Boomerang	joy	0.355000	pop	1975	F Maj	132	-3.00	No	52	76	50	89	3	32	3	0
5	ABBA	Burning My Bridges	anger	-0.339935	pop	2013	C Maj	135	-7.00	No	34	92	40	43	4	31	9	0
6	ABBA	Cassandra	sadness	-0.097061	pop	1981	C Maj	160	-12.62	No	39	35	32	42	4	7	72	0
7	ABBA	Chiquitita	sadness	0.105384	pop	1979	A Maj	84	-8.11	No	74	55	50	37	4	31	73	0
8	ABBA	Crazy World	surprise	-0.205303	pop	1975	G# Maj	135	-9.07	No	39	60	50	55	3	29	38	0
9	ABBA	Crying Over You	anger	-0.068750	pop	2007	C# Maj	130	-6.94	No	56	72	51	50	7	28	20	0

Distribucion Dataset

Scatter plots para análisis de distribución de datos.

Confirmamos:

- Canciones con mas energy tienden a ser más ruidosas.
- La música muy acustica tiende a tener menor energía.
- No hay relacion clara entre danceability y speechiness.

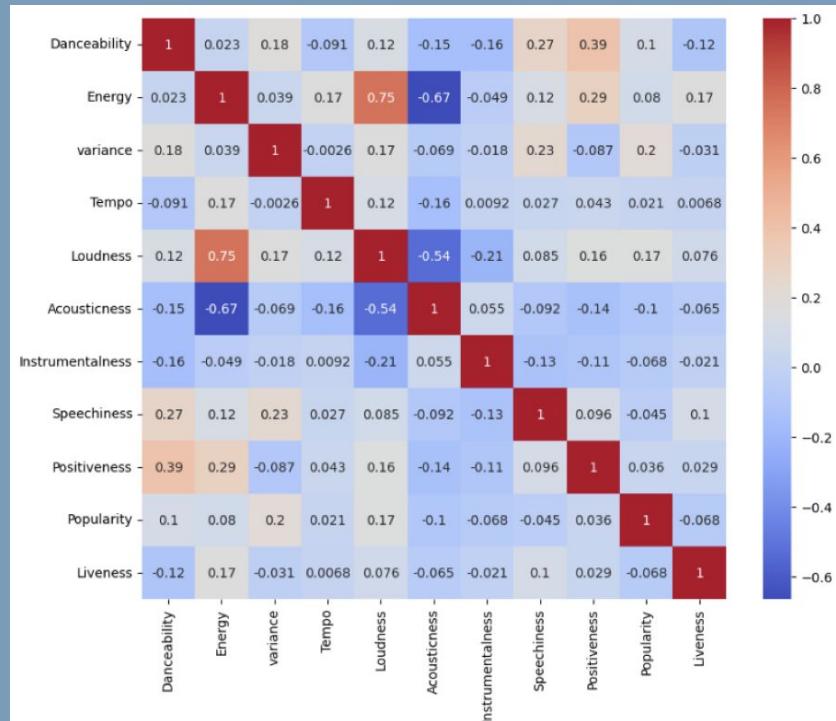


Cómo seleccionamos las features?

Exploración de todas las variables numéricas a través de una matriz de correlación.

Identificación de correlaciones fuertes (positivas o negativas)

- Energy y Loudness están positivamente correlacionadas.
- Acousticness y energy tienen relación negativa.



Features para el Modelo de ML

Feature	Qué significa	Rango	Ejemplo
🎵 Danceability	Qué tan bailable es la canción (0 = no bailable , 100 = muy bailable)	0 - 100	“Uptown Funk” de Bruno Mars → 90
⚡ Energy	Intensidad y actividad percibida (0 = calma , 100 = muy enérgica)	0 - 100	“Smells Like Teen Spirit” de Nirvana → 95
😊 Positiveness	Nivel de alegría de la canción (0 = triste , 100= feliz)	0 - 100	“Happy” de Pharrell Williams → 98
🔊 Loudness	Volumen promedio de la pista (dB).	~ -60 a 0 dB	“Bohemian Rhapsody” de Queen ≈ -6 dB

Minería de datos. Flujo de trabajo



Minería de datos. Flujo de trabajo

ENTRADA
DE DATOS

↓
PREPROCE
SAMIENTO

Dataset con canciones + artistas + 4 Features

```
# --- Prepare numeric features ---  
num_features = df[["Danceability", "Energy", "Positiveness", "Loudness"]].to_numpy(dtype=float)
```

Normalización con
StandardScaler y csr_matrix

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

x : dato original

μ : media

σ : desviación estándar

z : dato escalado

Datos originales					
Artist	Song	Loudness	Energy	Danceability	Positiveness
Dire Straits	Walk Of Life	-4,45	96	44	77
Queen	Love of My Life	-11,63	18	33	26
Guns N' Roses	Sweet Child O' Mine	-5,32	95	45	62
Ricky Martin	Livin la Vida Loca	-3,76	95	42	93
Madonna	La Isla Bonita	-4,37	82	72	96

```
# Scale numeric features  
scaler = StandardScaler()  
num_scaled = scaler.fit_transform(num_features)  
X = csr_matrix(num_scaled)
```

Todos los datos quedan escalados con una **media de 0** y una **desviación estándar de 1**. Ya están listos para ser procesados.

Datos transformados por StandardScaler					
Artist	Song	Loudness_scaled	Energy_scaled	Danceability_scaled	Positiveness_scaled
Dire Straits	Walk Of Life	0,5012	0,6256	-0,2442	0,2432
Queen	Love of My Life	-1,9705	-1,9701	-1,0835	-1,7570
Guns N' Roses	Sweet Child O' Mine	0,2017	0,5924	-0,1679	-0,3451
Ricky Martin	Livin la Vida Loca	0,7388	0,5924	-0,3968	0,8706
Madonna	La Isla Bonita	0,5288	0,1597	1,8923	0,9883

Minería de datos. Flujo de trabajo

MODELO KNN

```
# --- Fit NearestNeighbors ---
best_params = {"n_neighbors": 10, "metric": "cosine", "algorithm": "brute"}
knn = NearestNeighbors(**best_params)
knn.fit(X)
```

N_neighbours: 10. selección de 10 canciones

Metric: cosine. Cada canción es un vector en el espacio de las features (espacio 4D para nuestro modelo). La distancia coseno se formula como:

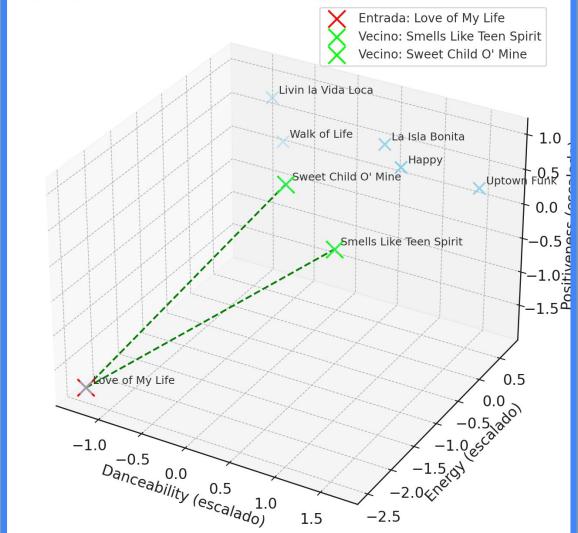
$$d_{cos}(\vec{A}, \vec{B}) = 1 - \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{\|\vec{A}\| * \|\vec{B}\|}$$

$\vec{A} = [\text{Danceability, Energy, Positiveness, Loudness}]$

Si $d=0$, los vectores son idénticos. Si $d=1$ los vectores son ortogonales (ninguna similitud).

Algorithm: “brute”. Realiza una búsqueda exhaustiva comparando la canción contra todas las demás.

Ejemplo KNN en 3D - Canción y vecinos más cercanos



Minería de datos. Flujo de trabajo

LÓGICA
DE
RECOMEN-
DACIÓN



SALIDA

```
# --- Helper: find similar songs ---
def recommend_by_track_name(track: str, top_k: int = 10, artist: str | None = None):
    idx = get_track_index(track, artist)
    q = build_feature_vector(idx)

    distances, indices = knn.kneighbors(q, n_neighbors=top_k + 1)
    recs = []
    for d, i in zip(distances[0], indices[0]):
        if i == idx: # skip the seed itself
            continue
        recs.append({
            "song": df.loc[i, "song"],
            "artist": df.loc[i, "artist"],
            "Danceability": df.loc[i, "Danceability"],
            "Energy": df.loc[i, "Energy"],
            "Positiveness": df.loc[i, "Positiveness"],
            "Loudness": df.loc[i, "Loudness"],
            "distance": float(d)
        })
        if len(recs) == top_k:
            break
    return recs
```

- Una vez que el modelo está entrenado, ya está listo para ser usado en recomendaciones de canciones.
- En la etapa de lógica de recomendación se crean las funciones que vayan a buscar al modelo knn ya entrenado. Luego se obtienen las 10 canciones recomendadas en la salida.

SALIDA

Resultados del Modelo (pruebas)

Para interpretar los resultados, analizamos las distancias y similaridad de las canciones recomendadas.

- Distancias muy pequeñas (cercaas a cero)
- No implica que las features sean iguales entre ellas: no son distinguibles numéricamente.
- Si aumentamos la cantidad de features, la distancia aumenta.

```
Real Nis | The Diplomats | dist=0.00008756 | sim=0.9999
Furniture | Maude Latour | dist=0.00013663 | sim=0.9999
Nameless World | Skip The Use | dist=0.00014858 | sim=0.9999
Back It Up | Monty | dist=0.00022625 | sim=0.9998
Get Down | Lil Wayne | dist=0.00022776 | sim=0.9998
Playas Gon Play | 3LW | dist=0.00031362 | sim=0.9997
Kick You Out | Loren Gray | dist=0.00033958 | sim=0.9997
Bang Bang | Jessie J, Ariana Grande & Nicki Minaj | dist=0.00034088 | sim=0.9997
So Much It Hurts | Niki & The Dove | dist=0.00034088 | sim=0.9997
```

```
Enter a track name: Dance
Ambiguous track title 'Dance'. Please specify artist. Options: ['ABBA', 'Indiana Bible College', 'James Taylor', 'Planetshakers', 'Roy Orbison', 'Gary Numan', 'Tim Baker', 'Speaker Knockerz', 'Rick Astley', 'Nasty C', 'Nas', 'Megan Thee Stallion', 'Maejor', 'Lotus Juice', 'DNCE', 'CLMD & Tungevaag', '1nonly']
Enter the artist to disambiguate: Rick astley

Recommendations for: Dance | Rick astley

- Real Nis | The Diplomats | Danceability=67 | Energy=74 | Positiveness=65 | Loudness=-5.0 | dist=0.000
- Furniture | Maude Latour | Danceability=72 | Energy=82 | Positiveness=78 | Loudness=-2.87 | dist=0.000
- Nameless World | Skip The Use | Danceability=70 | Energy=78 | Positiveness=71 | Loudness=-3.8 | dist=0.000
- Back It Up | Monty | Danceability=70 | Energy=78 | Positiveness=71 | Loudness=-3.97 | dist=0.000
- Get Down | Lil Wayne | Danceability=72 | Energy=82 | Positiveness=76 | Loudness=-3.04 | dist=0.000
- Get Down | Lil Wayne | Danceability=72 | Energy=82 | Positiveness=76 | Loudness=-3.04 | dist=0.000
- Playas Gon Play | 3LW | Danceability=66 | Energy=72 | Positiveness=62 | Loudness=-5.47 | dist=0.000
- Kick You Out | Loren Gray | Danceability=66 | Energy=73 | Positiveness=63 | Loudness=-5.18 | dist=0.000
- Bang Bang | Jessie J, Ariana Grande & Nicki Minaj | Danceability=71 | Energy=79 | Positiveness=75 | Loudness=-3.42 | dist=0.000
- So Much It Hurts | Niki & The Dove | Danceability=71 | Energy=79 | Positiveness=75 | Loudness=-3.42 | dist=0.000
```

Solucion (app)

Para visualizar el modelo generamos una web que presenta las opciones que podemos ingresar, y los resultados.

🎵 Recomendador de Discos

Canción de referencia

Recomendar Limpiar 🎵 Elige un artista y presiona Recomendar.

🎵 Canción original

We Will Rock You — Queen

Danceability: 69.00 Energy: 50.00 Positiveness: 48.00 Loudness: -7.32

Recomendaciones

- 1. Fuck Feelings** — Olivia O'Brien Similitud: 99.9%
D: 81.00 E: 35.00 P: 47.00 L: -6.57
- 2. Meagan Good** — Tierra Whack Similitud: 99.9%
D: 75.00 E: 41.00 P: 49.00 L: -6.99
- 3. Anxiety** — Julia Michaels Similitud: 99.9%
D: 80.00 E: 38.00 P: 50.00 L: -6.52
- 4. Sober** — Dylan Matthew Similitud: 99.8%
D: 75.00 E: 43.00 P: 50.00 L: -7.07
- 5. Never Wanna Know** — M Similitud: 99.8%
D: 76.00 E: 38.00 P: 48.00 L: -6.67
- 6. Lay You Down** — Usher Similitud: 99.7%
D: 65.00 E: 55.00 P: 48.00 L: -7.47
- 7. Good Love** — DJ Maphorisa Similitud: 99.7%

GRACIAS

TRABAJO PRÁCTICO - ML

Grupo 1

Recomendador de Canciones - **Parte 2**

Nahuel Moreno
Leonardo Teixido
Alejandro Cid
Juliana Macias



Idea

Para mejorar la calidad de las recomendaciones musicales seguimos un proceso de 3 etapas:

- Modelo inicial (4 features)
- Expansion a todas las features
- Mejora con redes neuronales (Autoencoder)

Modelo inicial (4 features)	Expansion a 11 features	Redes Neuronales (Autoencoder)
Obtuvimos recomendaciones básicas pero con clusters amplios y poco definidos.	Logramos mayor coherencia interna pero también más ruido y dificultad para separar grupos.	Reducimos dimensionalidad y trajimos representaciones más significativas, lo que permitió generar clusters más claros y recomendaciones más precisas y consistentes.

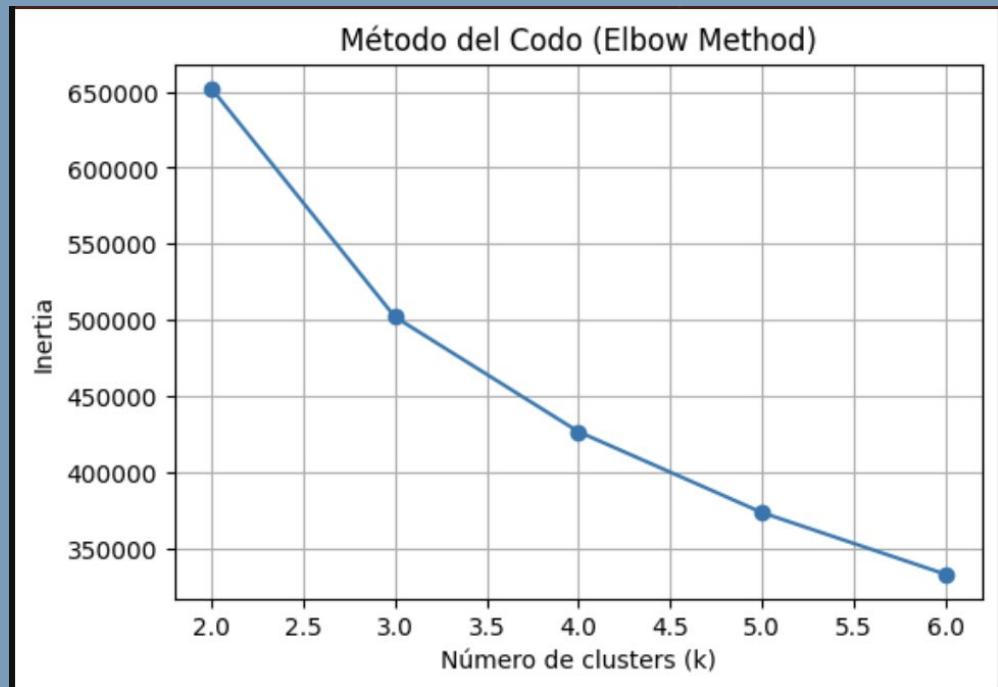
Modelo sin cambios (original)
4 features

Elbow Method

El método del codo mostró un descenso pronunciado de la inercia entre $k=2$, $k=3$ y $k=4$.

A partir de $k=5$ la disminución se vuelve marginal, indicando que el punto de flexión ocurre en $k=4$.

Por este motivo seleccionamos 4 clusters para la segmentación de canciones.



Perfil por Cluster

== Perfil promedio por cluster ==				
cluster	Danceability	Energy	Positiveness	Loudness
0	46.700328	29.727836	31.426524	-13.647730
1	44.145306	80.170248	37.698900	-5.720864
2	69.857527	54.939103	36.490016	-8.004325
3	69.406468	72.135440	73.734913	-6.824855

El análisis del perfil promedio de cada cluster muestra cuatro grupos bien diferenciados.

- Cluster 0 agrupa canciones de baja energía y volumen reducido, asociadas a estilos más acústicos o chill.
- Cluster 1 representa música de alta energía y volumen alto, típica de géneros intensos como rock o electrónica fuerte.
- Cluster 2 contiene canciones con alta bailabilidad y energía moderada, asociadas a estilos dance/pop rítmicos.
- Cluster 3 combina alta energía y alta positividad, característico de música up-tempo, alegre o pop mainstream.”

Naive Bayes

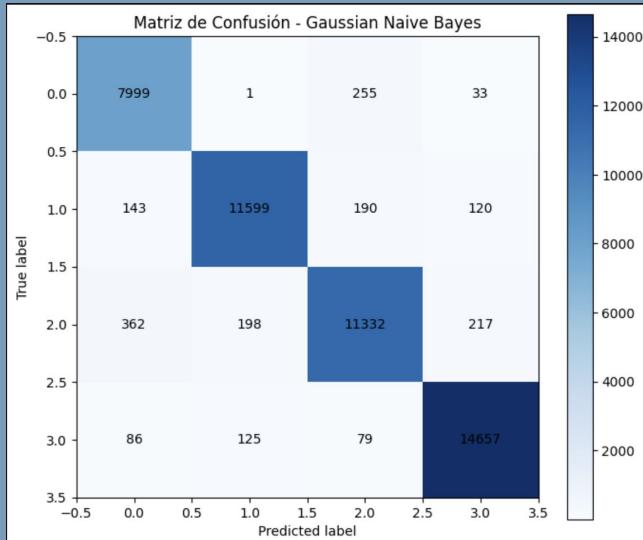
Accuracy: 0.962

El modelo Gaussian Naive Bayes alcanzó una precisión del 96%, con un desempeño parejo en todos los clusters (entre 94% y 98% de recall).

La matriz de confusión muestra que los clusters están bien separados, especialmente los extremos (Cluster 0 y Cluster 3).

La mayor parte de los errores se observan entre clusters de características intermedias (1 y 2), lo que es consistente con la cercanía entre sus perfiles musicales."

Reporte de clasificación:					
	precision	recall	f1-score	support	
0	0.93	0.97	0.95	8288	
1	0.97	0.96	0.97	12052	
2	0.96	0.94	0.95	12109	
3	0.98	0.98	0.98	14947	
accuracy			0.96	47396	
macro avg	0.96	0.96	0.96	47396	
weighted avg	0.96	0.96	0.96	47396	



Primeras pruebas

Las primeras pruebas con las 4 features nos daban canciones muy dispares pero que numéricamente se parecen mucho.

Decidimos incrementar las features usadas.

```
Enter a track name: yellow
Ambiguous track title 'yellow'. Please specify artist. Options: ['Coldplay', 'wifisfuneral', 'Warren Hue', 'Tyler, The Creator', 'Shane Eagle', 'Russ', 'Robin Schulz', 'Rich Brian', 'Pity Party Girls Club', 'Orange Stick, Avocuddle, Lofi Fruits Music', 'Myles Cameron', 'Lim Kim', 'Kevin Abstract', 'Emmit Fenn', 'Amin']
Enter the artist to disambiguate: coldplay

Recommendations for: yellow | coldplay

- YELLOW | Tyler, The Creator | Danceability=43 | Energy=66 | Positiveness=28 | Loudness=-7.23 | cluster=1 | dist=0.000
- Yellow | Coldplay | Danceability=43 | Energy=66 | Positiveness=28 | Loudness=-7.23 | cluster=1 | dist=0.000
- Wasp | Motionless in White | Danceability=44 | Energy=66 | Positiveness=30 | Loudness=-7.35 | cluster=1 | dist=0.000
- Revelation Mother Earth | Ozzy Osbourne | Danceability=31 | Energy=68 | Positiveness=13 | Loudness=-6.85 | cluster=1 | dist=0.000
- Revelation | Ozzy Osbourne | Danceability=31 | Energy=68 | Positiveness=13 | Loudness=-6.85 | cluster=1 | dist=0.000
- All That We Are | Blue October | Danceability=30 | Energy=68 | Positiveness=10 | Loudness=-6.35 | cluster=1 | dist=0.001
- How Great | Covenant Worship | Danceability=32 | Energy=67 | Positiveness=14 | Loudness=-6.44 | cluster=1 | dist=0.001
- Take Heart | Covenant Worship | Danceability=32 | Energy=67 | Positiveness=14 | Loudness=-6.44 | cluster=1 | dist=0.001
- Burn | Tina Arena | Danceability=45 | Energy=66 | Positiveness=31 | Loudness=-7.18 | cluster=1 | dist=0.001
- Tremble Live | Mosaic MSC | Danceability=33 | Energy=68 | Positiveness=16 | Loudness=-6.37 | cluster=1 | dist=0.001
```

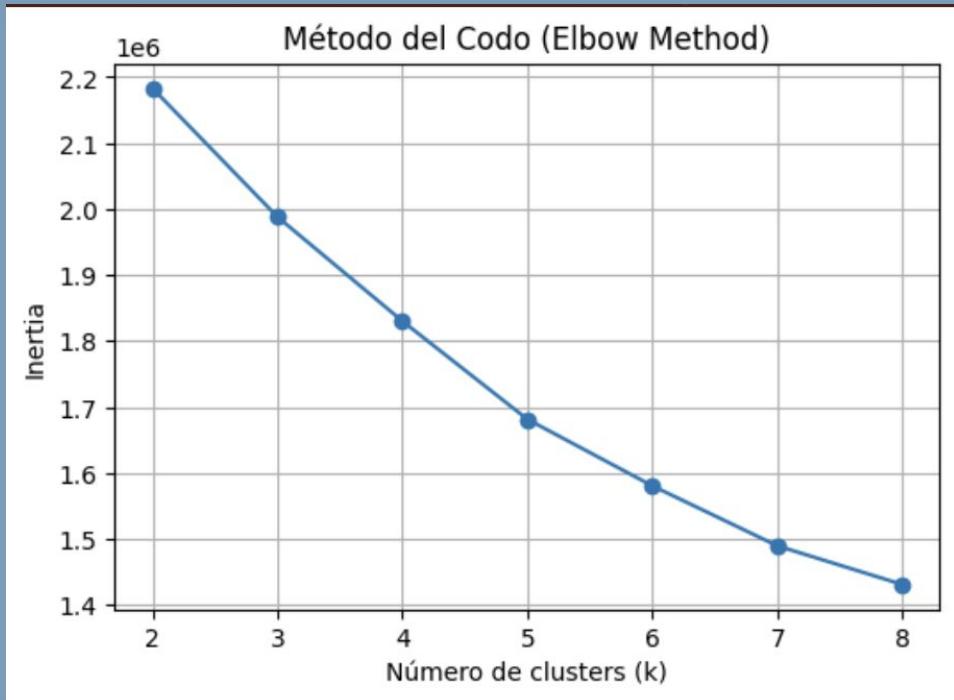
Modelo utilizando todas las features del dataset

Elbow Method

El método del codo mostró un descenso pronunciado de la inercia entre $k=2$, $k=3$ y $k=4$.

A partir de $k=6$ la disminución se vuelve marginal, indicando que el punto de flexión ocurre en $k=5$.

Seleccionamos $k=6$, ya que ofrece una segmentación más granular y coherente para estilos musicales diversos, sin incurrir en sobre segmentación.



Perfil por Cluster

El análisis del perfil promedio de cada cluster muestra cuatro grupos bien diferenciados → el patrón está en las features.

El análisis detallado de energy, acousticness, speechiness e instrumentalness permite asignar nombres significativos a cada cluster.

- Energy y danceability separan géneros bailables (clusters 0 y 3) de géneros suaves (cluster 2).
- Speechiness distingue rap/pop hablado (cluster 1)
- Instrumentalness define claramente música sin voz (cluster 4).
- Positiveness diferencia pop alegre (cluster 5) de pop neutral (cluster 0)."

== Perfil promedio por cluster ==											
cluster	Danceability	Energy	variance	Tempo	Loudness	Acousticness	Instrumentalness	Speechiness	Positiveness	Popularity	Liveness
0	60.647370	71.158975	0.828361	123.594449	-6.214153	12.846639	1.485450	7.518074	48.325597	46.547830	16.328754
1	53.558784	73.311833	0.659877	121.728271	-7.027674	20.005875	2.337825	14.450284	48.484705	36.369308	66.402261
2	50.176636	31.562393	0.607295	111.792334	-12.258155	68.588318	2.193475	5.301851	33.043169	36.261782	15.144414
3	71.930112	64.243113	0.822743	119.404225	-7.493082	21.405742	0.423640	32.400337	54.232255	37.238087	17.963705
4	49.943567	57.859800	0.665978	121.562645	-10.975991	31.298357	74.056433	6.335872	37.270862	35.135230	17.645932
5	56.260468	71.190326	0.081125	124.139077	-7.734334	16.116243	2.450046	6.136288	58.928736	34.324341	17.125302

Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
Pop Urbano / Rap Melódico / Trap Mainstream	Rock/Metal + Rap Intenso + Worship en vivo	Vocal Jazz	Rap / Hip Hop	Rock/Industrial Atmosférico & Electrónica Oscura	Rock/Pop Energético y Optimista
Alta energía, alta bailabilidad, producción moderna digital, voces al frente, bajo contenido acústico, y niveles moderados de speechiness que indican rap melódico y pop urbano.	Cluster de intensidad vocal + performance en vivo	Un grupo extremadamente consistente alrededor de música suave, acústica, emocional, basada en voz y arreglos tradicionales	Este cluster está formado por rap clásico, trap, hip-hop moderno, con ritmos rápidos, vocales dominantes y producción digital	El cluster es homogéneo en algo muy específico: música atmosférica, densa, oscura, más orientada a texturas que a melodías pop.	El factor común: música energética, melodiosa, positiva, orientada a "feel-good". Música optimista, alegre, brillante, divertida, tonalidad mayor, estribillos felices.
Cluster con alta energía y bailabilidad, producción moderna digital (acousticness baja), voces muy presentes y speechiness moderado típico del rap melódico/trap.	Patrón técnico del cluster: Alta energía, Alta presencia vocal (bajo instrumentalness).	Cluster de baja energía y mezcla suave, con alta acousticness (68%) y speechiness bajo, representando música acústica y vocal tradicional (folk, jazz, country clásico y baladas melancólicas).	Cluster con alta bailabilidad (72), energía elevada, speechiness muy alto (32%) y producción moderna digital, característico del rap, hip-hop y trap rítmico. Dominado por voces habladas y flows rápidos, no por elementos electrónicos	Cluster de música oscura, atmosférica y orientada a instrumentación (instrumentalness 74%) con energía media, poca voz y tono melancólico. Combina rock alternativo, industrial, post-rock y electrónica oscura	Cluster de música energética y positiva (positiveness 59, energy 71), con tempo rápido y producción poco acústica. Mezcla rock clásico, hard rock, punk melódico y pop feel-good, dominado por melodías vocales y estribillos optimistas.

Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
Pop Urbano / Rap Melódico / Trap Mainstream	Rock/Metal + Rap Intenso + Worship en vivo	Vocal Jazz	Rap / Hip Hop	Rock/Industrial Atmosférico & Electrónica Oscura	Rock/Pop Energético y Optimista
Genius English Translations, Juice WRLD, Chris Brown, Chief Keef, Wiz Khalifa, Taylor Swift, Lil Uzi Vert, Genius Romanizations, Kanye West, Drake, Lil Wayne, Green Day, Red Hot Chili Peppers, Justin Bieber, Gucci Mane, Future, Tory Lanez, \$UICIDEBOY\$, BONES, Young Thug, Mac Miller, Rick Ross, The Weeknd, Lana Del Rey, The Beatles, Kodak Black, David Bowie, Playboi Carti, YoungBoy Never Broke Again, Travis Scott	Tech N9ne, Indiana Bible College, Joni Mitchell, Insane Clown Posse, Hillsong, Dave Matthews Band, Kirk Franklin, Planetshakers, Eminem, Phish, Tyler, The Creator, Kanye West, Frank Zappa, Lil Wayne, Genius English Translations, Linkin Park, Chief Keef, Marilyn Manson, Grateful Dead, Gucci Mane, Eric Clapton, Fall Out Boy, Pearl Jam, Matt Redman, Rick Ross, The Game, Hillsong Worship, Scarlxd, Michael W. Smith, Neil Young	Frank Sinatra, Bob Dylan, Ella Fitzgerald, Dean Martin, Leonard Cohen, Billie Holiday, Kate Bush, Bing Crosby, Barbra Streisand, BONES, Nina Simone, Johnny Cash, Hank Williams, Elvis Presley, Perry Como, Gordon Lightfoot, John Prine, Lana Del Rey, John Denver, Nat King Cole, Andy Williams, James Taylor, Louis Armstrong, Loretta Lynn, Linda Ronstadt, Air Supply, Ray Charles, Kenny Rogers, Tom Waits, Dolly Parton	Lil Wayne, Gucci Mane, Genius English Translations, YoungBoy Never Broke Again, Nas, Eminem, JAY-Z, 2Pac, Tech N9ne, The Game, Kevin Gates, Young Thug, Lil Durk, King Gizzard & The Lizard Wizard, Drake, Chief Keef, Migos, Kodak Black, Fabolous, 50 Cent, Wale, Russ, Meek Mill, G Herbo, Kanye West, Tyga, Dave East, Moneybagg Yo, Phora, Chris Brown	Radiohead, BONES, Nine Inch Nails, Tool, Swans, The Smashing Pumpkins, The National, Genius English Translations, Pink Floyd, Overkill, Coldplay, Yo La Tengo, Joy Division, Interpol, Beach House, New Order, Opeth, Korn, Marilyn Manson, Deep Purple, Depeche Mode, Nick Drake, Deftones, King Diamond, Megadeth, Iggy Pop, Primus, Blur, Devo, Future	Ramones, Green Day, Kiss, Bon Jovi, Rush, Nazareth, Donna Summer, Status Quo, Red Hot Chili Peppers, Morrissey, Iron Maiden, Judas Priest, Metallica, Helloween, Kelly Clarkson, Kinks, Chaka Khan, Def Leppard, Black Sabbath, Alice Cooper, Aerosmith, Deep Purple, Iggy Pop, Robbie Williams, Modern Talking, Lynyrd Skynyrd, John Mellencamp, NOFX, Chris Rea, Rolling Stones

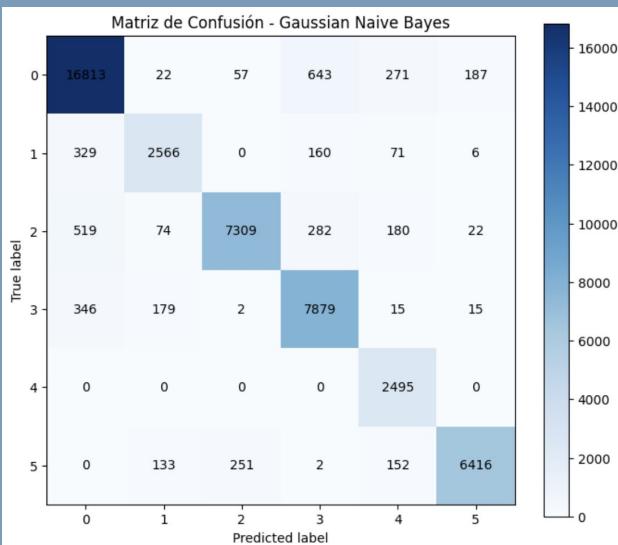
Naive Bayes

Accuracy: 0.917

El modelo Gaussian Naive Bayes logró predecir correctamente el cluster de una canción con una exactitud global del 91.7%.

Dados los supuestos fuertes del clasificador y la variabilidad de los datos musicales, el desempeño se considera muy bueno.

Reporte de clasificación:					
	precision	recall	f1-score	support	
0	0.93	0.93	0.93	17993	
1	0.86	0.82	0.84	3132	
2	0.96	0.87	0.91	8386	
3	0.88	0.93	0.91	8436	
4	0.78	1.00	0.88	2495	
5	0.97	0.92	0.94	6954	
accuracy				0.92	47396
macro avg	0.90	0.91	0.90	47396	
weighted avg	0.92	0.92	0.92	47396	



Primeras pruebas

Canciones mas
coherentes entre si
a nivel features.

Mas rapida la
recomendación y
con estilos
similares.

```
Enter a track name: wait and bleed
Recommendations for: wait and bleed

- The Devil in I | Slipknot | Danceability=40 | Energy=94 | Positiveness=24 | Loudness=-2.87 | cluster=0 | dist=0.023
- Do Nothing / Bitchslap | Slipknot | Danceability=40 | Energy=94 | Positiveness=24 | Loudness=-2.87 | cluster=0 | dist=0.023
- Still Counting | Volbeat | Danceability=31 | Energy=92 | Positiveness=32 | Loudness=-3.13 | cluster=0 | dist=0.024
- Santa Monica | Everclear | Danceability=49 | Energy=94 | Positiveness=39 | Loudness=-5.33 | cluster=0 | dist=0.025
- Helter Skelter | Mtley Cre | Danceability=40 | Energy=90 | Positiveness=40 | Loudness=-5.39 | cluster=0 | dist=0.027
- Tear Drop | Ugly God | Danceability=50 | Energy=92 | Positiveness=40 | Loudness=-3.32 | cluster=0 | dist=0.028
- Teardrops | Bring Me The Horizon | Danceability=50 | Energy=92 | Positiveness=40 | Loudness=-3.32 | cluster=0 | dist=0.028
- Engine No. 9 | Deftones | Danceability=36 | Energy=98 | Positiveness=38 | Loudness=-5.13 | cluster=0 | dist=0.030
- The Hero | Jonathan Young | Danceability=39 | Energy=96 | Positiveness=30 | Loudness=-4.75 | cluster=0 | dist=0.030
- Sasageyo | Jonathan Young | Danceability=39 | Energy=96 | Positiveness=30 | Loudness=-4.75 | cluster=0 | dist=0.030
```

```
Enter a track name: Imagine
Ambiguous track title 'Imagine'. Please specify artist. Options: ['Bon Jovi', 'Diana Ross', 'Glee', "Guns N' Roses", 'Train', 'Avril Lavigne', 'The Beatles', 'Madonna', 'Our Lady Peace', 'W.L.A.K.', 'Toni Romiti', 'Snoop Dogg', 'SHRK, Shiloh Dynasty', 'Pentatonix', 'Nas', 'Lupe Fiasco', 'Kendrick Lamar', 'John Lennon', 'Glee Cast', 'Emeli Sand', 'Doja Cat', 'Digga D', 'Dave East', 'A Perfect Circle']

Enter the artist to disambiguate: The beatles

Recommendations for: Imagine | The beatles

- Monument | Depeche Mode | Danceability=84 | Energy=46 | Positiveness=59 | Loudness=-12.89 | cluster=4 | dist=0.049
- Drunk Tank | Quincy Punx | Danceability=76 | Energy=46 | Positiveness=80 | Loudness=-6.83 | cluster=4 | dist=0.064
- Miss Sarajevo | George Michael | Danceability=72 | Energy=58 | Positiveness=38 | Loudness=-11.09 | cluster=4 | dist=0.074
- These City Streets | Freestyle | Danceability=84 | Energy=28 | Positiveness=79 | Loudness=-8.21 | cluster=4 | dist=0.074
- Wild Child | Enya | Danceability=60 | Energy=37 | Positiveness=55 | Loudness=-10.48 | cluster=4 | dist=0.076
- Sola Sistim | Underworld | Danceability=64 | Energy=48 | Positiveness=67 | Loudness=-10.0 | cluster=4 | dist=0.076
- Let The Wind Blow | Beach Boys | Danceability=61 | Energy=37 | Positiveness=46 | Loudness=-9.85 | cluster=4 | dist=0.083
- Choo Choo Moma | Ten Years After | Danceability=87 | Energy=27 | Positiveness=74 | Loudness=-9.61 | cluster=4 | dist=0.083
- Bedtime Story | Madonna | Danceability=71 | Energy=61 | Positiveness=53 | Loudness=-12.74 | cluster=4 | dist=0.086
- My Favorite Things | Carpenters | Danceability=67 | Energy=44 | Positiveness=50 | Loudness=-9.76 | cluster=4 | dist=0.089
```

Producto Final - Híbrido

🎵 Recomendador Híbrido (KNN + K-Means)

Sistema de recomendación basado en Clustering y Vecinos Cercanos

Canción de referencia

Ej: Dance

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

 Buscar Recomendaciones

Limpiar

Producto Final - Resultados

Recomendador Híbrido (KNN + K-Means)

Sistema de recomendación basado en Clustering y Vecinos Cercanos

Canción de referencia: The girl is mine

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

[Buscar Recomendaciones](#) [Limpiar](#)

The Girl Is Mine

Micheal Jackson

Danceability: 49.00 • Energy: 53.00 • Positiveness: 71.00 • Loudness: -10.00

Recomendaciones (Top 10)

1. Thank You — Dido	SIMILITUD: 98.1%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
2. Your Smiling Face — James Taylor	SIMILITUD: 97.4%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
3. I Knew I Loved You — Savage Garden	SIMILITUD: 96.8%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
4. The Great Wide Open — Tom Petty	SIMILITUD: 96.1%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
5. Bugbear — chloe moriondo	SIMILITUD: 96.0%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
6. Dissolve — Absoluta	SIMILITUD: 95.9%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
7. Yeh Yeh — Georgie Fame	SIMILITUD: 95.5%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
8. Wake Me Up Before You Go-Go — Wham!	SIMILITUD: 95.2%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
9. Dont Bite the Dick — David Allan Coe	SIMILITUD: 95.2%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
10. Into the Mystic — Van Morrison	SIMILITUD: 94.9%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM

Recomendador Híbrido (KNN + K-Means)

Sistema de recomendación basado en Clustering y Vecinos Cercanos

Canción de referencia: Stan

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

[Buscar Recomendaciones](#) [Limpiar](#)

Stan

Eminem

Danceability: 78.00 • Energy: 77.00 • Positiveness: 51.00 • Loudness: -4.00

Recomendaciones (Top 10)

1. 1997 Rap Olympics — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
2. 1998 Wake Up Show Freestyle — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
3. Tylenol Island — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
4. Monkey See Monkey Do — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
5. Tonite — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
6. TRUE LOVE SP Version — Kanye West	SIMILITUD: 97.2%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
7. TRUE LOVE — Kanye West	SIMILITUD: 97.1%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
8. Love the Way You Lie — Eminem	SIMILITUD: 95.6%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
9. Love The Way You Lie iTunes Session — Skylar Grey	SIMILITUD: 95.5%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
10. Just Rhymin' with Proof — Eminem	SIMILITUD: 95.5%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO

Recomendador Híbrido (KNN + K-Means)

Sistema de recomendación basado en Clustering y Vecinos Cercanos

Canción de referencia: Talula

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

[Buscar Recomendaciones](#) [Limpiar](#)

Talula

Iron Atmos

Danceability: 33.00 • Energy: 56.00 • Positiveness: 50.00 • Loudness: -9.40

Recomendaciones (Top 10)

1. Long and Wasted Years — Bob Dylan	SIMILITUD: 99.3%	VOCAL JAZZ
2. When the Curious Girl Realizes She is Under Glass — Bright Eyes	SIMILITUD: 94.2%	VOCAL JAZZ
3. Krystalline — Alkaline Trio	SIMILITUD: 97.1%	VOCAL JAZZ
4. 22nd Century — Nina Simone	SIMILITUD: 97.0%	VOCAL JAZZ
5. Praise Him — New Jersey Mass Choir	SIMILITUD: 96.7%	VOCAL JAZZ
6. Seteng sediba — Soweto Gospel Choir	SIMILITUD: 95.8%	VOCAL JAZZ
7. My Backwards Walk — Frightened Rabbit	SIMILITUD: 95.7%	VOCAL JAZZ
8. Lead Us Back — Sojourner Music	SIMILITUD: 95.1%	VOCAL JAZZ
9. Soldiers Song — Sean Rowe	SIMILITUD: 94.7%	VOCAL JAZZ
10. Cool Blue — The Japanese House	SIMILITUD: 94.6%	VOCAL JAZZ

Producto Final - Resultados

🎵 Recomendador Híbrido (KNN + K-Means)

Sistema de recomendación basado en Clustering y Vecinos Cercanos

Canción de referencia Pardon Me

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.



Recomendaciones (Top 10)

1. Flex Up — Lil Yachty, Future & Playboi Carti	SIMILITUD: 100.0%	RAP / HIP HOP
2. Pardon Me — Rich Forever Music	SIMILITUD: 100.0%	RAP / HIP HOP
3. Best You Ever Had — Megan Thee Stallion	SIMILITUD: 97.8%	RAP / HIP HOP
4. Stallion Houston Cypher Verse — Megan Thee Stallion	SIMILITUD: 97.8%	RAP / HIP HOP
5. Programs — Mac Miller	SIMILITUD: 97.4%	RAP / HIP HOP
6. In Too Deep — Big TC	SIMILITUD: 97.3%	RAP / HIP HOP
7. Back 2 Basics — Tyga	SIMILITUD: 97.3%	RAP / HIP HOP
8. MONEY BAGS FREESTYLE DEAN BLUNT MEDITATION — A\$AP Rocky	SIMILITUD: 97.0%	RAP / HIP HOP
9. Ocean Spray — Moneybagg Yo	SIMILITUD: 97.0%	RAP / HIP HOP
10. Bubbly — Young Thug	SIMILITUD: 97.0%	RAP / HIP HOP

🎵 Recomendador Híbrido (KNN + K-Means)

Sistema de recomendación basado en Clustering y Vecinos Cercanos

Canción de referencia Hey man nice shot

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.



Recomendaciones (Top 10)

1. Steady — Vacations	SIMILITUD: 97.0%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
2. Wake Up — Black Milk & Danny Brown	SIMILITUD: 96.5%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
3. Zap — Black Milk & Danny Brown	SIMILITUD: 96.5%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
4. Black Brown — Black Milk & Danny Brown	SIMILITUD: 96.4%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
5. Black Milk — Massive Attack	SIMILITUD: 96.4%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
6. LOL — Black Milk & Danny Brown	SIMILITUD: 96.4%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
7. Fear of a Blank Planet — Porcupine Tree	SIMILITUD: 96.2%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
8. Black Out Days Future Islands Remix — Phantogram	SIMILITUD: 95.6%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
9. Do Ya Like x Resonance HOME x Childish Gambino — King Aphro	SIMILITUD: 95.6%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA
10. NCT 2020 - RESONANCE Romanized — Genius Romanizations	SIMILITUD: 95.6%	ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

🎵 Recomendador Híbrido (KNN + K-Means)

Sistema de recomendación basado en Clustering y Vecinos Cercanos

Canción de referencia Jump

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.



Recomendaciones (Top 10)

1. A Hard Day's Night — The Beatles	SIMILITUD: 98.0%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
2. Cathedral Spires — Judas Priest	SIMILITUD: 97.4%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
3. Bullethead — Van Halen	SIMILITUD: 97.4%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
4. Cyberface — Judas Priest	SIMILITUD: 97.2%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
5. Got to Be Bad — Keith Urban	SIMILITUD: 96.9%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
6. When Time Stood Still — Electric Light Orchestra	SIMILITUD: 96.8%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
7. London Calling — Clash	SIMILITUD: 96.8%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
8. No Excuses — Alice in Chains	SIMILITUD: 96.8%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
9. Brain Dead — Judas Priest	SIMILITUD: 96.6%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA
10. Have You Ever Seen The Rain — Rod Stewart	SIMILITUD: 96.6%	ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

Modelo de Recomendador con Redes Neuronales

Recomendador

Su función es procesar el dataset de canciones, entrenar una Red Neuronal (Autoencoder) para entender la "esencia" de cada canción y generar los archivos necesarios para que la API funcione.

7 pasos:

- Carga y preparación de datos
- Pre-procesamiento (scaling) - StandardScaler
- Clustering (etiquetado) - KMeans
- Red Neuronal (Autoencoder)
- Generacion de Embeddings
- Guardado de Artefactos (joblib) - integracion FastAPI.

Red Neuronal

- **Entrada (11 Neuronas):** Recibe las características de la canción (Energy, Danceability, etc.).
- **Encoder (Compresión):** Reduce la información a un "Espacio Latente" de 6 dimensiones.
- **Botella de Cuello (Embeddings):** Es la capa central. Aquí es donde la red aprende la "esencia" comprimida de la canción.
- **Decoder (Reconstrucción):** Intenta recrear los datos originales a partir de la versión comprimida.
- **Entrenamiento:** La red se entrena intentando que la *Salida* sea igual a la *Entrada*, minimizando el error (MSE).

```
# =====
# 4. RED NEURONAL (AUTOENCODER)
# =====
print("\n--- 4) Entrenando Autoencoder ---")

input_dim = X_dense.shape[1] # Cantidad de features (11 en este caso)
latent_dim = 6               # Dimensión del espacio latente (Embeddings)

# --- Arquitectura del Modelo ---
inputs = Input(shape=(input_dim,))
encoded = Dense(12, activation="relu")(inputs)           # Capa de compresión 1
latent = Dense(latent_dim, activation="relu", name="latent_space")(encoded) # Botella de cuello
decoded = Dense(12, activation="relu")(latent)           # Capa de descompresión 1
outputs = Dense(input_dim, activation="linear")(decoded) # Reconstrucción

autoencoder = Model(inputs, outputs)
encoder = Model(inputs, latent) # Modelo solo para extraer embeddings

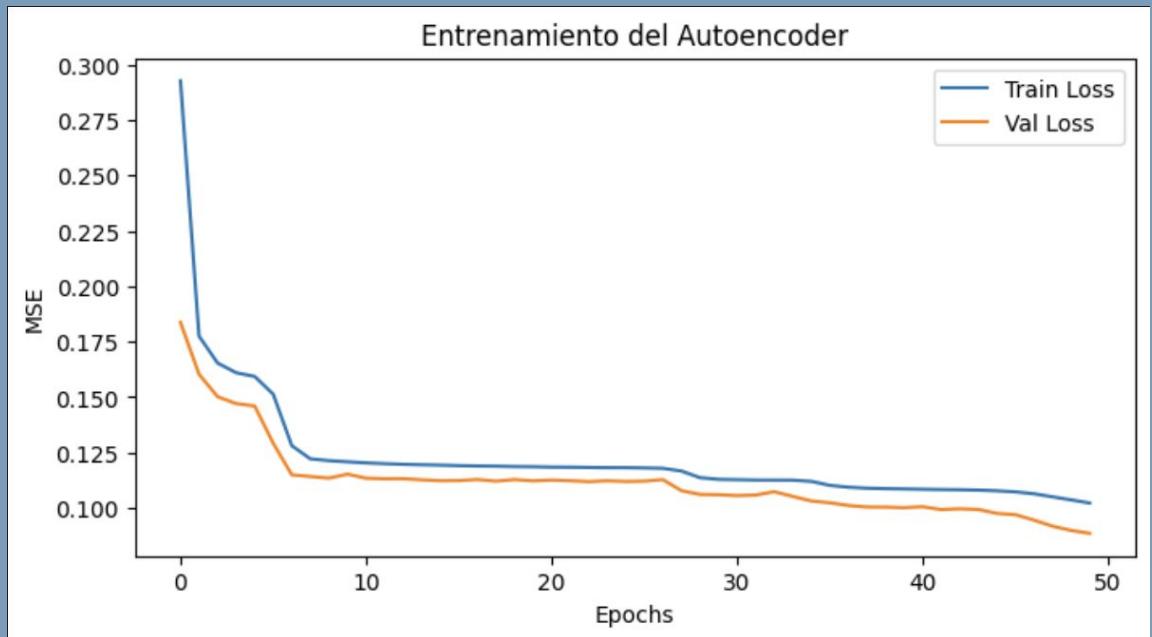
autoencoder.compile(optimizer=Adam(1e-3), loss="mse")

# --- Callbacks ---
early_stop = EarlyStopping(
    monitor="val_loss",
    patience=5,
    restore_best_weights=True
)

# --- Entrenamiento ---
history = autoencoder.fit(
    X_dense, X_dense, # Autoencoder: entrada = salida
    epochs=50,
    batch_size=64,
    validation_split=0.1,
    callbacks=[early_stop],
    verbose=1
)
```

Entrenamiento

- No hay señales de overfitting
- El modelo generaliza bien
- El entrenamiento se estabiliza alrededor de los 15-20 epochs.
- Reduce ruido y variabilidad en los datos originales.



Primeras Pruebas

- No hay señales de overfitting
- El modelo generaliza bien
- El entrenamiento se estabiliza alrededor de los 15-20 epochs.
- Reduce ruido y variabilidad en los datos originales.

Ingresá una canción para probar el modelo neuronal: Believe

Recomendaciones para: Believe – Elton John
Cluster base: Rock/Pop Energético y Optimista

- * Safe (Westlife)
Cluster: Rock/Pop Energético y Optimista | Distancia: 0.1858
- * It's A Good Life If You Don't Weaken (Tragically Hip)
Cluster: Rock/Pop Energético y Optimista | Distancia: 0.1965
- * Don't Throw It All Away (Bee Gees)
Cluster: Rock/Pop Energético y Optimista | Distancia: 0.1997
- * Older (George Michael)
Cluster: Rock/Pop Energético y Optimista | Distancia: 0.2122
- * I Will Follow You (Modern Talking)
Cluster: Rock/Pop Energético y Optimista | Distancia: 0.2195

Producto Final - Redes Neuronales

Recomendador Neural (Autoencoder)

Sistema de recomendación basado en Embeddings de Deep Learning

Canción de referencia

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

 **Buscar Recomendaciones** **Limpiar**

 **Little Earthquakes** CLUSTER 5

Tori Amos

Danceability: **45.00** • Energy: **42.00** • Positiveness: **32.00** • Loudness: **-11.63**

Producto Final - Redes Neuronales

Recomendador de Música con Red Neuronal (Autoencoder)

Sistema de recomendación basado en Embeddings de Deep Learning

Canción de referencia: the girl is mine

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

Buscar Recomendaciones **Limpiar**

The Girl Is Mine POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
Michael Jackson
Danceability: 08.00 • Energy: 51.00 • Positiveness: 71.00 • Loudness: -10.00

Recomendaciones (Top 10)

1. Look Up Child — Lauren Daigle	SIMILITUD: 83.2%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 71.00 E: 56.00 P: 60.00 L: -5.00		
2. Crooked Teeth — Zach Bryan	SIMILITUD: 83.0%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 71.00 E: 46.00 P: 50.00 L: -10.00		
3. Happy — Adanti	SIMILITUD: 82.8%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 71.00 E: 52.00 P: 50.00 L: -10.00		
4. I Knew I Loved You — Savage Garden	SIMILITUD: 82.5%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 64.00 E: 56.00 P: 74.00 L: -9.00		
5. Body Like a Rock Road — Sam Hunt	SIMILITUD: 82.3%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 74.00 E: 46.00 P: 55.00 L: -7.00		
6. D.O. - Rose English Translation — Genius English Translations	SIMILITUD: 82.3%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 48.00 E: 36.00 P: 37.00 L: -5.00		
7. Burning Heart — Survivor	SIMILITUD: 81.5%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 64.00 E: 52.00 P: 55.00 L: -9.00		
8. The Name of the Game — ABBA	SIMILITUD: 80.5%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 64.00 E: 56.00 P: 52.00 L: -8.72		
9. Hold On — Wilson Phillips	SIMILITUD: 80.5%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 64.00 E: 66.00 P: 55.00 L: -9.00		
10. Baby Powder — Jenevieve	SIMILITUD: 80.1%	POP URBANO / RAP MELÓDICO / TRAP MAINSTREAM
D: 64.00 E: 56.00 P: 51.00 L: -7.00		

Recomendador de Música con Red Neuronal (Autoencoder)

Sistema de recomendación basado en Embeddings de Deep Learning

Canción de referencia: STAN

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

Buscar Recomendaciones **Limpiar**

Stan Eminem
ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
Danceability: 78.00 • Energy: 77.00 • Positiveness: 51.00 • Loudness: -4.53

Recomendaciones (Top 10)

1. 1997 Rap Olympics — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 77.00 P: 51.00 L: -4.53		
2. Tonite — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 77.00 P: 51.00 L: -4.53		
3. Monkey See Monkey Do — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 77.00 P: 51.00 L: -4.53		
4. 1998 Wake Up Show Freestyle — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 77.00 P: 51.00 L: -4.53		
5. Tylenol Island — Eminem	SIMILITUD: 100.0%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 77.00 P: 51.00 L: -4.53		
6. Just Rhymin with Proof — Eminem	SIMILITUD: 74.6%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 76.00 P: 51.00 L: -4.53		
7. Love The Way You Lie — Ariana Grande	SIMILITUD: 74.6%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 76.00 P: 51.00 L: -4.53		
8. Love The Way You Dance — Rita Ora	SIMILITUD: 74.6%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 76.00 P: 51.00 L: -4.53		
9. Love the Way You Lie Pt. III Original Demo — Skylar Grey	SIMILITUD: 74.6%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 76.00 P: 51.00 L: -4.53		
10. Love The Way You Lie iTunes Session — Skylar Grey	SIMILITUD: 74.6%	ROCK/METAL + RAP INTENSO + WORSHIP EN VIVO
D: 71.00 E: 76.00 P: 51.00 L: -4.53		

Recomendador de Música con Red Neuronal (Autoencoder)

Sistema de recomendación basado en Embeddings de Deep Learning

Canción de referencia: ta86

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

Buscar Recomendaciones **Limpiar**

Talula Tori Amos
VOCAL JAZZ
Danceability: 33.00 • Energy: 56.00 • Positiveness: 50.00 • Loudness: -9.40

Recomendaciones (Top 10)

1. 22nd Century — Nina Simone	SIMILITUD: 85.9%	VOCAL JAZZ
D: 32.00 E: 52.00 P: 52.00 L: -16.00		
2. Long and Wasted Years — Bob Dylan	SIMILITUD: 85.1%	VOCAL JAZZ
D: 34.00 E: 48.00 P: 48.00 L: -18.00		
3. Nothing Is Ever Anyones Fault — Crazy Ex-Girlfriend Cast	SIMILITUD: 79.7%	VOCAL JAZZ
D: 32.00 E: 42.00 P: 52.00 L: -14.00		
4. Shine — BJ the Chicago Kid	SIMILITUD: 78.5%	VOCAL JAZZ
D: 46.00 E: 46.00 P: 52.00 L: -16.00		
5. From This Valley — The Civil Wars	SIMILITUD: 78.4%	VOCAL JAZZ
D: 38.00 E: 38.00 P: 48.00 L: -17.00		
6. Bless His Holy Name — Andra Day	SIMILITUD: 76.0%	VOCAL JAZZ
D: 32.00 E: 49.00 P: 52.00 L: -18.00		
7. Lead Us Back — Sojourner Music	SIMILITUD: 75.8%	VOCAL JAZZ
D: 32.00 E: 38.00 P: 52.00 L: -16.00		
8. My Backwards Walk — Frightened Rabbit	SIMILITUD: 75.5%	VOCAL JAZZ
D: 30.00 E: 38.00 P: 48.00 L: -17.00		
9. Take Back Your Mink — Frank Loesser	SIMILITUD: 74.7%	VOCAL JAZZ
D: 38.00 E: 38.00 P: 48.00 L: -16.00		
10. Im Better — Annika Rose	SIMILITUD: 74.5%	VOCAL JAZZ
D: 38.00 E: 37.00 P: 52.00 L: -17.00		

Producto Final - Redes Neuronales

Recomendador de Música con Red Neuronal (Autoencoder)

Sistema de recomendación basado en Embeddings de Deep Learning

Canción de referencia: pardon me

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

[Buscar Recomendaciones](#)

[Limpiar](#)



Pardon Me

Lil Yachty

Danceability: 89.00 • Energy: 60.00 • Positiveness: 48.00 • Loudness: -6.66

RAP / HIP HOP

Recomendaciones (Top 10)

1. Pardon Me — Rich Forever Music

SIMILITUD: 100.0%

RAP / HIP HOP

2. Flex Up — Lil Yachty, Future & Playboi Carti

SIMILITUD: 100.0%

RAP / HIP HOP

3. In Too Deep — Big TC

SIMILITUD: 85.8%

RAP / HIP HOP

4. Back 2 Basics — Tyga

SIMILITUD: 85.8%

RAP / HIP HOP

5. 4 Da Gang — 42 Dugg & Roddy Ricch

SIMILITUD: 84.4%

RAP / HIP HOP

6. Bounce Back — 42 Dugg & Yo Gotti

SIMILITUD: 83.8%

RAP / HIP HOP

7. 2 A.M. — King Von

SIMILITUD: 82.5%

RAP / HIP HOP

8. Faneto Remix — Chief Keef

SIMILITUD: 81.5%

RAP / HIP HOP

9. Faneto — Chief Keef

SIMILITUD: 81.5%

RAP / HIP HOP

10. Ocean Spray — Moneybag Yo

SIMILITUD: 81.4%

RAP / HIP HOP

Recomendador de Música con Red Neuronal (Autoencoder)

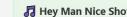
Sistema de recomendación basado en Embeddings de Deep Learning

Canción de referencia: hey man nice shot

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

[Buscar Recomendaciones](#)

[Limpiar](#)



Hey Man Nice Shot

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

Filter

Danceability: 43.00 • Energy: 59.00 • Positiveness: 30.00 • Loudness: -10.77

Recomendaciones (Top 10)

1. Eulogy — Tool

SIMILITUD: 74.9%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

2. Nangs — Tame Impala

SIMILITUD: 69.8%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

3. GHOSTEMANE — Ghostemane

SIMILITUD: 69.4%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

4. Supersoaker — Earthaer

SIMILITUD: 68.1%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

5. Come to Daddy Pappy Mix — Aphex Twin

SIMILITUD: 67.3%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

6. Some Kinda Hate — Misfits

SIMILITUD: 67.3%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

7. Comatose — Low Hum

SIMILITUD: 67.2%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

8. Lazarus — Porcupine Tree

SIMILITUD: 66.4%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

9. Graceless — The National

SIMILITUD: 66.2%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

10. Tin Man — Future Islands

SIMILITUD: 64.3%

ROCK/INDUSTRIAL ATMOSFÉRICO & ELECTRÓNICA OSCURA

Recomendador de Música con Red Neuronal (Autoencoder)

Sistema de recomendación basado en Embeddings de Deep Learning

Canción de referencia: jump

Filtro de Cluster Si está activo, solo recomienda canciones del mismo "tipo" o grupo musical.

[Buscar Recomendaciones](#)

[Limpiar](#)



Jump

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

Van Halen

Danceability: 57.00 • Energy: 84.00 • Positiveness: 80.00 • Loudness: -6.22

Recomendaciones (Top 10)

1. Given Up — Linkin Park

SIMILITUD: 66.1%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

2. Sunday Bloody Sunday — U2

SIMILITUD: 65.6%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

3. The Memory Remains — Metallica

SIMILITUD: 58.4%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

4. Cold As Ice — Foreigner

SIMILITUD: 57.6%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

5. Lip Lock Rock — Alice in Chains

SIMILITUD: 57.5%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

6. Freestyle 2 — Freestyle

SIMILITUD: 57.1%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

7. We Care A Lot — Faith No More

SIMILITUD: 55.8%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

8. My Generation — Who

SIMILITUD: 53.4%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

9. So Hot — Kid Rock

SIMILITUD: 53.4%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

10. The Law Maker — Black Sabbath

SIMILITUD: 53.1%

ROCK/POP ENERGÉTICO Y OPTIMISTA

Conclusion

Los resultados muestran que integrar todas las features con autoencoder nos da representaciones más limpias y estables de las canciones. Esto mejora notablemente el desempeño del clustering y del recomendador KNN.

- Recomendaciones más coherentes y personalizadas
- Mayor capacidad para captar matices musicales y diferentes estilos

Modelo de negocio

1. Modelo B2B: API para Plataformas Existentes
2. Modelo B2C ("business to consumer")
3. Modelo B2B2C para Marcas y Artistas



Modelo B2B

API para Plataformas Existentes



Concepto:

Desarrollando una API que otras plataformas pueden integrar.

Pago por uso:

Cargo por cada consulta a la API

Licencia mensual/anual: Según el volumen de usuarios de la plataforma cliente



Ventajas:

Alto potencial de ingresos con pocos clientes

No competimos directamente con aplicaciones



Modelo B2C

Concepto:

App gratuita con recomendaciones limitadas.

Versión premium con recomendaciones ilimitadas.



Pago por uso:

Suscripción premium.

Comisiones por ventas: (Enlaces de afiliado a empresas)

Ticketing: Comisión por venta de entradas a conciertos de artistas recomendados

Merchandising: Venta de productos de artistas descubiertos en la plataforma

Ventajas:

Múltiples flujos de ingresos.

Se crea un ecosistema alrededor del descubrimiento musical.

Los usuarios pagan por valor tangible.





Modelo B2B2C para Marcas y Artistas

Servicios de recomendación personalizada para marcas

Concepto:

Sellos discográficos usan tus datos para lanzamientos estratégicos
Agencias de marketing crean campañas basadas en datos recopilados

Monetización:

Consultoría musical: Análisis de tendencias para sellos discográficos
Datos de mercado: Venta de datos sobre tendencias musicales

Ventajas:

Margen muy alto en servicios de consultoría
Posicionamiento como autoridad en el sector
Menor dependencia del usuario final

Plan de expansión

Plataforma de Descubrimiento Musical Integral



1. Funcionalidades Sociales y Comunitarias
2. Contenido Exclusivo
3. Tecnología Avanzada



1. Funcionalidades Sociales y Comunitarias

- * Perfiles de usuarios con historiales de descubrimiento
- * Integración con redes sociales
- * Licenciamiento de playlists para negocios



2. Contenido Exclusivo

- * Podcasts y entrevistas
- * Sesiones acústicas



3. Tecnología Avanzada

- * Recomendación por estados de ánimo
- * Integrar un identificador de audio y luego recomendar música similar
- * Asistente vocal para búsquedas por descripción

Documentos y Código

<https://github.com/lateixido/Trabajo-Practico-Grupo-1---ML---25-Nov-2025---2da-Parte>