



## Spotify 인기 요소의 상관 관계 분석

스트리밍에 영향을 미치는 요인 파악을 통한 음악 시장 전략

-03기 제인팀 2조 -

김가람, 박현서, 백승훈



Home



My Library



Artist



Album



Playlist



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



# Contents

## Outline

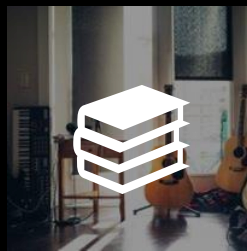
- |   |                      |   |
|---|----------------------|---|
| 1 | 주제 선정 및 세부 주제        | 4 |
| 2 | 활용 기술 및 파이썬 라이브러리 요약 | 5 |

## Data & Analyze



Data columns

데이터 컬럼 설명



Data cleaning

데이터 전처리



Music element

인기 음악 요소 분석



Monthly & Daily

월별 & 요일 별 분석



Genre & Artists

장르별& 아티스트별

## Conclusion

- |   |            |     |
|---|------------|-----|
| 7 | 결론 및 향후 방향 | END |
|---|------------|-----|



Home



My Library



Subject



Album



Playlist



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

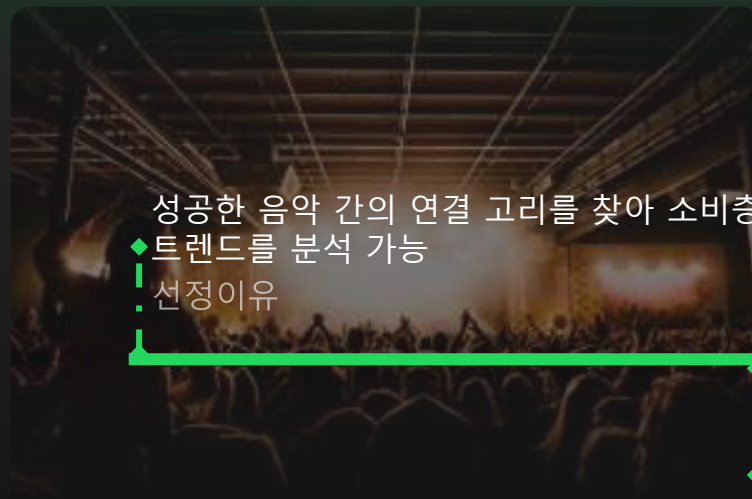
[Cookies](#)



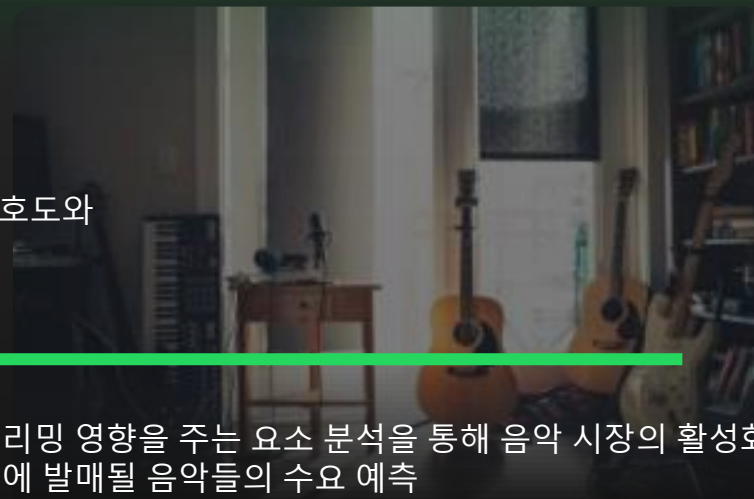
Subject

# Spotify 인기 요소의 상관관계 분석

59,412,059 monthly listeners



성공한 음악 간의 연결 고리를 찾아 소비층의 선호도와  
트렌드를 분석 가능  
선택이유



스트리밍 영향을 주는 요소 분석을 통해 음악 시장의 활성화 및  
미래에 발매될 음악들의 수요 예측  
목적

HOT Summer



2023 • Album

Acoustic calm



2023 • Album





Home



My Library



Data set



Album



Playlist



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



Data Set

# Most Streamed Spotify Songs 2023



<https://www.kaggle.com/datasets/nelgiriyeewithana/top-spotify-songs-2023>



# Columns



1	Track_name	노래 제목	object
2	Artists_name	아티스트 이름	object
3	Artist_count	노래에 기여한 아티스트 수	int64
4	Released_year	발매 연도	int64
5	Released_month	발매 월	int64
6	Released_day	발매 일	int64
7	In_spotify_playlists	스포티파이 플레이리스트 수	int64
8	In_spotifyfy_charts	스포티파이차트 순위	int64

See more



Home



My Library



Data set



Album



Playlist



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



## Data Set

(24 columns, 10 rows) | dtypes : int64(20), object(4)

# Columns



9	Streams	스포티파이 스트리밍 수	int64
10	In_apple_playlists	애플뮤직 플레이리스트 수	int64
11	In_apple_charts	애플뮤직 차트 순위	int64
12	In_Deezer_playlists	디저 플레이리스트 수	int64
13	In_Deezer_charts	디저 차트 순위	int64
14	In_shazan_charts	샤잠 차트 순위	int64
15	Bpm	비트 퍼 미닛	int64
16	Key	키	Object
17	Mode	모드	Object
18	Danceability	댄스 적합도	int64
19	Valence	밝기	int64
20	Energy	에너지	int64
21	Acousticness	어쿠스틱 정도	int64
22	Instrumentalness	라이브 요소	int64
23	Liveness	말하는 정도	int64
24	speechiness		int64



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Playlist



Podcasts



Help



Stats



## Data Cleaning



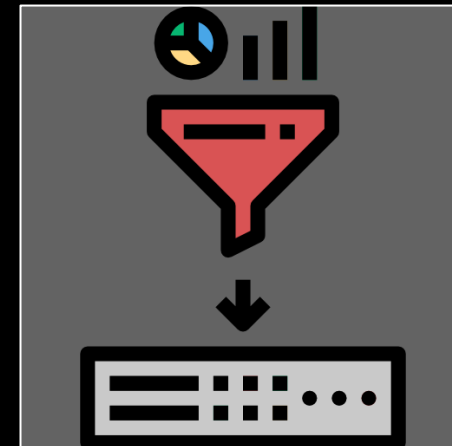
### 인코딩

라틴어와 스페인어 등으로 쓰인  
글자에서 인코딩 문제가 발생



### Key null 값 처리

key 칼럼에 C코드 누락 문제



### 컬럼 내 불필요한 문자 존재와 데이터 타입 혼동

컬럼에 '\_' 문자 존재로 불편함 및  
데이터 타입 중 float 와 int 가 믹스

### 해결

단일대체법 - 일치 대응대체법 사용

: 결측치를 다른 조사 자료로 부터 얻을 수 있는 경우, 외부 자료 값을 대체하는 방법

불필요한 문자 제거와 데이터 타입 통일

: 음악적 특성으로 설정한 컬럼의 사용 편의성을 위해 문자(%) 제거 및  
실제 소수점 이하로 표현 되어 있거나 소수점까지 필요한 수치는 없다 판단하여 정수로 일괄 변환

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

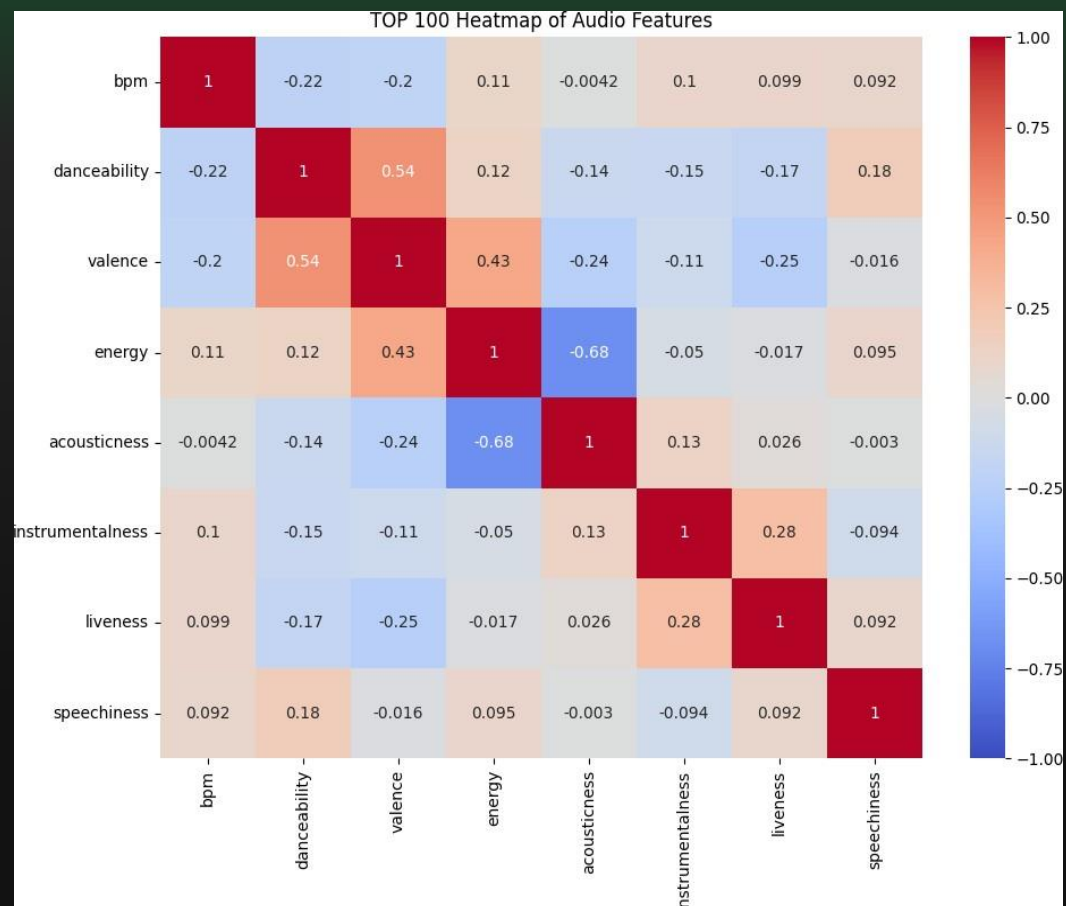


## 인기 음악 요소 분석 - 인기 음악 요소의 특징 탐구

top 100 그룹의 음악 요소 분석



Follow



가설

스트리밍이 높은 곡들의  
요소별 연관성이 높을 것  
Top 100의 음악요소 상관  
관계 분석 진행

결과

top 100 그룹 내 요소간  
유의미한 공통점이 없음  
->가설 기각



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

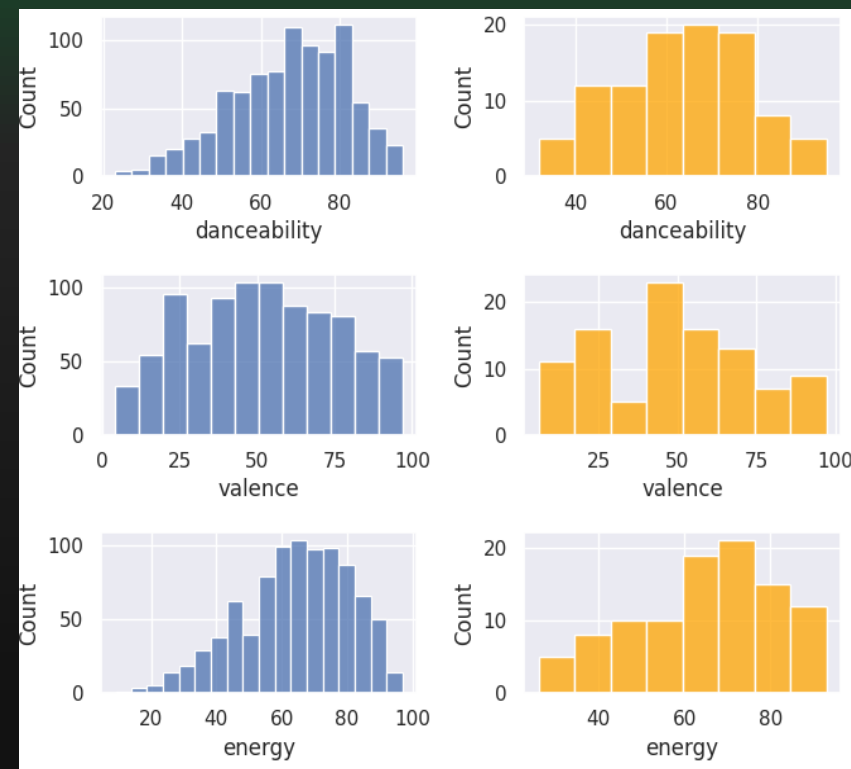
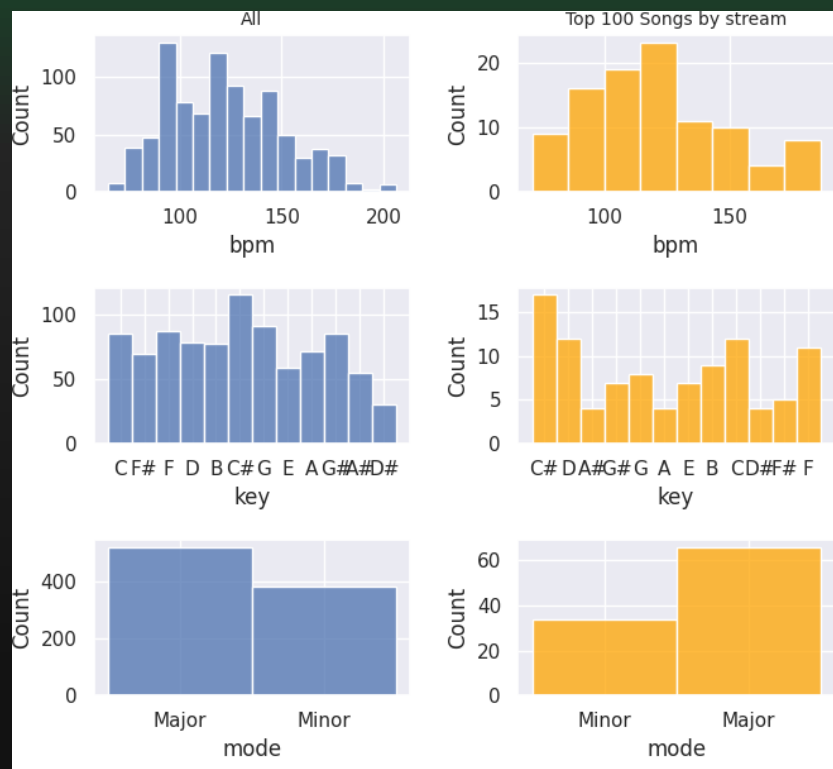


## 인기 음악 요소 분석 - 인기 음악 요소의 특징 탐구

전체 곡과 top 100 그룹의 음악 요소 비교 분석



Follow







Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

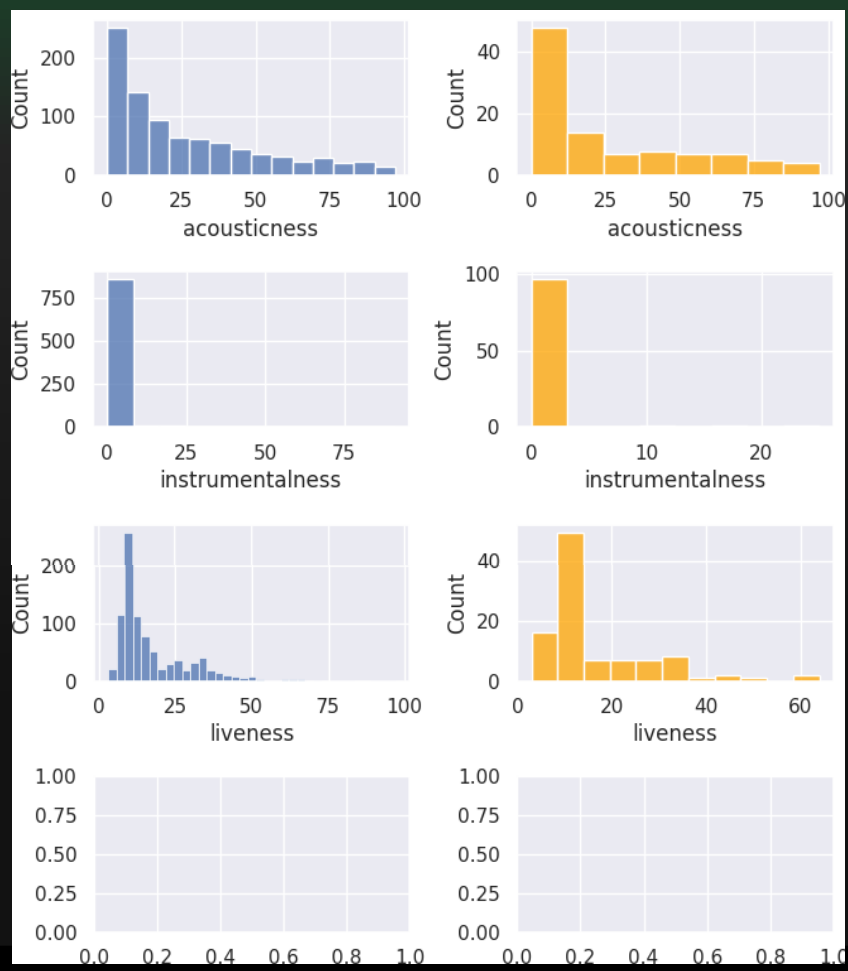


## 인기 음악 요소 분석 - 인기 음악 요소의 특징 탐구

전체 곡과 top 100 그룹의 음악 요소 비교 분석



Follow



### 가설

전체 곡과 Top 100 그룹으로 나누어  
음악 요소(bpm, danceability, valence, energy,  
acousticness, instrumentalness, liveness, speechiness)  
간의 분포도 차이 비교

### 결과

1. bpm: 전체 곡에서는 100 이하의 곡이 가장 많은 반면, Top 100 그룹은 주로 100~120의 bpm 분포
2. key: 전체 곡에서는 D#을 제외한 전체 키의 고른 분포/ Top 100 그룹에서는 C#, D, C, F 키에 분포
3. danceability: Top 100 그룹 60%~80% 사이 집중 분포
4. valence: Top 100 그룹은 어두운 곡이 없고 50% 정도의 밝기에 집중
5. energy: Top 100 그룹에서는 60%~80%에 집중 분포



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

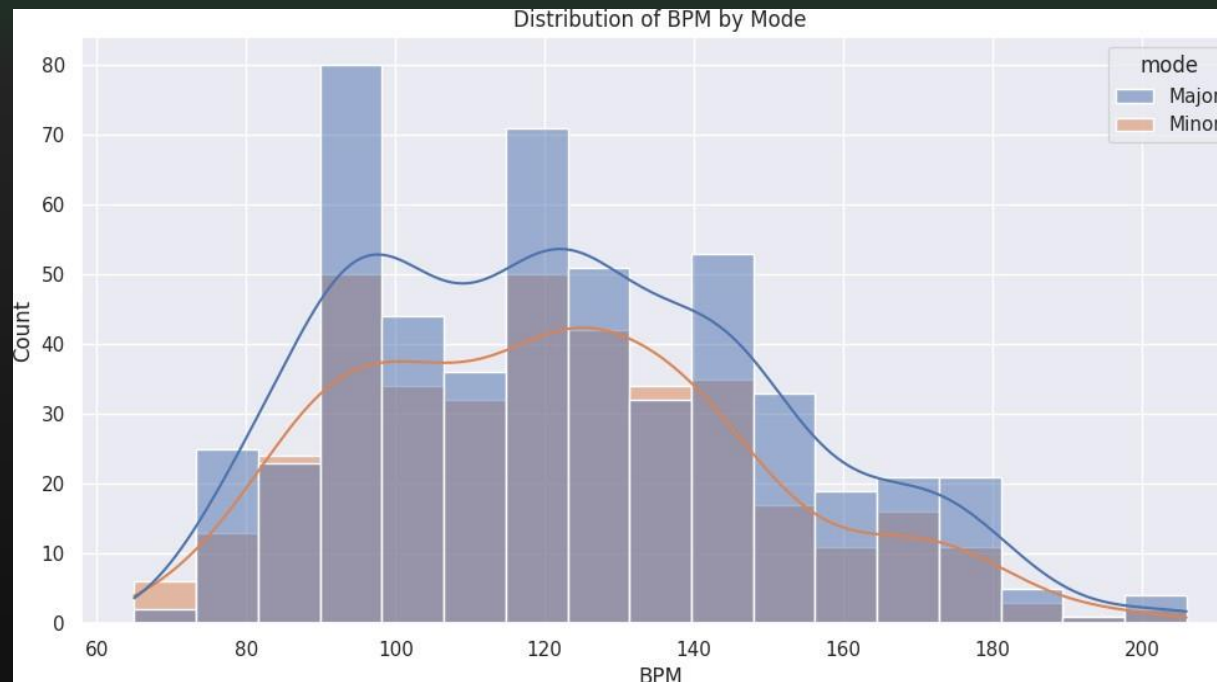


## 인기 음악 요소 분석 - 인기 음악 요소의 특징 탐구

monde 비교



Follow



가설

bpm 분포도와 mode 유사한 흐름을 가질 것  
bpm이 느리면 단조, 빠를수록 장조가 많을 것

결과

bpm이 느린 곡들이 minor인 경우가 많이 있지만, 전체적으로 major인 곡이 주류 - 가설 기각



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



## 인기 음악 요소 분석 - 인기 음악 요소의 특징 탐구

bpm 분포도 분석



Follow

...



### 가설

스트리밍 많은 구간의 분포도  
파악, 선호도에 따른 bpm  
최고,최저, 평균,표준 편차 계산

### 결과

Top 300 그룹부터 빠른 곡과  
느린 곡의 다양성이 넓어짐  
가장 느린 곡은 top700 이후로  
상대적으로 느린 곡에 대한  
선호도가 낮음



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

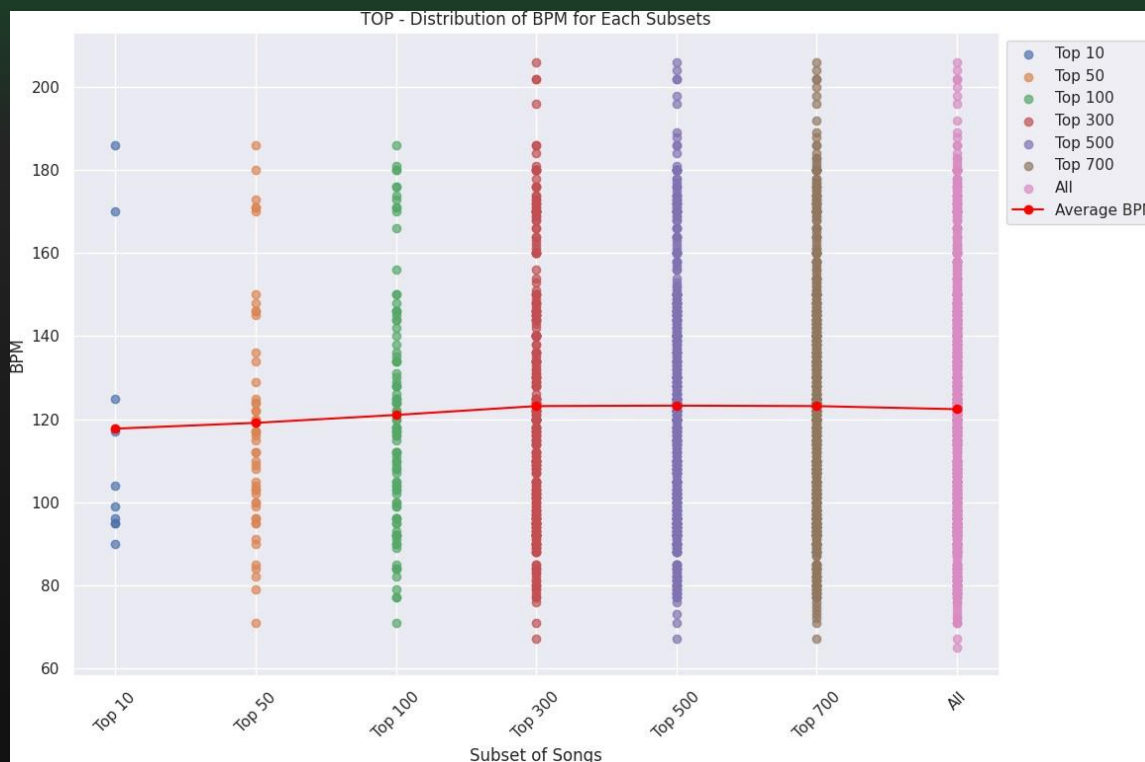


## 인기 음악 요소 분석 - 인기 음악 요소의 특징 탐구

top 그룹별 선호하는 bpm 분석



Follow



가설

각 순위별 bpm 밀집도에 대한 차이 분석

결과

Top 50,100,300 그룹의 경우 평균 값 근처인 100~140 위주 분포, 전체적으로 빠르거나 아주 느린 곡의 개수 자체가 적음



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



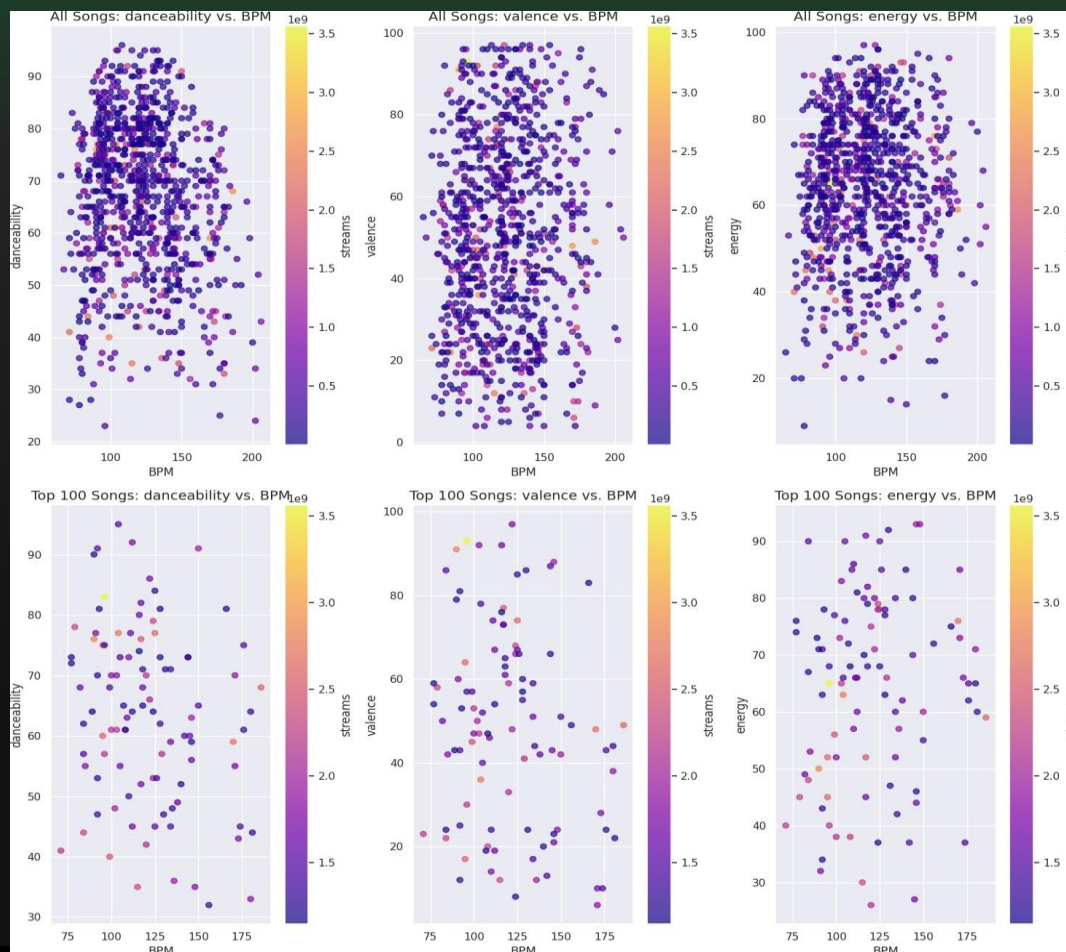
## 인기 음악 요소 분석 - 인기 음악 요소의 특징 탐구

전체 곡과 top 100 그룹의 bpm에 따른 danceability, valence, energy 분포 분석



Follow

...



### 가설

bpm의 빠르기에 따라서 음악적 요소들이 관련 있을 것  
danceability, valence, energy 수준이 높을수록 bpm이 높고 인기가 좋은 곡에 몰려있을 것

### 결과

bpm과 danceability, valence, energy에 대한 연관성이 매우 낮음  
이러한 조합들이 스트리밍에 큰 영향을 끼치지 않음



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

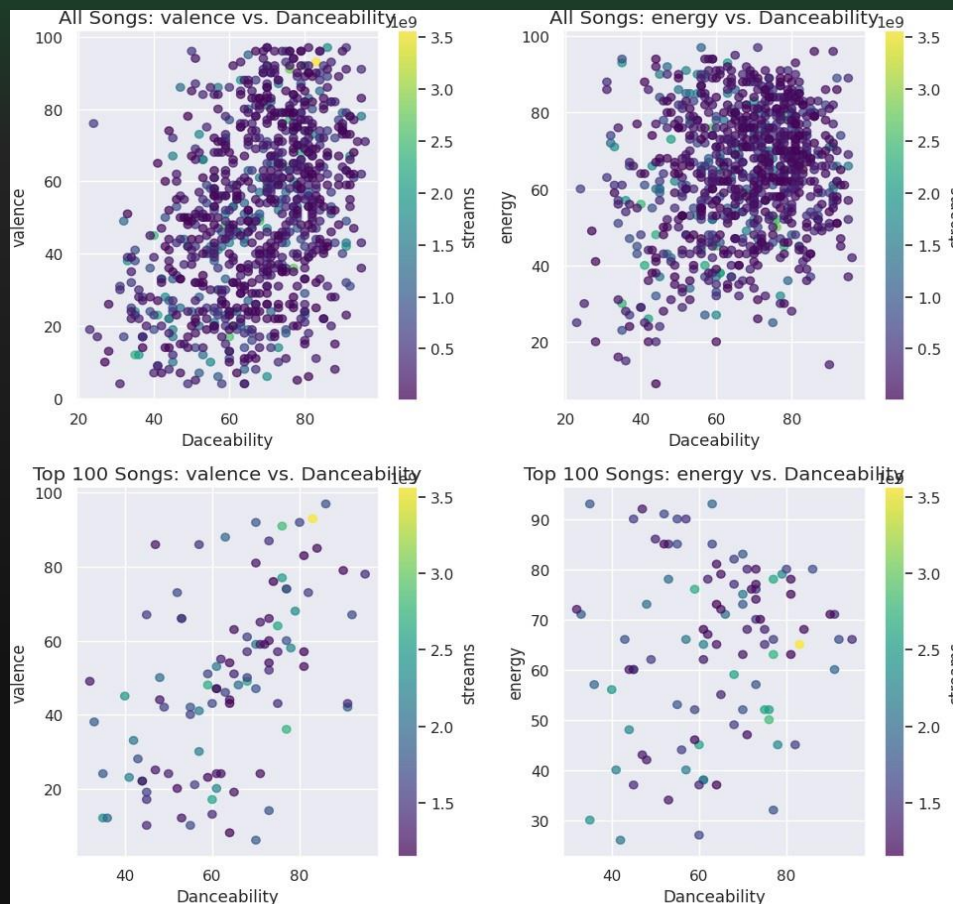


## 인기 음악 요소 분석 - 인기 음악 요소의 특징 탐구

전체 곡과 top 100 그룹의 danceability, valence, energy 연관성 분포 분석



Follow



가설

danceability, valence, energy 이 세 가지 음악 요소 간의 상관성 분석

결과

bpm에 비해 상대적으로 danceability가 높을수록 valence, energy 높은 경향을 나타냄



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats



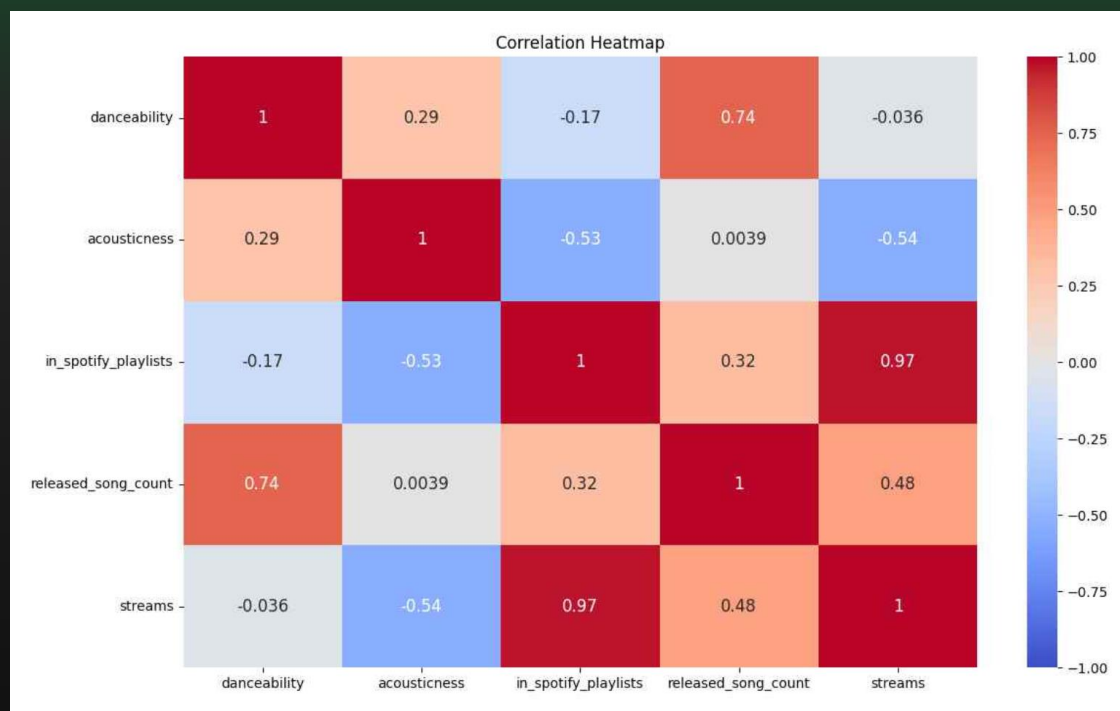
## Spotify 스트리밍 top 100 음악의 월별/요일 별 분석

월별 분석- spotify top 100 곡의 음악 요소 상관 관계 분석



Follow

...



유의미한 상관 관계를 보인  
요소들만 시각화 진행

히트맵은 상관 관계 계수가 0.7  
이상이면 상관 관계가 높다고 해석

1. danceability와  
released\_song\_count (0.74)  
: 발매된 곡들의 댄스곡 비중이 높음

2. in\_spotify\_playlists와 streams  
(0.97)  
: 재생 목록에 많이 포함된 곡일수록  
스트리밍 수 높음

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)





Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats



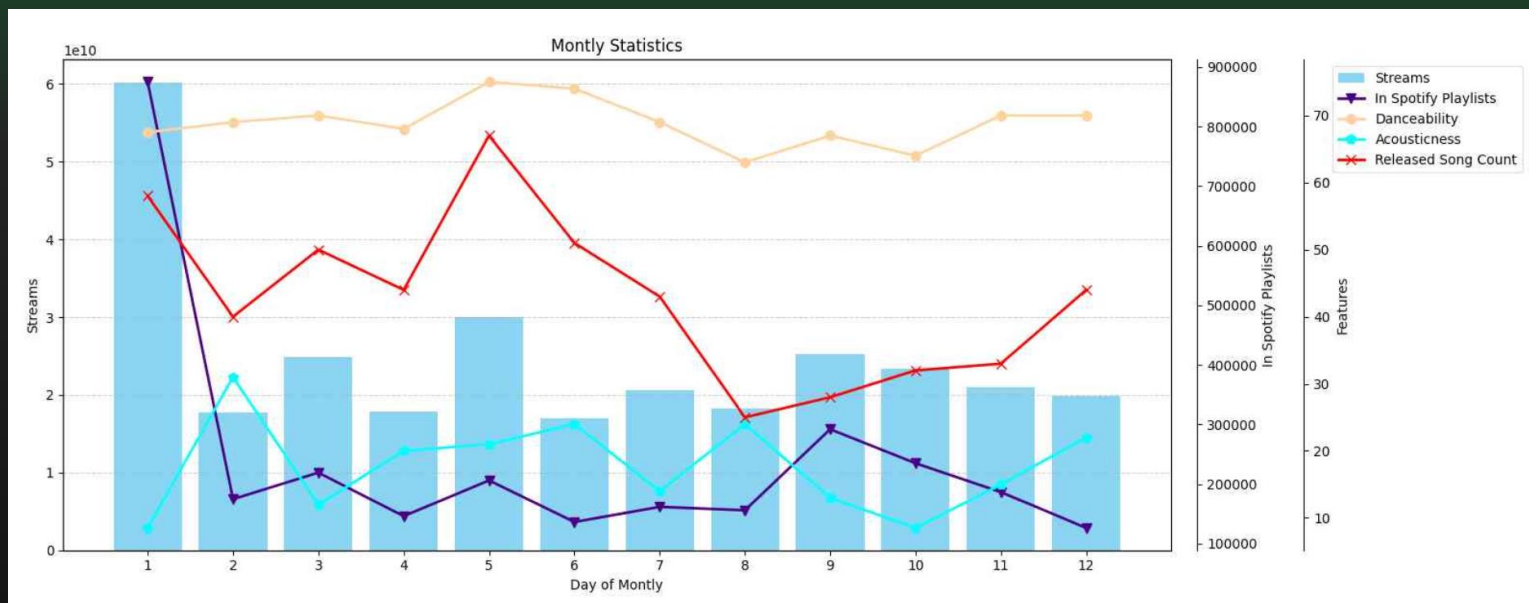
## Spotify 스트리밍 top 100 음악의 월별/요일 별 분석

월별 분석 - Spotify top 100 곡의 월별 통계 시각화



Follow

...



streams와 in\_spotify\_playlists, released\_song\_count의 증감이 유사한 패턴

1월에 streams와 in\_spotify\_playlists 값이 가장 큼

released\_song\_count는 9월부터 반등 -> 상반기 이후로 주춤했던 음악 시장의 새로운 음악 발매가 집중되는 시기

이 분석을 통해 연 초 상반기와 하반기 시작이 음악 소비와 발매에 있어서 중요한 시기임을 확인

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)





Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

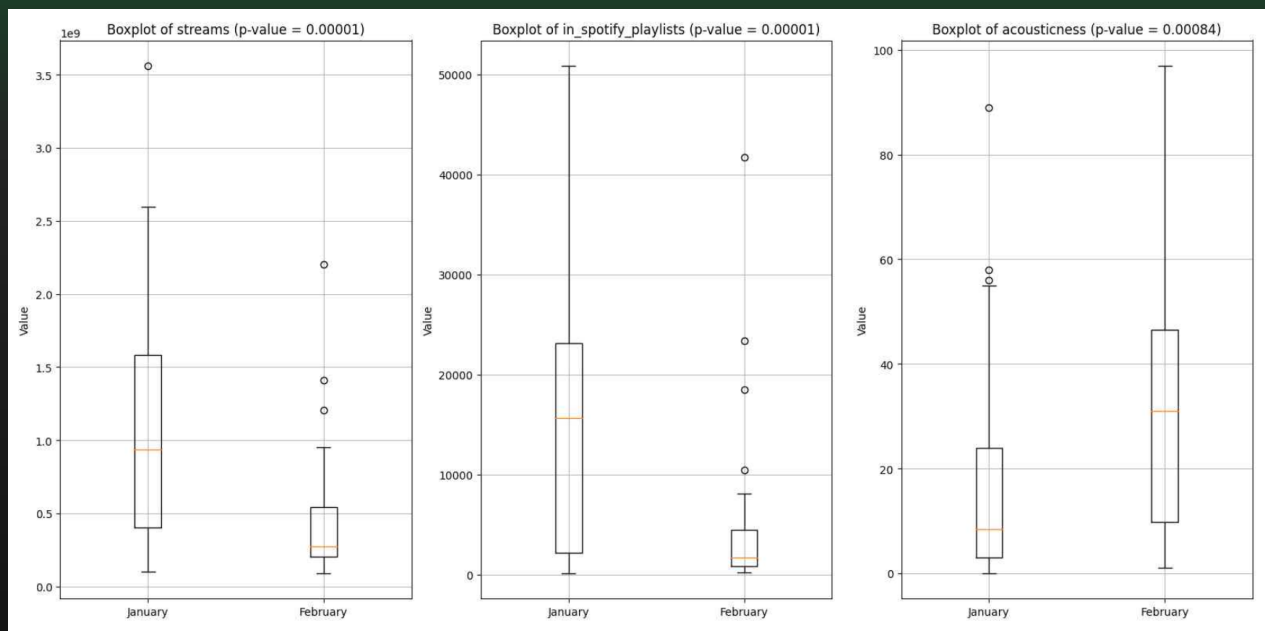


## Spotify 스트리밍 top 100 음악의 월별/요일 별 분석

1월과 2월의 anova 분석



Follow



1월에는 streams, in\_spotify\_playlists 수가 압도적으로 많고, 2월에는 Acousticness 곡들이 더 많이 발매



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

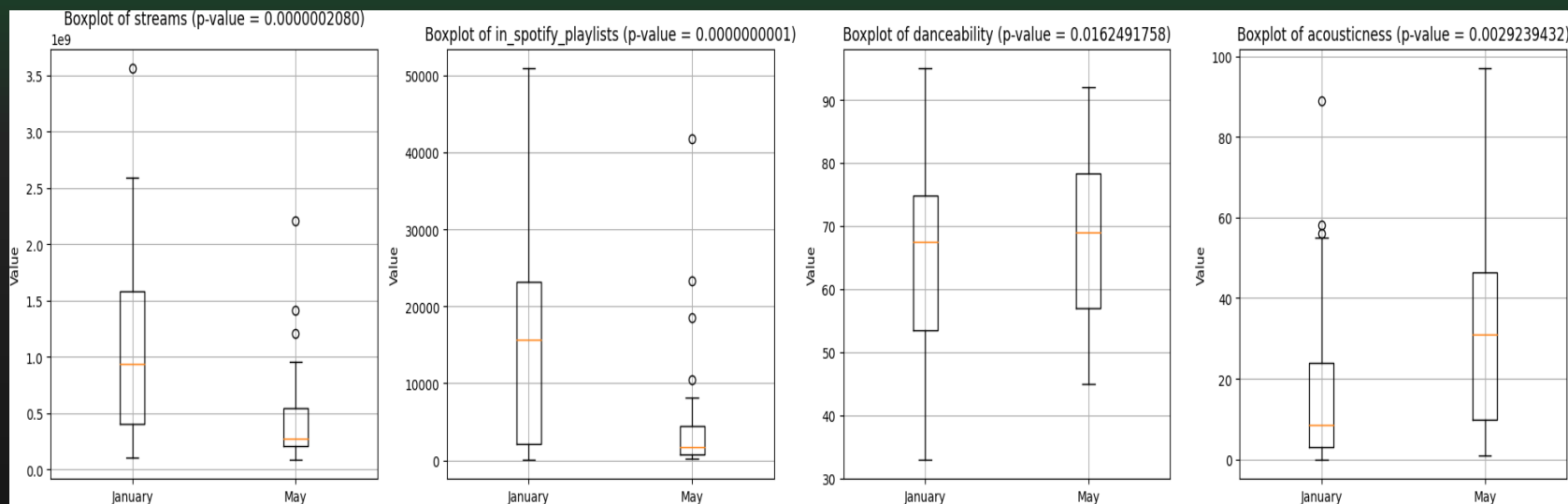


## Spotify 스트리밍 top 100 음악의 월별/요일 별 분석

1월과 5월의 anova 분석



Follow



1월과 5월의 streams, in\_spotify\_playlists, Danceability, Acousticness 지수에 유의미한 차이가 있음을 확인

-> 5월에는 더 높은 Danceability와 Acousticness 특성을 가진 곡을 발매하는 전략 가능

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

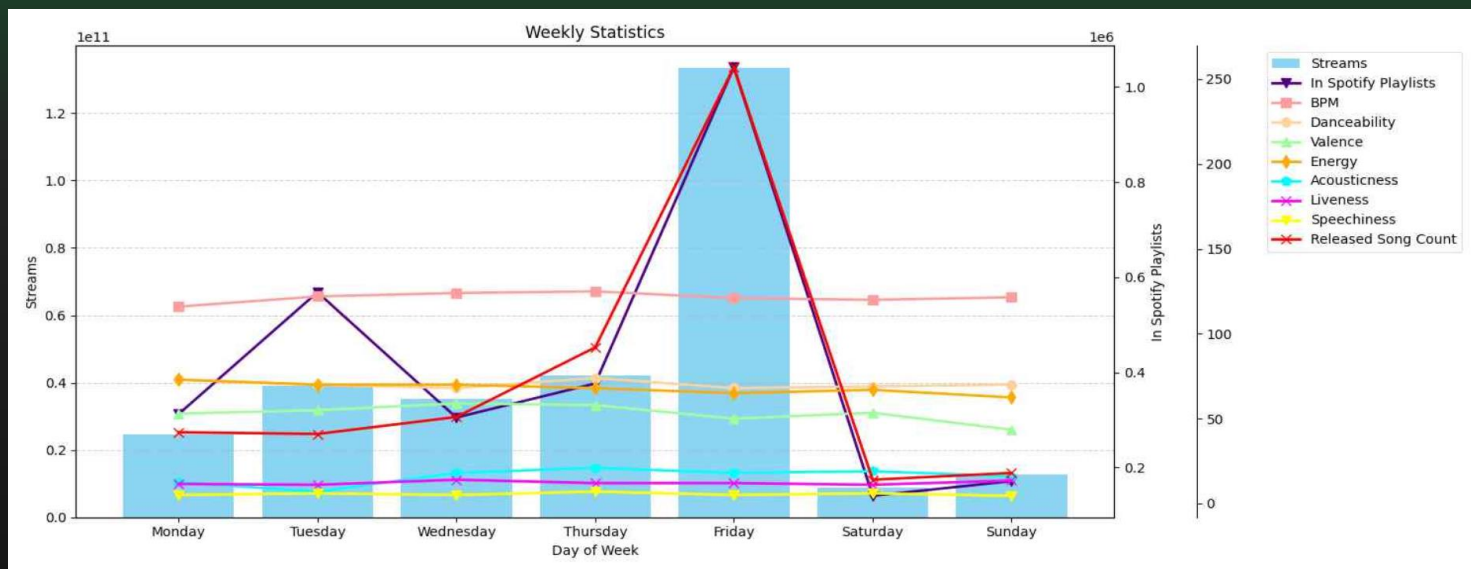


## Spotify 스트리밍 top 100 음악의 월별/요일 별 분석

요일 별 분석- Spotify top 100 곡의 요일 별 통계 시각화



Follow



월별 분석과 마찬가지로 요일별 분석에서도 streams와 in\_spotify\_playlists, released\_song\_count이 유사한 흐름 특히 금요일에 세 요소 모두 급격히 증가한 현상으로 금요일이 새로운 음악 발매일이 많음을 시사

월별 분석과 다른 점

BPM, Danceability, Valence, Energy, Acousticness 등 음악 요소들이 요일에 관계 없이 거의 일정한 값을 유지  
-> 발매되는 음악 종류가 요일에 따라 변하지 않음



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

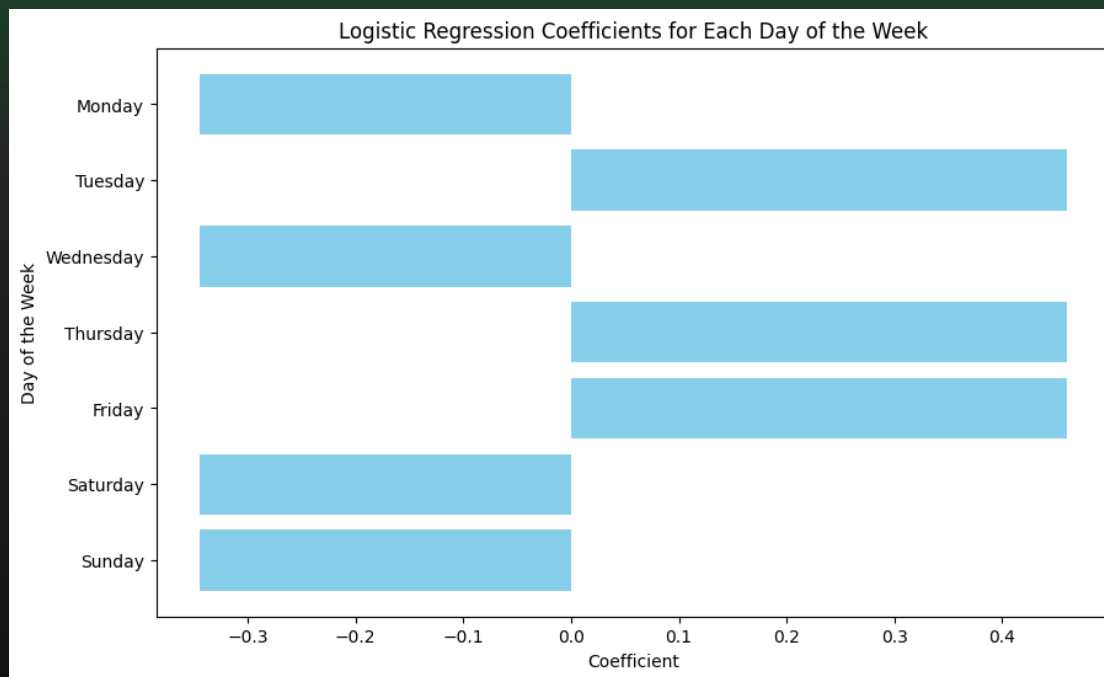


## Spotify 스트리밍 top 100 음악의 월별/요일 별 분석

요일 별 분석- 요일 별 회귀 분석



Follow



요일별로 특정 결과에 미치는 영향 비교

1. 화요일, 목요일, 금요일은 스트리밍에 긍정적인 영향
2. 월요일, 수요일, 토요일, 일요일은 스트리밍에 부정적인 영향

-> 화요일, 목요일, 금요일이 긍정적 인 영향을 미치므로, 해당 요일에 중요한 이벤트나 활동을 집중시키는 전략을 고려



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

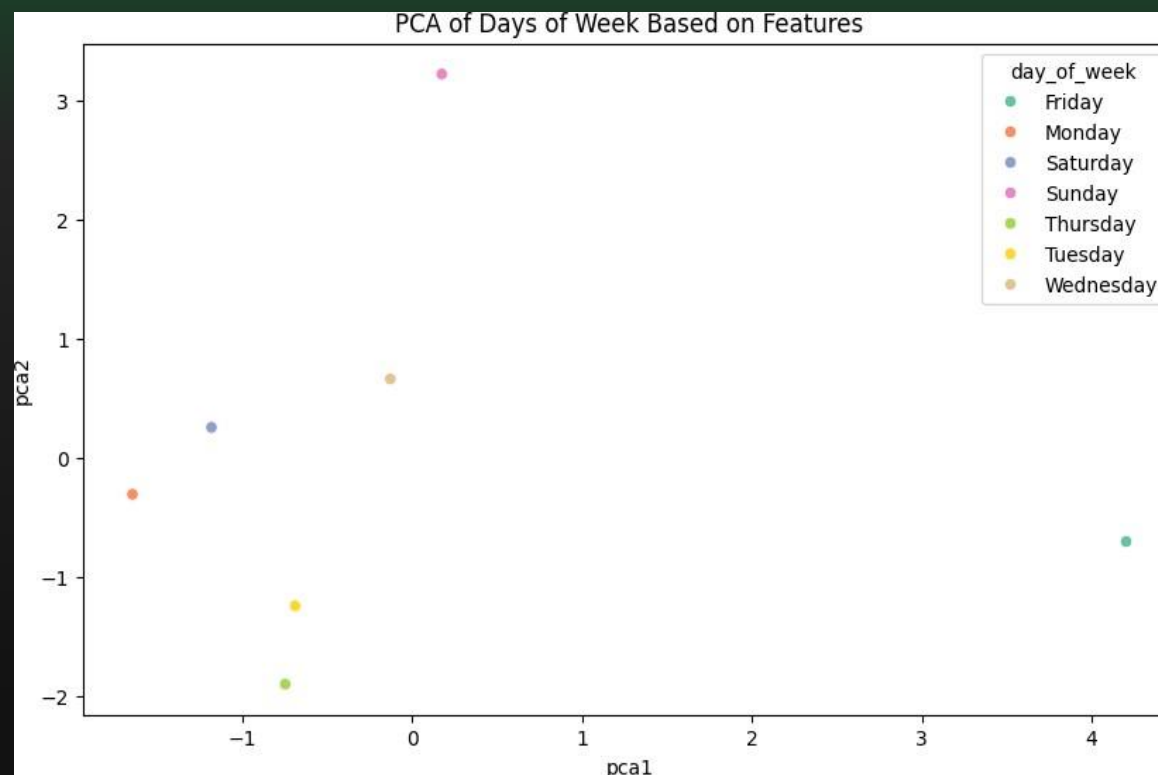


## Spotify 스트리밍 top 100 음악의 월별/요일 별 분석

요일별 pca 분석



Follow



streams, in\_spotify\_playlists, realised\_song\_count의 값이 높은 금요일이 다른 요일들과 확연히 구분되는 위치

-> 금요일의 데이터 특성이 다른 요일과 크게 다름을 시사



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

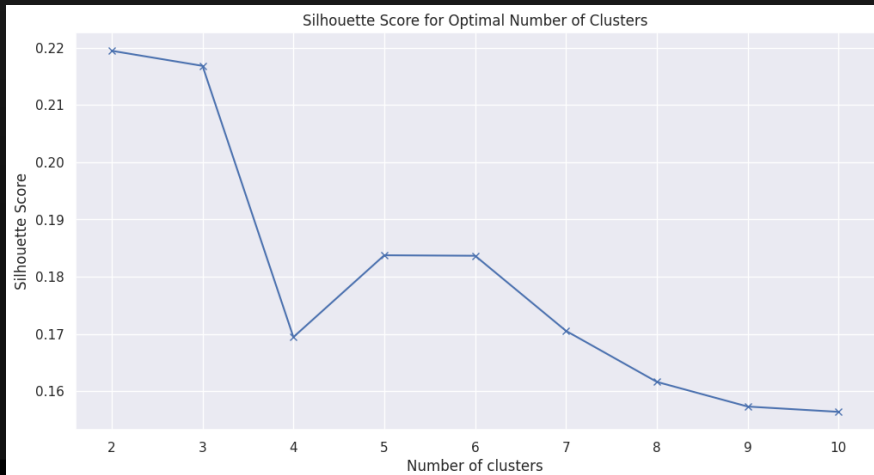


## 음악 장르별 인기 요소 분석

군집화를 통한 장르 예측



Follow



군집화 방법으로 K-means Clustering을 사용할 것인데 진행하기 앞서 K-means Clustering의 적정 클러스터 개수를 파악하기 위해 Elbow Method 와 Silhouette Score 사용

- Elbow Method : K-Means 군집화에서 최적의 군집(클러스터) 개수를 찾기 위한 방법
- Silhouette Score : 군집화 결과의 품질을 평가하는 지표

Elbow Method는 그래프에서 WCSS가 급격히 감소하다가 완만해지는 지점이 적절한 개수를 의미. 첫 세 구간보다 비교적 완만해지는 구간인 5 부근이 적정 클러스터 개수

Silhouette Score는 클러스터의 품질, 값이 클수록 클러스터가 잘 구분되었음을 의미. 너무 적거나 너무 많은 클러스터는 적합하지 않은 개수일 수 있기 때문에 다음으로 높은 값인 5개의 클러스터로 진행



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

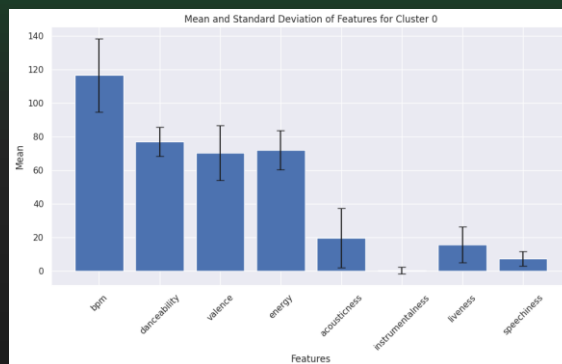


## 음악 장르별 인기 요소 분석

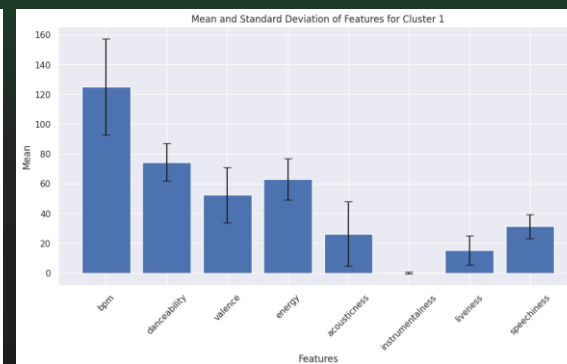
K-means Clustering



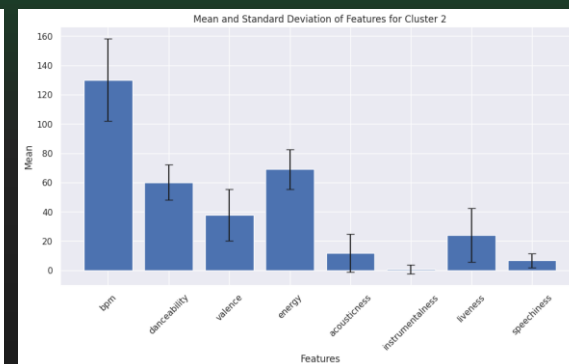
Follow



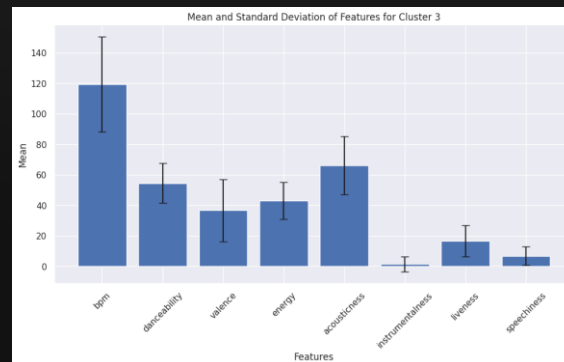
Cluster 0 : 팝, 댄스



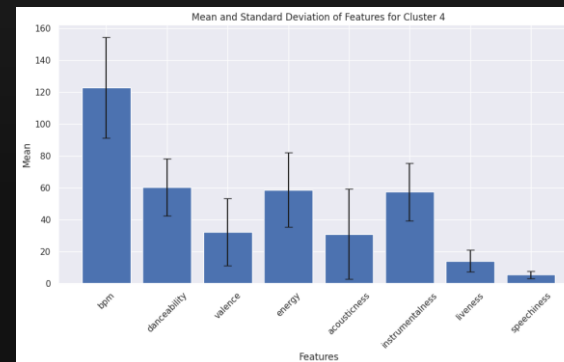
Cluster 1 : 힙합, 랩



Cluster 2 : 일렉트로닉, 록



Cluster 3 : 어쿠스틱, 인디



Cluster 4 : 클래식, 재즈



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

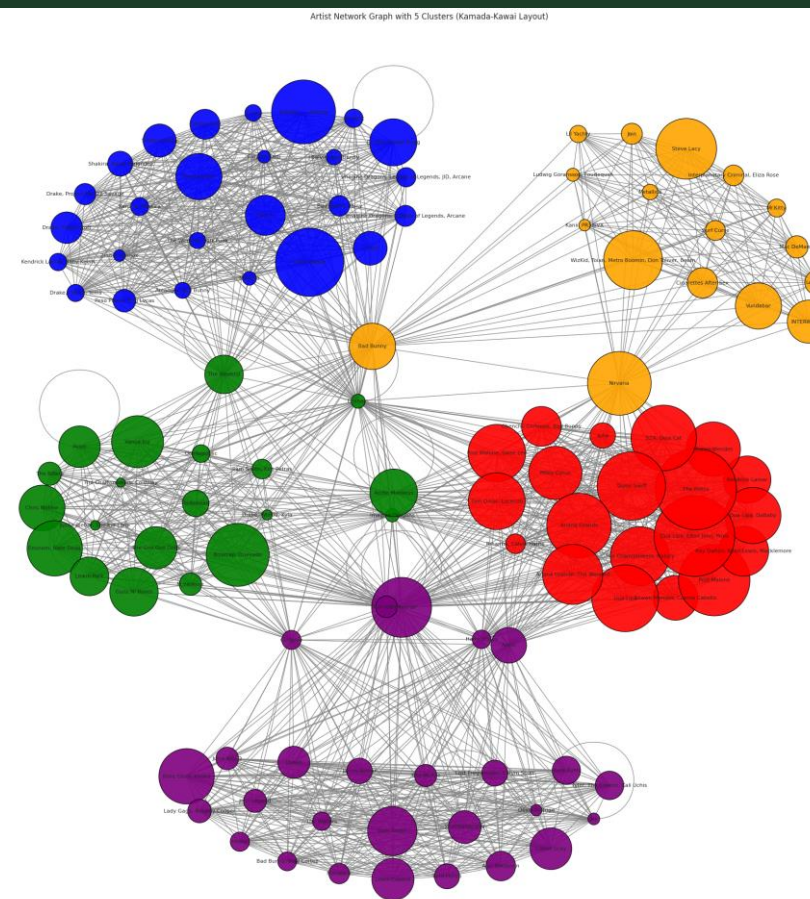


## 음악 장르별 인기 요소 분석

음악성 유사도 네트워크 그래프 - 예측된 장르를 바탕으로 음악성이 비슷한 아티스트 간의 네트워크 그래프를 구성, 다양한 장르를 아우르는 아티스트들을 확인



Follow







Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

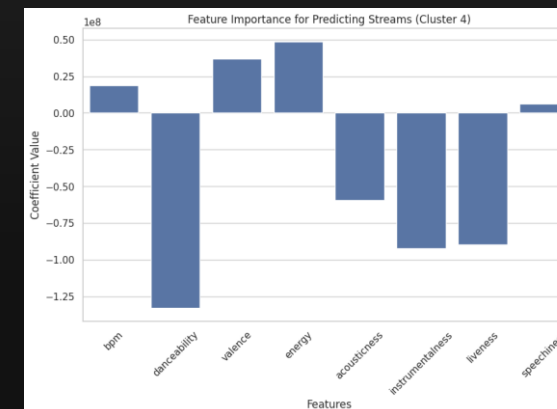
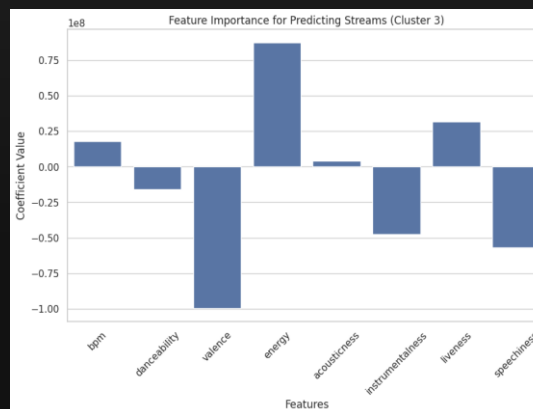
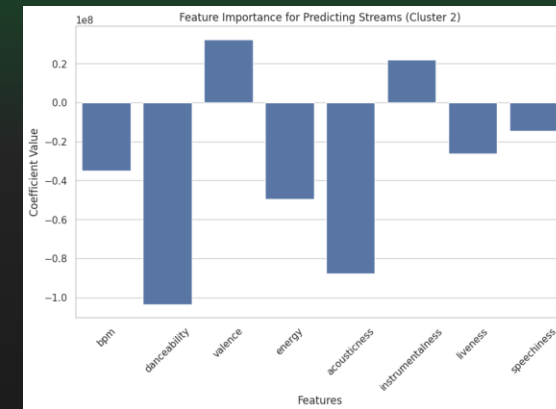
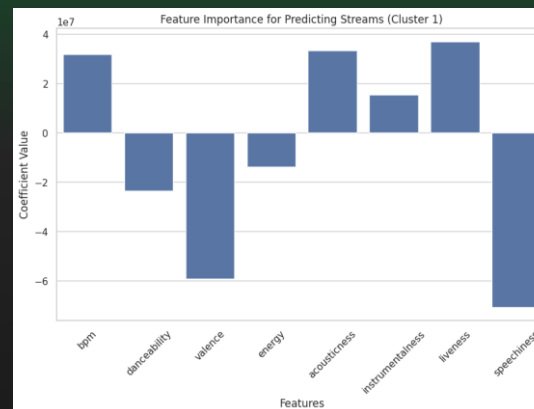
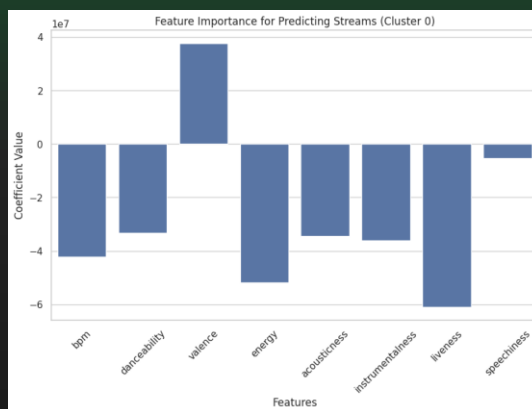


## 음악 장르별 인기 요소 분석

각 클러스트 별 다중 회귀 분석



Follow



모든 장르에 대해서 각각의 분석 수치 값을 통해 음악적 특성들은 일부 영향이 있을 수 있 지만 스트리밍 수에 크게 유의미한 영향을 주지 않는다는 결과를 확인



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)

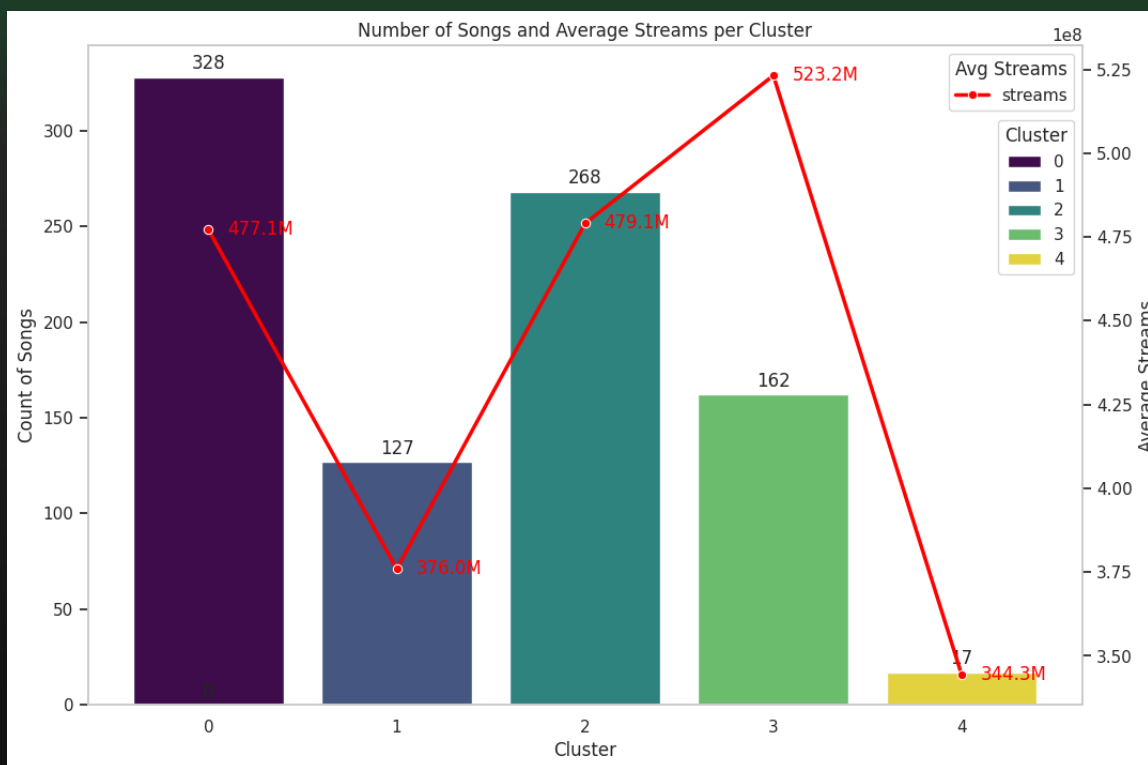


## 음악 장르별 인기 요소 분석

클러스터별 곡 수 & 스트리밍 평균 분석



Follow



비교적 곡 수와 스트리밍 수가 비례하는 모습을 보이거나 3번 클러스터(어쿠스틱, 인디) 장르에서 포함된 곡 수에 비해 가장 높은 스트리밍 평균 값을 보임



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats



## 아티스트별 스트리밍 수 분석

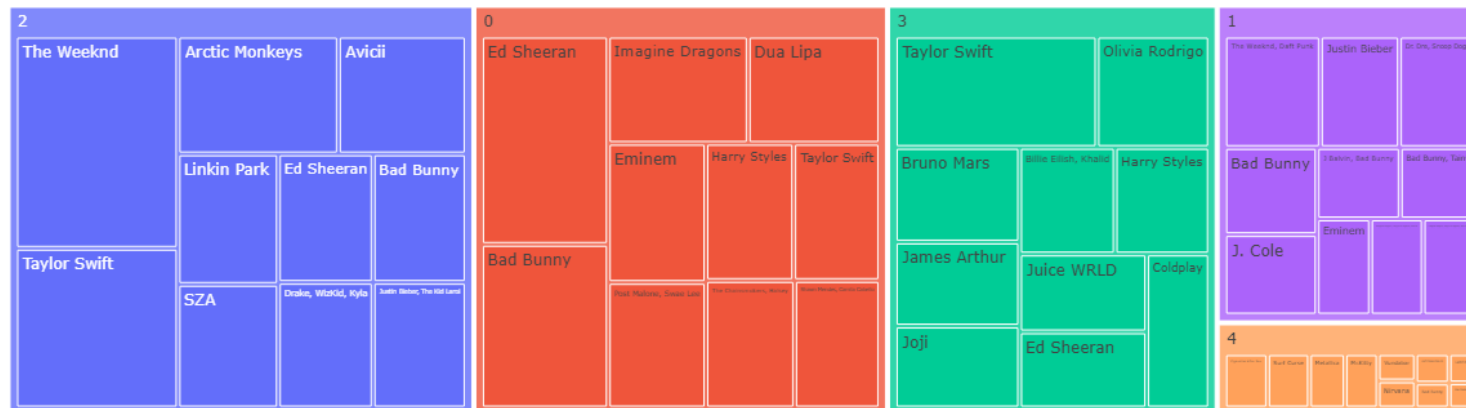
장르별 아티스트 인기도 및 스트리밍 수 분석



Follow



Top 10 Streamed Artists per Cluster



### 가설

장르별로 어떤 아티스트가 인기 있는지에 대해서 인기 있는 특정 아티스트 곡의 스트리밍 수가 높을 것

### 결과

Tree map을 사용해 장르별로 아티스트 스트리밍 수를 시각화  
일반적으로 알고 있는 인기 유명 가수들이 상위권을 차지하고 있음

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



## 아티스트별 스트리밍 수 분석

아티스트곡수&스트리밍수분석



Follow



Top 100 Artists by Total Streams





Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



## 아티스트별 스트리밍 수 분석

피쳐링&스트리밍수 분석



Follow



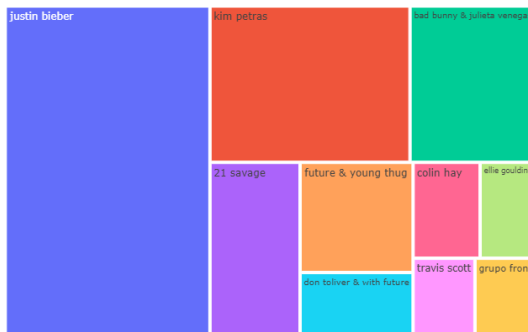
Cluster 0 - Top 10 Streaming Counts



Cluster 1 - Top 10 Streaming Counts



Cluster 2 - Top 10 Streaming Counts



Cluster 3 - Top 10 Streaming Counts



가설

피쳐링이 스트리밍 수에 영향을 미치는지 여부

결과

Tree map을 통한 시각화로 장르별로 피쳐링 아티스트가 참여한 곡의 스트리밍 수 Top10을 확인, 피쳐링 된 곡과 그렇지 않은 곡의 곡 수가 차이가 존재

논 피쳐링곡 들의 샘플로 추가 분석 진행



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Podcasts



Help



Stats



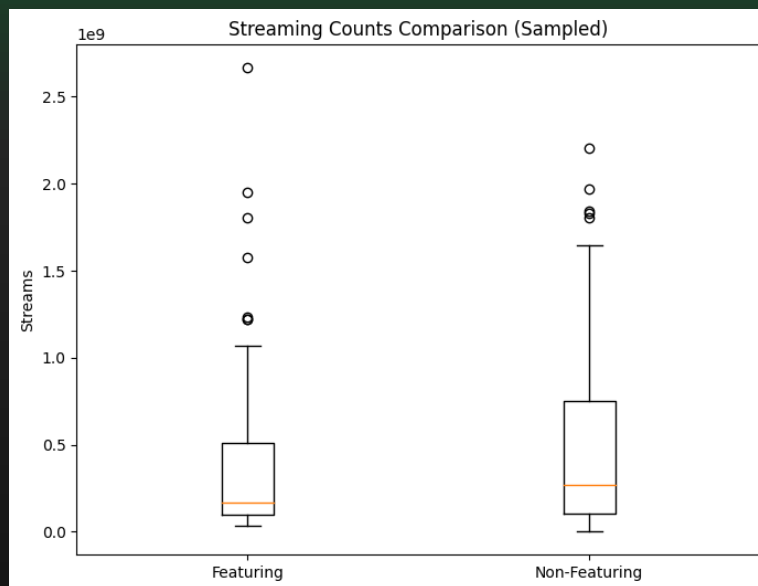
## 아티스트별 스트리밍 수 분석

피처링&스트리밍수 분석 - 회귀 분석과 t-검정



Follow

...



### OLS Regression Results

Dep. Variable:	streams	R-squared:	0.004			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.003			
Method:	Least Squares	F-statistic:	4.060			
Date:	Fri, 14 Jun 2024	Prob (F-statistic):	0.0442			
Time:	04:56:24	Log-Likelihood:	-19380.			
No. Observations:	902	AIC:	3.876e+04			
Df Residuals:	900	BIC:	3.877e+04			
Df Model:	1					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
-----						
const	4.809e+08	1.82e+07	26.391	0.000	4.45e+08	5.17e+08
is_featuring_int	-1.156e+08	5.74e+07	-2.015	0.044	-2.28e+08	-3.01e+06
=====						
Omnibus:	393.835	Durbin-Watson:	1.537			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	1557.846			
Skew:	2.105	Prob(JB):	0.00			
Kurtosis:	7.871	Cond. No.	3.36			
=====						

Legal Privacy Center Privacy Policy Cookies

About Ads Accessibility

Cookies

각각의 분석 수치 값을 통해 피처링 여부가 스트리밍 수에 통계적으로 유의미한 영향을 미친다고 나타났지만, 모델의 설명력(R-제곱 값)이 매우 낮아 피처링 여부가 스트리밍 수에 크게 유의미한 영향을 주지 않는다는 결과를 확인



Home



My Library



Data set



Data Cleaning



Analyze



Conclusion



Help



Stats

[Legal](#) [Privacy Center](#) [Privacy Policy](#) [Cookies](#)

[About Ads](#) [Accessibility](#)

[Cookies](#)



## 결론과 향후 방향



인기 음악 요소 분석을 통한 이상적인 음악 요소를 가진 곡의 개수

Number of songs =: 0

top 100 그룹에는 많은 공통 요소들이 존재하지만, 모든 음악 요소가 전부 동일하지 않다는 결과를 도출



Spotify 스트리밍 top 100 음악의 월별/요일 별 분석을 통한 방향  
1월, 특히 금요일에 새로운 곡을 발매하는 것이 높은 스트리밍 수와 재생목록 포함 수를 유도하는데 도움  
이는 새해 초와 앨범 발매율이 가장 높은 금요일에 음악 소비가 활발히 이루어지는 패턴을 반영  
높은 스트리밍 수를 유도하려면 재생목록 포함 수를 늘리는 전략이 중요  
Danceability와 같은 특정 음악 요소도 발매 전략에 고려할 요소  
화요일, 목요일, 금요일에 중요한 이벤트나 프로모션을 집중시키는 전략이 효과를 볼 수 있음



K-means clustering 기법을 통한 장르 예측은 효과적으로 보여줌  
스트리밍 수는 음악적 특성 외에도 다양한 외부 요인에 의해 결정될 수 있음을 인지해야 하며 장르별로  
곡 수와 스트리밍 수의 관계, 유명 아티스트의 영향, 피처링 여부의 영향을 종합적으로 고려하여 음악  
산업에서의 성공 요인을 파악하는 데 기여할 수 있음



### 전체 결론

인기 음악 요소 분석 결과, 이상적인 음악 요소를 모두 갖춘 곡은 없었으며, 탑 100 곡에는 공통 요소들이  
있으므로 해당 요소들을 활용하는 방향을 고려.  
발매일과 관련해서는, 특정 달과 특정 요일에 따라서 스트리밍 수가 영향을 받는 것으로 보이므로 해당  
요소를 활용한다면 전략을 짜기에 도움이 될 것으로 보임  
장르에 따라 스트리밍 수와 곡 수에 차이가 존재하고 유명 아티스트의 영향, 피처링 여부, 발매곡 수에  
따라 스트리밍 수가 달라지므로 음악 산업에서 전략을 짤 때 중요한 요소로 활용 가치가 있음

**Thank You**