

UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE



**Analisi di musica presente su Spotify mediante i tool di
Business Intelligence Qlik, Tableau e Power BI**

Studenti:

Bedetta Alessandro
Ascani Christian

Docenti:

Ursino Domenico
Bonifazi Gianluca

A.A. 2022-2023

Sommario

1. Introduzione.....	3
1.1 Spotify 1.2M+ Songs Dataset	3
1.2 Pre-Processing	5
2. Qlik.....	8
2.1 Qlik Sense.....	8
2.2 Analisi per artisti.....	8
2.3 Analisi sull'energia.....	10
2.4 Analisi della tonalità.....	12
3. Tableau	13
3.1 Analisi Geografica per chiave e modo.....	13
3.2 Stories correlazione energia	15
3.3 Analisi di tendenze	17
4. Power BI.....	19
4.1 Analisi della durata delle tracce.....	19
4.2 Analisi delle caratteristiche in base alla tonalità musicale	22
5. Conclusioni	27
5.1 Artisti	27
5.2 Tracce	27

1. Introduzione

1.1 Spotify 1.2M+ Songs Dataset

Come base per le analisi che andremo ad illustrare nella seguente tesina abbiamo deciso di operare appoggiandoci ad un dataset chiamato “Spotify 1.2M+ Songs Dataset”.

Quest’ultimo è composto da canzoni di vari artisti e di vario genere, dalla musica classica al rock. Il dataset, come suggerito dal nome, conteneva allo stato originale moltissimi record ed era caratterizzato da 24 campi che contenevano informazioni riguardanti la tipologia di canzone, l’album in cui questa è presente e l’artista o gli artisti che hanno contribuito alla creazione della traccia.

Il dataset descritto sopra è reperibile al seguente link:

<https://www.kaggle.com/datasets/rodolfofigueroa/spotify-12m-songs>

Nella seguente tabella sono descritti tutti i campi presenti nel dataset originale:

CAMPO	DESCRIZIONE
<i>id</i>	Id traccia.
<i>name</i>	Titolo della traccia.
<i>album</i>	Album di appartenenza.
<i>album_id</i>	Id album.
<i>artists</i>	Array di nomi degli artisti che hanno contribuito alla canzone.
<i>artist_ids</i>	Array di id degli artisti di Spotify (l’ordine degli id è coerente con quello dell’array artists).
<i>track_number</i>	Numero della traccia riferito alla sua posizione nell’album.
<i>disc_number</i>	Numero dell’album riferito alle uscite dell’artista (es. Primo album = 1).
<i>explicit</i>	Campo booleano che indica se la canzone contiene linguaggio scurrile (true) o meno (false).
<i>danceability</i>	Numero (Float) compreso tra 1 e 0 che indica quanto la canzone è adatta a ballare.

<i>energy</i>	Numero (Float) compreso tra 1 e 0 che indica quanto la canzone è attiva e energica.
<i>key</i>	Numero (Int) compreso fra 0 e 11 che indica la chiave più presente nel brano. (0 = Do , 1 = Do#, ... 11 = Si).
<i>loudness</i>	Numero (Float) espresso in dB che indica la rumorosità del brano.
<i>mode</i>	Numero (Int) che indica il modo del brano se Maggiore (1) o Minore (0).
<i>speechiness</i>	Numero (Float) compreso tra 1 e 0 che esprime quanto parlato è presente nella traccia.
<i>acousticness</i>	Numero (Float) compreso tra 1 e 0 che misura la presenza di strumenti acustici nel brano.
<i>instrumentalness</i>	Numero (Float) compreso tra 1 e 0 che esprime probabilità che la traccia non contenga parti vocali (un valore sopra 0.5 indica con una sufficiente confidenza che la traccia sia strumentale).
<i>liveness</i>	Numero (Float) compreso tra 1 e 0 che misura la presenza di pubblico nella traccia (un valore sopra 0.8 indica che molto probabilmente la traccia è stata registrata durante un live).
<i>valence</i>	Numero (Float) compreso tra 1 e 0 che indica il vibe della traccia, 1 estremamente positivo, 0 estremamente negativo.
<i>tempo</i>	Numero (Float) che indica il tempo generale della traccia misurato in bpm.

<i>duration_ms</i>	Numero (Int) che indica la durata della traccia espressa in millisecondi.
<i>time_signature</i>	Numero (Int) che specifica quanti battiti sono contenuti in ciascuna misura (Es. 3 = terzinato).
<i>year</i>	Numero (Int) che indica l'anno di uscita della traccia.
<i>release_date</i>	Campo Data (yyyy-mm-dd) che indica l'uscita della traccia.

1.2 Pre-Processing

Le fasi di data-understanding e data-preparation sono fra le più onerose di tutto il processo di estrazione di conoscenza, poiché i dataset allo stato originale presentano spesso rumore, elementi null o anche colonne superflue. Perciò, a monte della fase di analisi bisogna procedere con la fase di ETL (Extraction, Transformation, Loading), ovvero una serie di procedure mirate a filtrare e ripulire il dataset. Alla fine di tutto ciò avremo a disposizione un dataset facile da maneggiare e pronto ad essere utilizzato nel miglior modo possibile dai vari software di Business Intelligence.

Qui di seguito illustreremo le fasi principali del processo di ETL applicato al nostro dataset:

- **Extraction** : Dopo aver scaricato il dataset completo (334.63 MB) la prima problematica è stata relativa alla visualizzazione dei dati in quanto la mole di questi ultimi non ci consentiva di operare facilmente con i tool più comuni, come ad esempio Excel. Per questo motivo, dopo alcune considerazioni, abbiamo optato prima per MySQL (per la sua semplicità e immediatezza) e successivamente per PySpark (per la notevole velocità di elaborazione). Questi due tool ci hanno consentito di capire facilmente la natura dei dati e di osservare con chiarezza quali erano le aree interessate da rumore o inutili ai fini della nostra analisi.
- **Transformation** : Una volta identificate le aree da modificare e ripulire, abbiamo usato gli stessi tool sopra menzionati per agire sul dataset. Di seguito verranno illustrate le principali modifiche effettuate sul dataset di partenza divise in base allo strumento utilizzato.
 - **MySQL** : La modifica più rilevante effettuata utilizzando MySQL è stata quella relativa allo split degli array presenti nei campi “artists” e “artist_ids” [Figura 1]. A questo scopo abbiamo scritto una procedura SQL che, preso un array, dà come output tutti gli elementi presenti al suo interno, ripuliti di tutti i caratteri separatori (come parentesi, virgole e apici). Ottenuti i valori unici dell'array “artists”, questi valori sono stati inseriti in una colonna artist e per

ognuno venivano replicati i valori dei campi presenti nel record originale in modo da ottenere un record per ogni artista presente nella traccia.

traccia	artists	campo1	campo2
canzone1	["gino paoli"]	x	y
canzone2	["eminem", "rihanna"]	w	z



traccia	artist	campo1	campo2
canzone1	gino paoli	x	y
canzone2	eminem	w	z
canzone2	rihanna	w	z

Figura 1

Un'ulteriore modifica effettuata utilizzando SQL è stata l'eliminazione di alcuni record che presentavano valori dei campi "year" e "release_date" rispettivamente di 0 e 0000-00-00. Essendo la gerarchia temporale una delle più importanti abbiamo deciso di eliminare tali campi. Durante l'osservazione dei dati, è stata anche notata la presenza di alcuni valori nulli nei campi descrittivi (come "liveness", "instrumentalness" e "danceability"). Anche se la maggior parte di questi valori potevano essere considerati incorretti, e quindi rumore, altri invece erano effettivamente rappresentativi della realtà; ciò, in aggiunta al cospicuo numero di queste incorrettezze, ci ha portato a decidere di trascurare tali imprecisioni. Un'ultima modifica apportata usando SQL è stata la concatenazione dei campi "key" e "mode" in un'unica colonna aggiuntiva "KeyMode", con la quale sarebbe stato molto più semplice operare.

- **PySpark** : Avendo ora a disposizione un file "csv" riadattato, è stato deciso di fare uso della libreria PySpark poiché la mole dei dati risultava essere notevole (quasi 2 milioni di record). Perciò, come primo filtraggio, sono stati considerati solamente gli artisti che avevano partecipato ad almeno 200 canzoni; in aggiunta, sono stati esclusi componenti che non aggiungevano informazione (come "Various Artists"). Poi, sono stati rimossi i campi "id", "artist_id", "album_id", "explicit" (poiché tutti pari a 0, il campo non risultava essere interessante), "disc_number", "year", in quanto l'informazione risultava essere superflua. Il file "csv" è stato salvato con il ";", come delimitatore in quanto si riscontravano problemi di portabilità (a causa di caratteri escape con virgola e doppi apici). Oltre a ciò, a partire da quello precedente, è stato creato un file "csv" - delimitato da ";" - con 4 campi: "artist", per identificare l'artista, "city", per indicare la città di appartenenza, "region", per lo stato/distretto relativo, "country", per indicare la Nazione. Dopodiché, abbiamo provveduto a riempire tali colonne manualmente.

- **Loading:** Dopo aver filtrato e ripulito tutti i campi del nostro dataset, quest'ultimo, rappresentato da un file csv e stato caricato nei vari tool di analisi. Avendo prodotto solamente due tabelle, il caricamento nei tre strumenti è stato immediato.

2. Qlik

2.1 Qlik Sense

Qlik Sense è un tool di business intelligence finalizzato alla visualizzazione e alla creazione di dashboard tramite i quali svolgere agilmente analisi su dataset.

Qlik si focalizza principalmente sulla Descriptive Analysis, la quale mira a illustrare delle correlazioni presenti nei dati a partire da quelle che sono le esperienze passate, e sulla Diagnostic Analysis, ovvero quell'analisi che punta a comprendere le cause di eventi passati. Nel mondo della business intelligence l'esposizione dei risultati in modo chiaro è di vitale importanza, a tal fine Qlik offre degli strumenti di data visualization che permettono di presentare le informazioni estratte in modo intuitivo.

Oltre a questo, Qlik ci ha anche permesso di creare uno spazio di lavoro comune dove è stato possibile sviluppare le analisi in maniera coordinata.

2.2 Analisi per artisti

La prima analisi eseguita si focalizza sugli artisti e sui relativi album. La dashboard è composta da una mappa interattiva, che indica la distribuzione spaziale degli artisti, una tabella (esplorabile), che illustra il numero di album e la durata (in formato [hh]:[mm]:[ss]) nella quale è possibile selezionare l'artista/album, e un grafico a barre, che indica il numero di tracce [Figura 2].

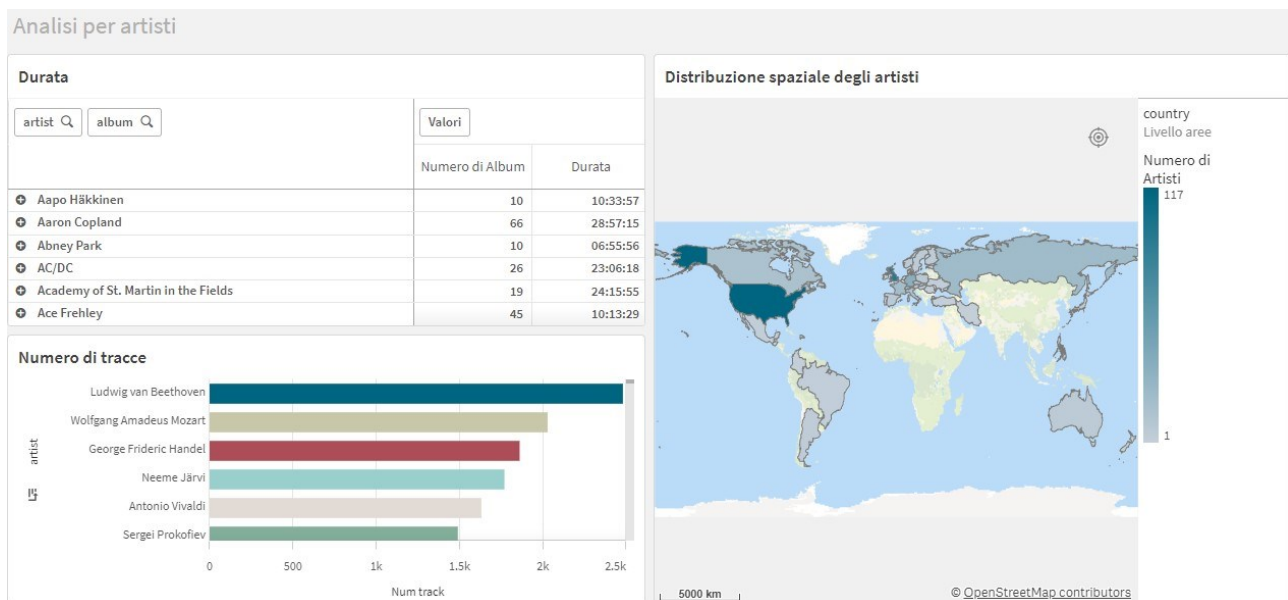


Figura 2

A prima vista, si può notare che gli artisti con più canzoni sono esponenti della musica classica e che gli Stati Uniti sono il Paese con il maggior numero di artisti.

Tramite la dashboard, è possibile esplorare i livelli della gerarchia; per esempio, facendo drill-down sulla dimensione spaziale e selezionando una Nazione, vengono mostrati gli stati e le regioni [Figura 3].

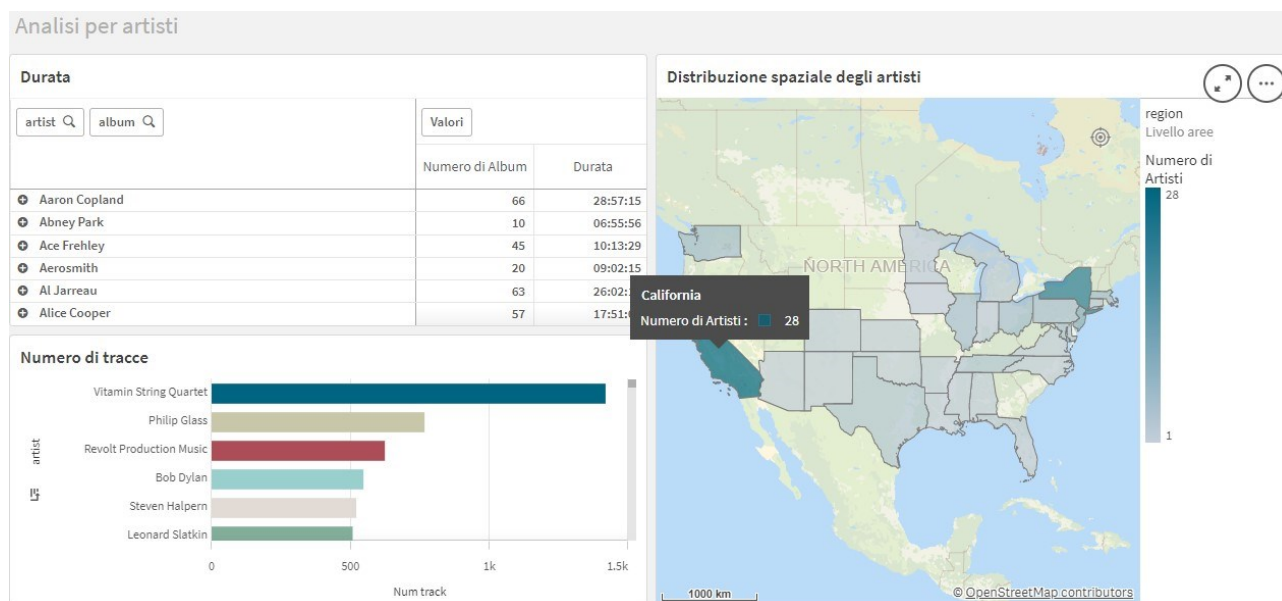


Figura 3

In questo caso, oltre al numero, si possono vedere e ricercare gli artisti che fanno riferimento esclusivamente al Paese scelto in precedenza.

Selezionando uno Stato, vengono mostrati gli artisti riferiti a quella particolare regione e nello specifico viene evidenziata ogni singola città tramite una bolla, la cui grandezza dipende dal numero di artisti; per esempio, è possibile scegliere uno o più artisti e vedere i relativi album [Figura 4].

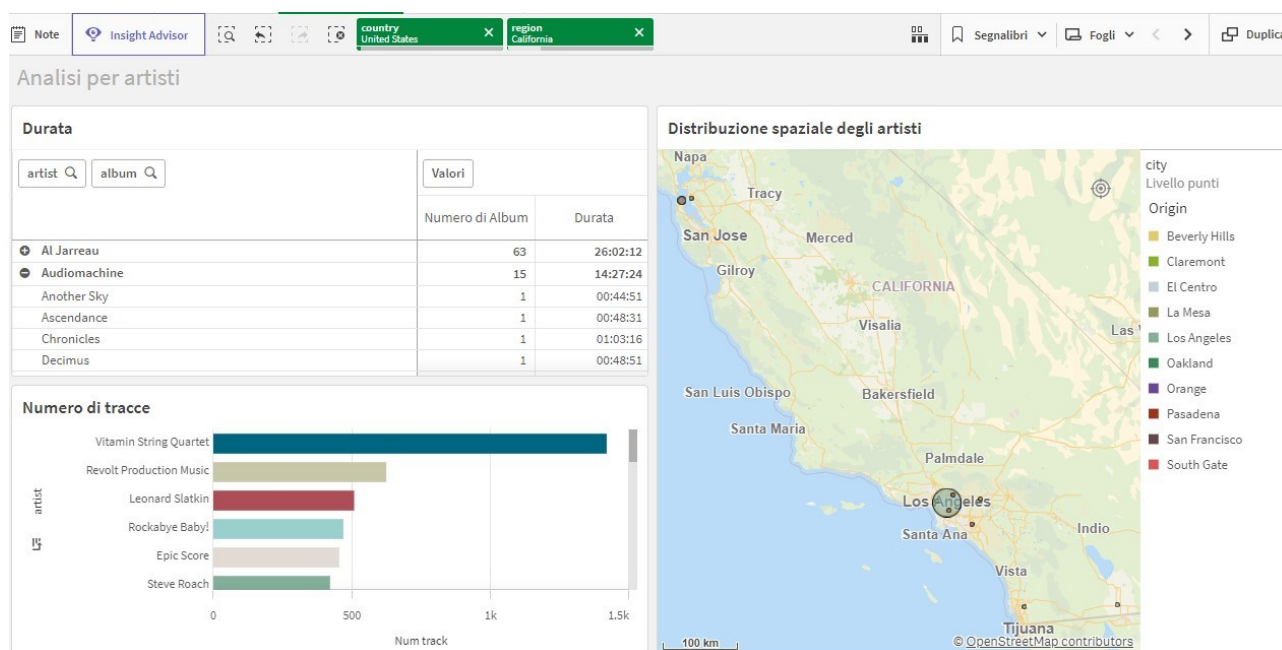


Figura 4

All'ultimo livello della gerarchia, in aggiunta alle funzioni precedenti, è anche possibile esplorare i vari album dell'artista scelto per sapere il numero di tracce [Figura 5].

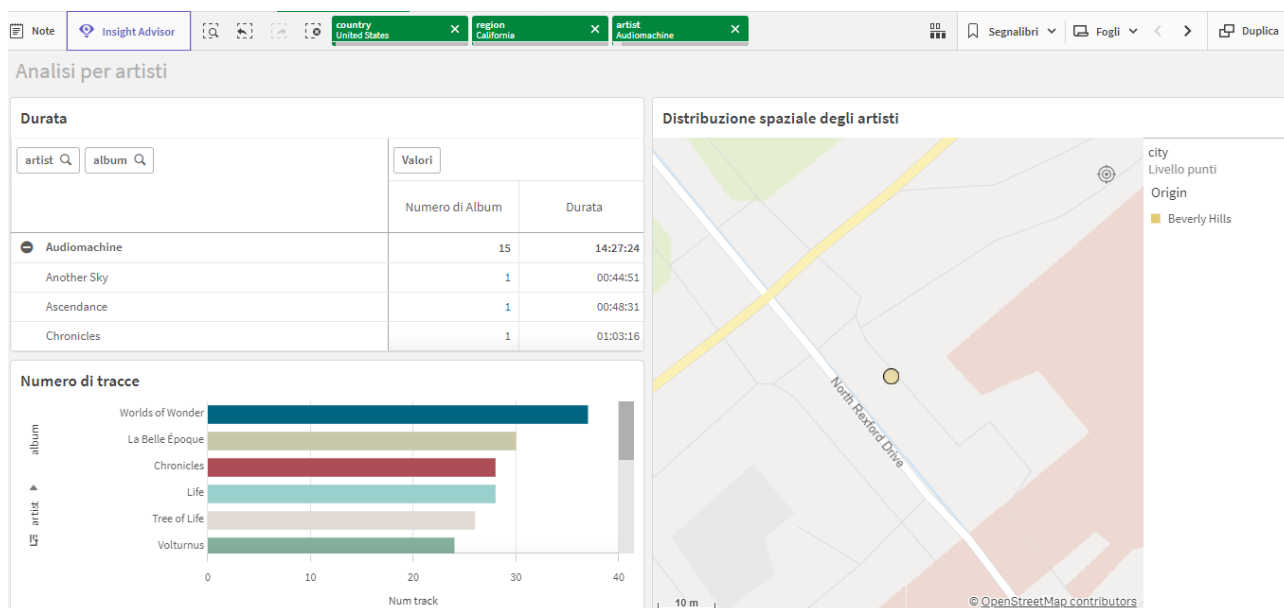


Figura 5

2.3 Analisi sull'energia

L'attributo "energy" indica quanto una canzone è energica e attiva, per cui può essere sfruttato al fine di trovare informazioni sugli artisti. Considerando l'energia e la rumorosità, nella seconda analisi è stato possibile trovare una correlazione lineare positiva (indice di correlazione di Pearson: 0.81), in quanto solitamente una canzone energica (per esempio rock) è anche rumorosa, mentre una sinfonia (classica) risulta essere più calma [Figura 6].

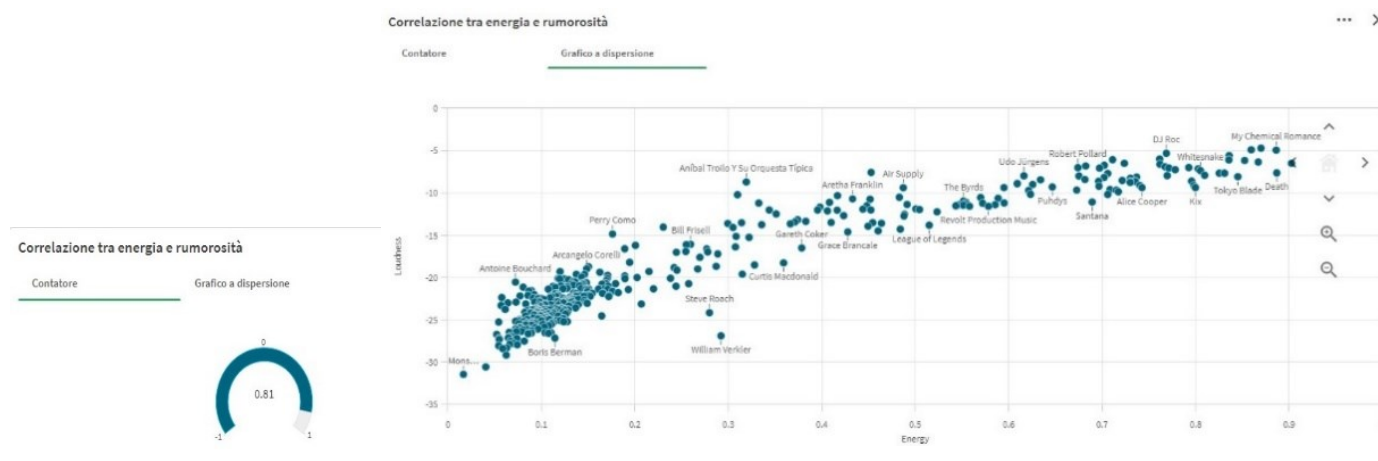


Figura 6

Invece, analizzando energia e presenza di strumenti acustici, si ha una correlazione lineare negativa (indice di correlazione di Pearson: - 0.81), poiché l'uso di chitarre acustiche è associato spesso a canzoni più tranquille o tristi [Figura 7].

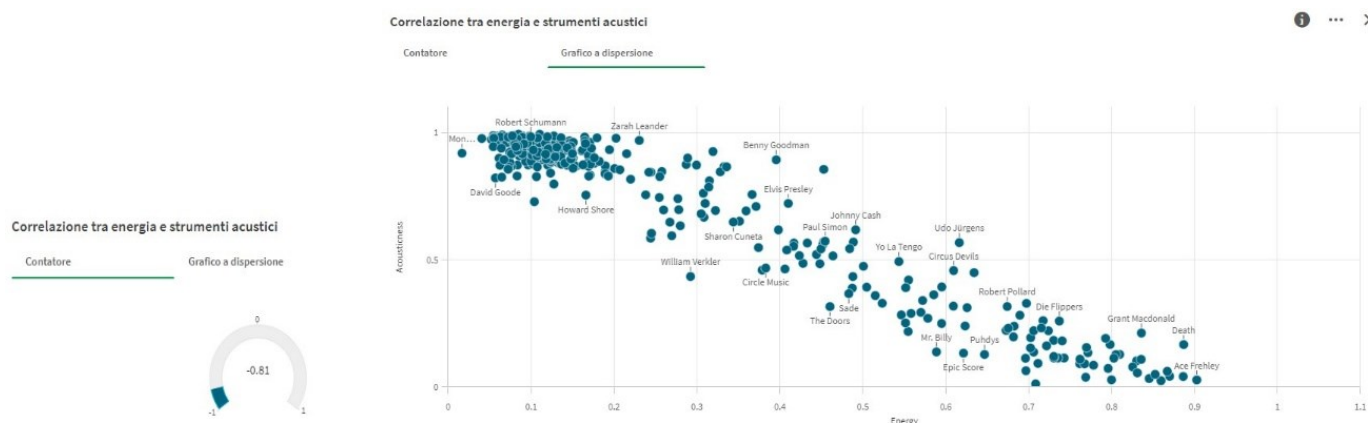


Figura 7

Un'altra grandezza che viene utilizzata insieme all'energia è la valenza, che indica quanto una traccia sia percepita positivamente o negativamente; in questo caso, dall'analisi temporale, si nota una correlazione positiva meno marcata [Figura 8].



Figura 8

Cambiando prospettiva, si possono analizzare gli artisti in base a quanto i loro album spingano a danzare. Usando tale misura insieme all'informazione derivante dall'energia, è possibile segmentare il dataset in 3 cluster tramite la tecnica del K-means [Figura 9]: in generale, si possono distinguere gli artisti di musica classica (cluster 1), da quelli di musica rock (cluster 2) a quelli di altri generi (cluster 3). Logicamente, alcuni artisti sulla frontiera non vengono assegnati al cluster più corretto, ma ciò è dovuto alla tecnica di clustering utilizzata.

Segmentazione artisti per energia e danzabilità

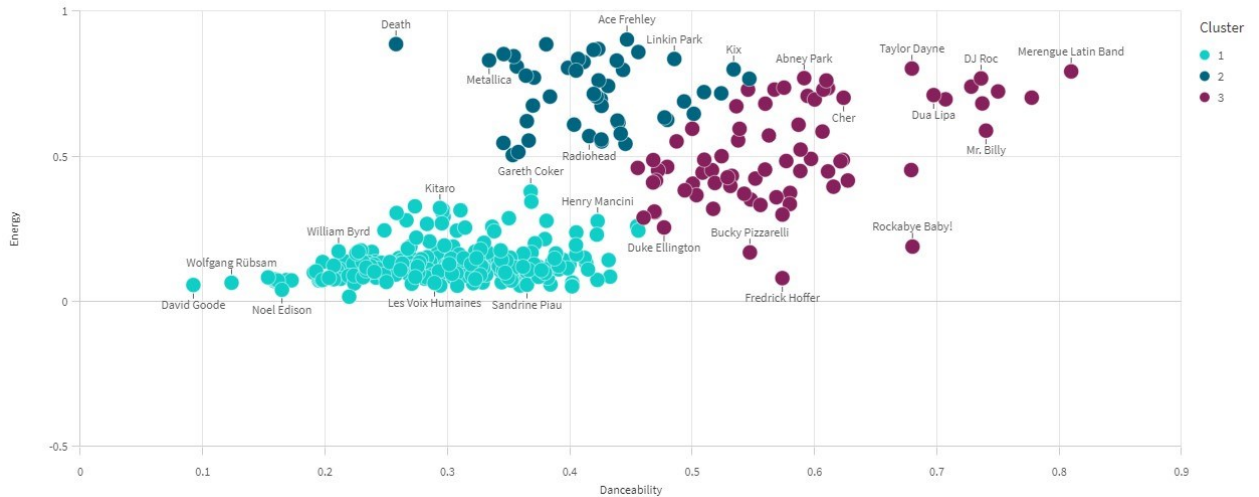


Figura 9

2.4 Analisi della tonalità

La terza analisi si focalizza sulla tonalità di una canzone, che si ricava tramite la chiave (Do, Do#, Re, ...) e il modo (Minor, Major). Tramite una mappa ad albero [Figura 10], si può visualizzare la distribuzione delle tonalità tra le tracce, da cui si nota che “Do maggiore” sia la tonalità più diffusa e che circa i 2/3 delle canzoni siano nel modo “maggiore”. Inoltre, è possibile filtrare le tonalità per artista, e per relativo album, in modo da sapere quante tracce sono state incise con una particolare tonalità. Considerando il modo “minore”, la maggior parte delle canzoni hanno come chiave “La”.

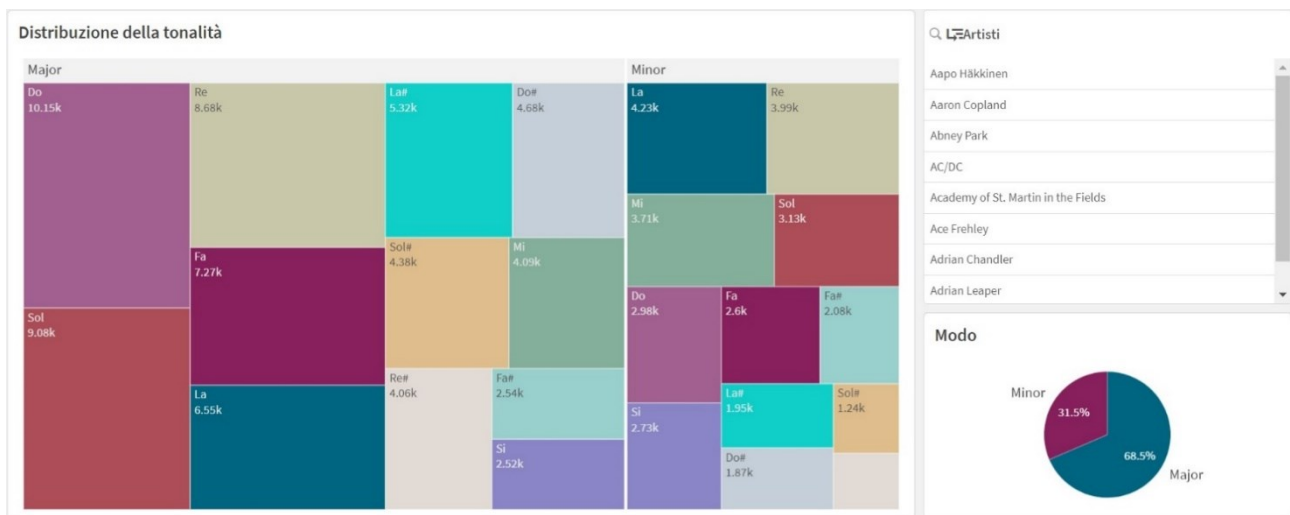


Figura 10

3. Tableau

Tableau è software finalizzato alla visualizzazione interattiva dei dati, focalizzata sulla Business Intelligence. In particolare, Tableau Desktop è un tool di analisi visiva mirato a facilitare le operazioni gestionali dell'utente. Tramite un'efficace componente di rappresentazione visiva è possibile illustrare ed evidenziare le informazioni estratte dai dati. Inoltre, i vari utenti possono creare e condividere le dashboard attraverso cui si può ricavare conoscenza (per esempio i trend). In aggiunta, Tableau permette la fusione di dataset eterogenei per l'acquisizione e l'elaborazione dei dati (file, database relazionali e server differenti).

3.1 Analisi Geografica per chiave e modo

Lo scopo principale di questa analisi è stato quello di identificare le coppie chiave-modo più gettonate per ogni regione presente nel nostro dataset. Per far ciò, l'operatore di aggregazione di cui ci siamo serviti è la moda; purtroppo, Tableau non mette a disposizione nessuna implementazione di questo operatore, di conseguenza siamo dovuti ricorrere all'utilizzo di campi calcolati che emulano il suo funzionamento.

La forma del campo calcolato "ModaKEYMODE" è la seguente:

```
{ FIXED [City] : Max ({FIXED [City], [Key Mode]: COUNT([Key Mode]))}  
=  
{FIXED [City], [Key Mode] : COUNT([Key Mode])}
```

L'obiettivo era generare una colonna di supporto che riportasse dei valori booleani del tipo:

- *True*: La coppia key-mode in questione rappresenta la moda per la città che stiamo visualizzando.
- *False*: La coppia key-mode non rappresenta la moda della città.

Ottenuta questa colonna per ogni città, ci è bastato filtrare i valori false per ottenere le mode di ognuna di queste ultime.

Una volta ottenuti questi valori per ogni città, ci è bastato inserire la gerarchia Country-Region-City fra le dimensioni per ottenere le visualizzazioni sotto riportate, dove andando a fare roll-up e drill-down possiamo osservare le varie mode per Paese [Figura 11], Stato/Regione [Figura 12], e Città [Figura 13].

Un problema riscontrato con questo approccio sta nel fatto che in Tableau i campi calcolati non riescono a riconoscere gli alias dei membri, e di conseguenza, al livello più basso di aggregazione (Città), gli alias (Do,Do#, ect.) assegnati alle coppie di interi key-mode non venivano riconosciuti. Al contrario, aggiungendo livelli di aggregazione (Region, Country), gli alias venivano letti correttamente. Questo ci ha obbligato a fare un

passo indietro per tornare alla fase di trasformazione, dove abbiamo cambiato i campi interi di key e mode in campi stringa, riportanti tutte le varie chiavi e i due modi.

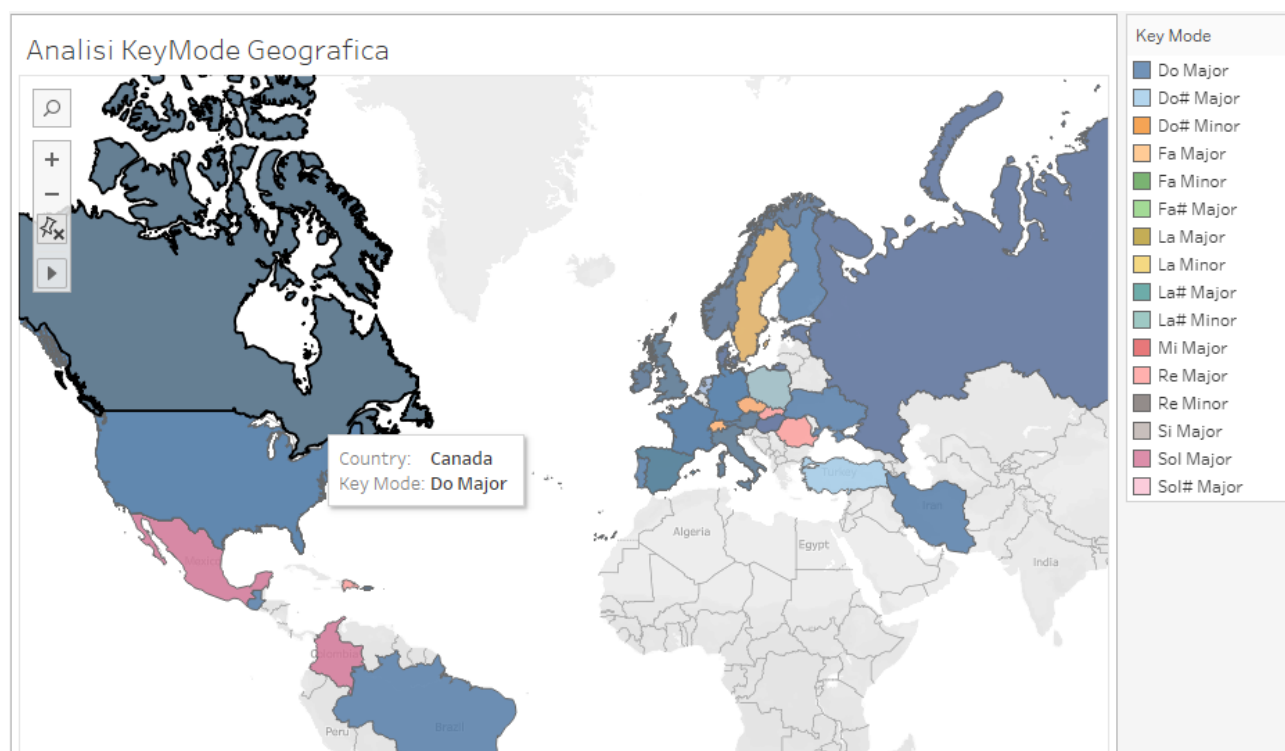


Figura 11

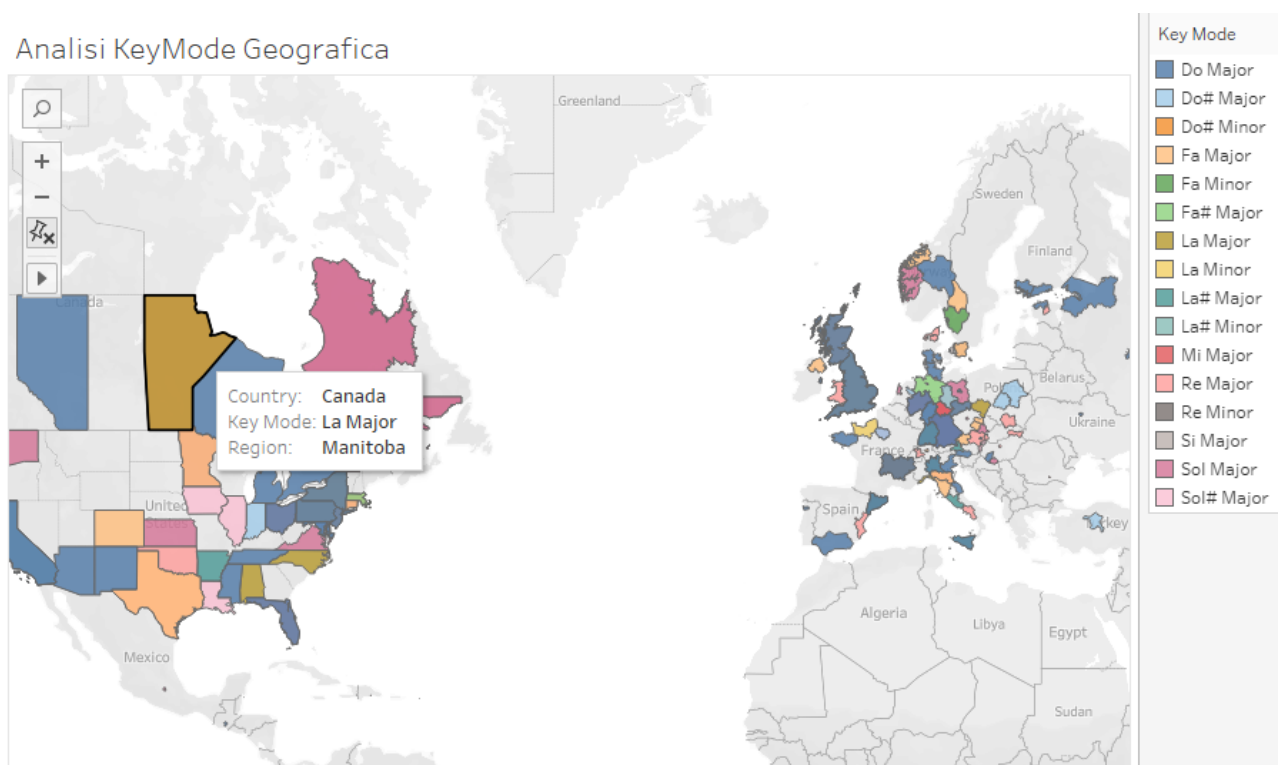


Figura 12

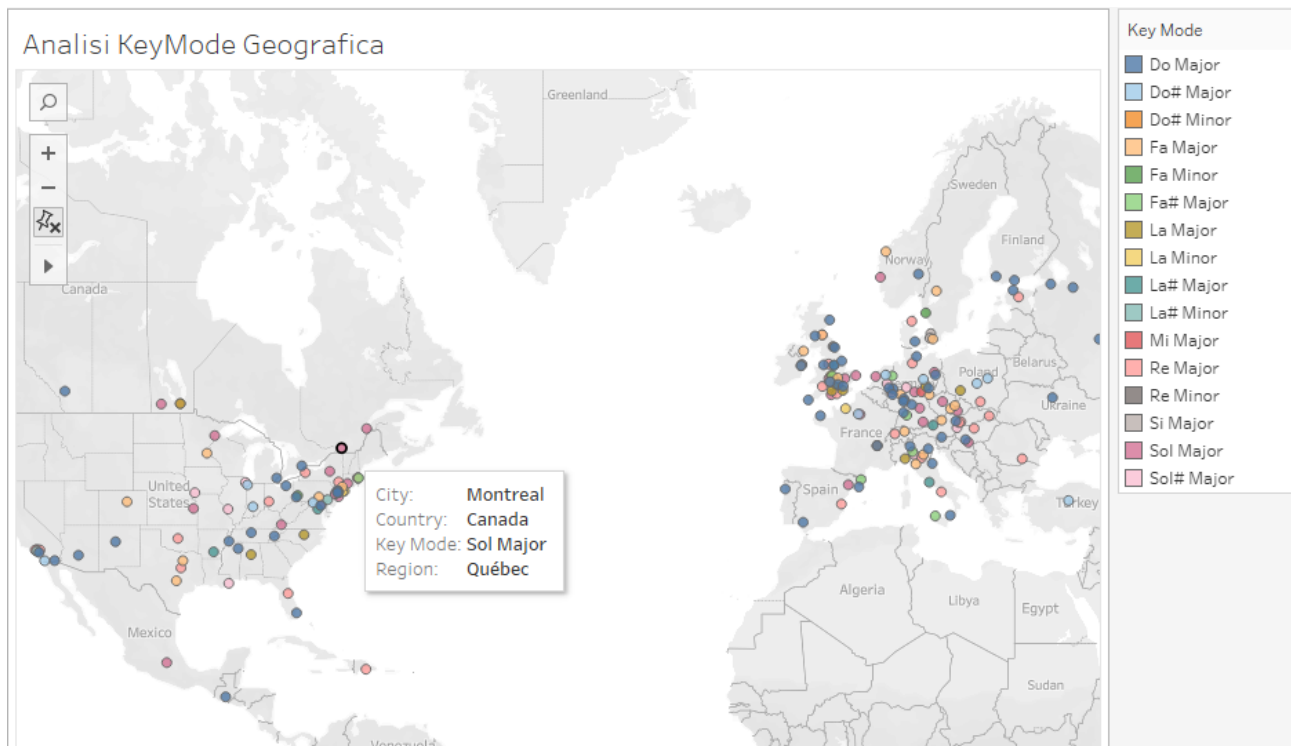


Figura 13

3.2 Stories correlazione energia

La seconda analisi che abbiamo deciso di svolgere su Tableau è un'analisi finalizzata ad osservare le correlazioni che legano la misura "energy" con altre misure significative del nostro dataset. In particolare, sono state scelte tre misure in merito alle quali è facile immaginare che tipo di relazione può intercorrere con il valore "energy" di una traccia; queste tre misure sono "loudness", "instrumentalness" e "acousticness".

A tal fine abbiamo deciso di sfruttare le stories di Tableau, le quali permettono di esporre i risultati ottenuti sotto forma di sequenza di visualizzazioni; questi fogli che compongono la storia sono di fatto immagini accompagnate da un testo esplicativo.

I fogli che abbiamo deciso di inserire nelle storie sono quattro.

Il primo fornisce una rappresentazione dell'andamento delle tre correlazioni sulla base della dimensione tempo a livello anno [Figura 14]. Come è possibile osservare le tre correlazioni sono tutte di diverso tipo. In particolare, Energy-Loudness è molto vicina all'uno dato che un brano energetico quasi sempre è anche un brano rumoroso, Energy-Instrumentalness non mostra uno sbilanciamento in quanto non c'è un nesso fra l'energia di un brano e il suo essere strumentale, ed in fine abbiamo Energy-Acousticness che presenta valori molto prossimi al -1, dovuti al fatto che la maggior parte dei brani acustici sono molto più rilassati.

Storia Correlazioni Energy

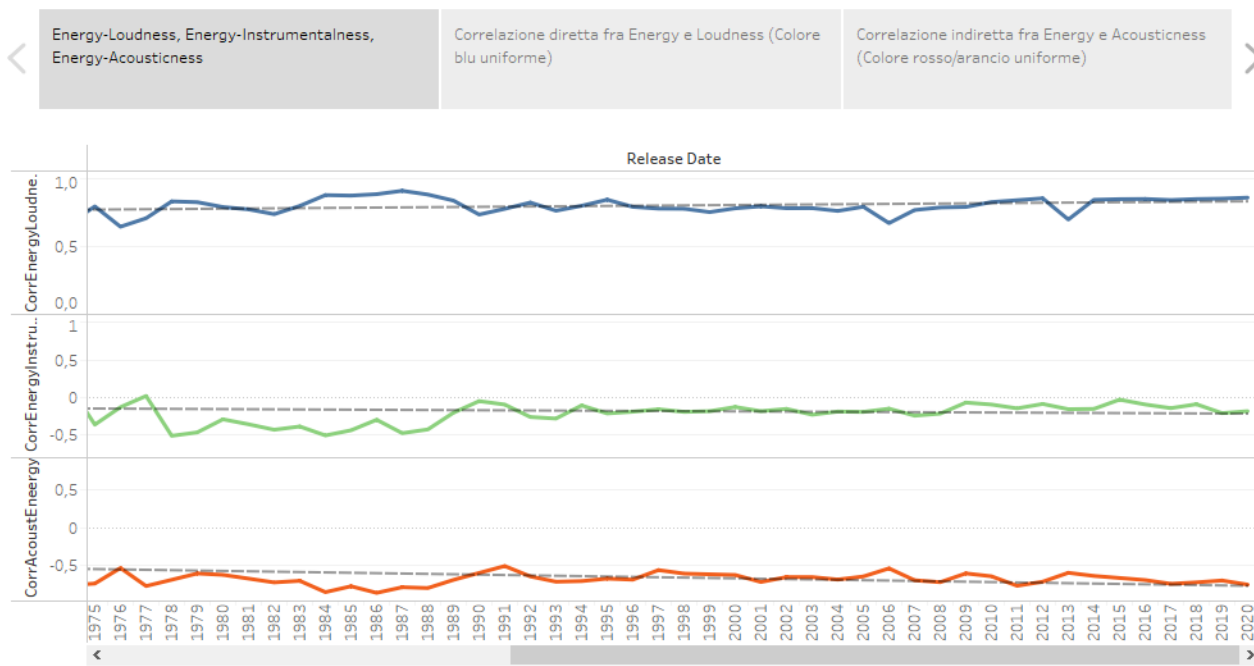


Figura 14

Dopo questa analisi temporale delle correlazioni, abbiamo pensato di procedere con un'analisi su base geografica, e quindi abbiamo inserito le misure relative alle tre correlazioni in un grafo insieme alla gerarchia spaziale “country”-“region”-“city”. In questa maniera, è stato possibile ribadire le nostre aspettative sulle tre misure anche su base geografica; qui le correlazioni positive e negative sono rappresentate rispettivamente da colori vicini al blu [Figura 15] e al rosso [Figura 16], mentre la mancanza di una relazione è osservabile tramite la presenza di colori diversi [Figura 17].

Storia Correlazioni Energy

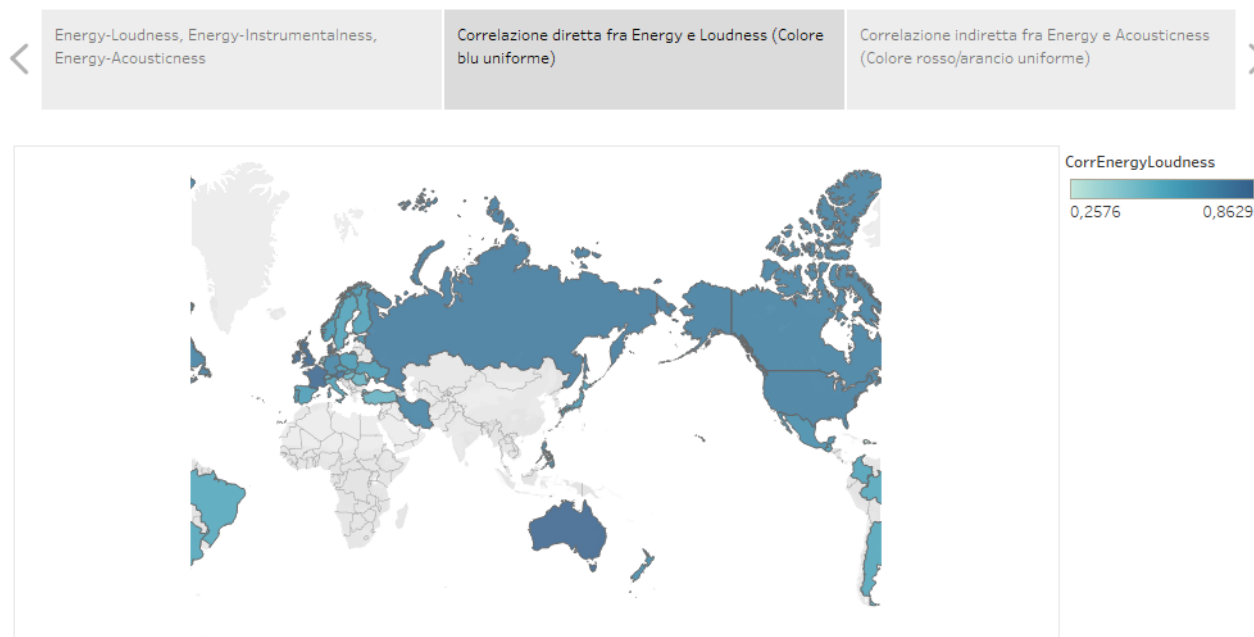


Figura 15

Storia Correlazioni Energy

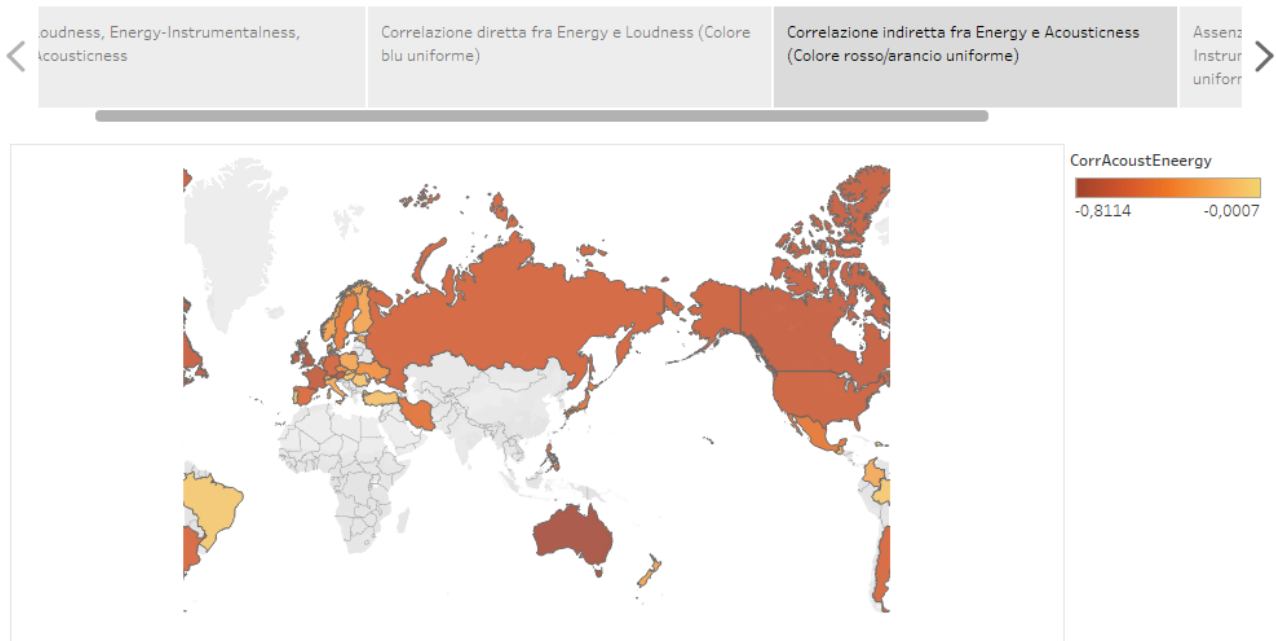


Figura 16

Storia Correlazioni Energy

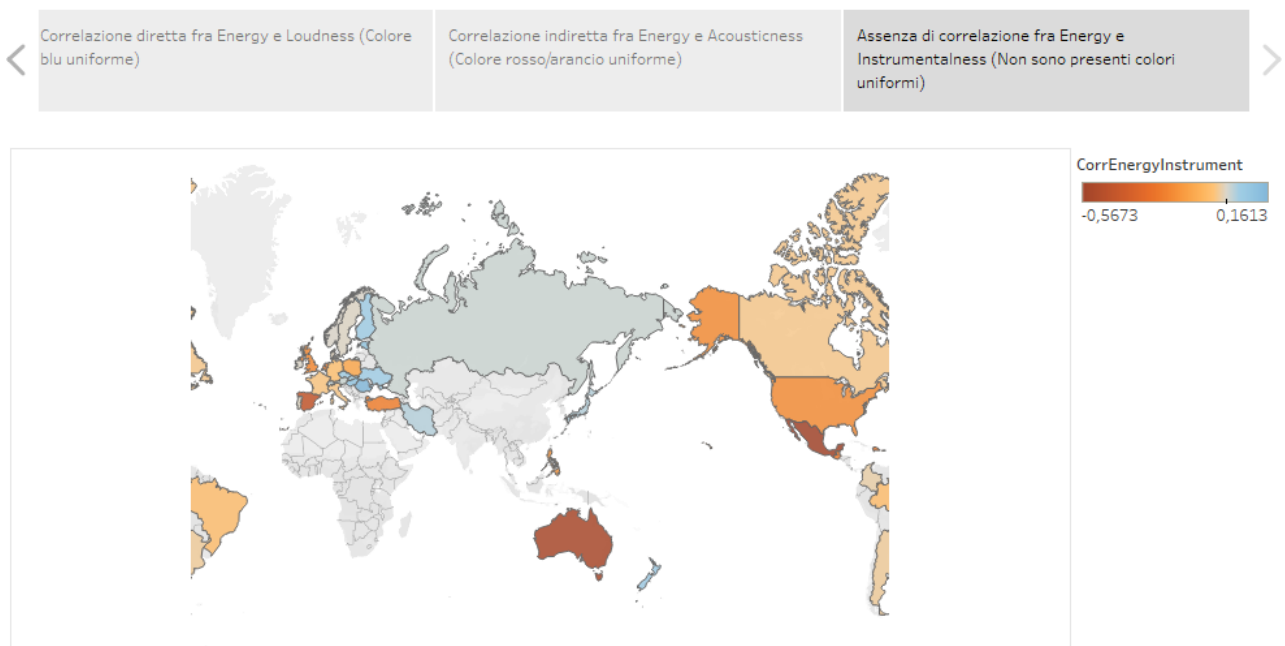


Figura 17

3.3 Analisi di tendenze

Un'altra tipologia di analisi che Tableau consente di svolgere è quella relativa alle tendenze di determinati valori. Nel nostro caso, avendo a disposizione molte misure descrittive, quello che abbiamo fatto è osservare le previsioni degli andamenti di queste ultime negli anni dopo il 2020 (ultimo anno rappresentato nel nostro dataset), andando a considerare una finestra temporale di 25 anni. Tale scelta è stata guidata dall'assenza

di alcuni anni nel dataset e dal fatto che l'utilizzo di una finestra temporale troppo ampia avrebbe portato a risultati meno attendibili.

Nei grafi sotto riportati possiamo vedere tre previsioni fatte su base annua, rappresentanti l'andamento dei valori medi di tre misure [Figura 18]. Queste ultime sono state scelte per evidenziare tre andamenti diversi: stabile, crescente e decrescente. Le misure in questione sono “energy” (crescente), “liveness” (perlopiù stabile) e “acousticness” (decrescente).

Le previsioni, in quanto tali, indicano la possibilità che una misura assuma un determinato valore in futuro e vengono calcolate sulla base dell'andamento storico. Nei grafi riportati qui, sotto la zona di colore sfocato indica il range di valori entro il quale si prevede che la media della misura ricadrà e, per questa ragione, misure che nel tempo sono rimaste più stabili presentano una variabilità meno marcata (la previsione di “acousticness” rispetto a quella di “energy” è più sicura in quanto quest'ultima nel tempo ha presentato svariati picchi).

Previsioni

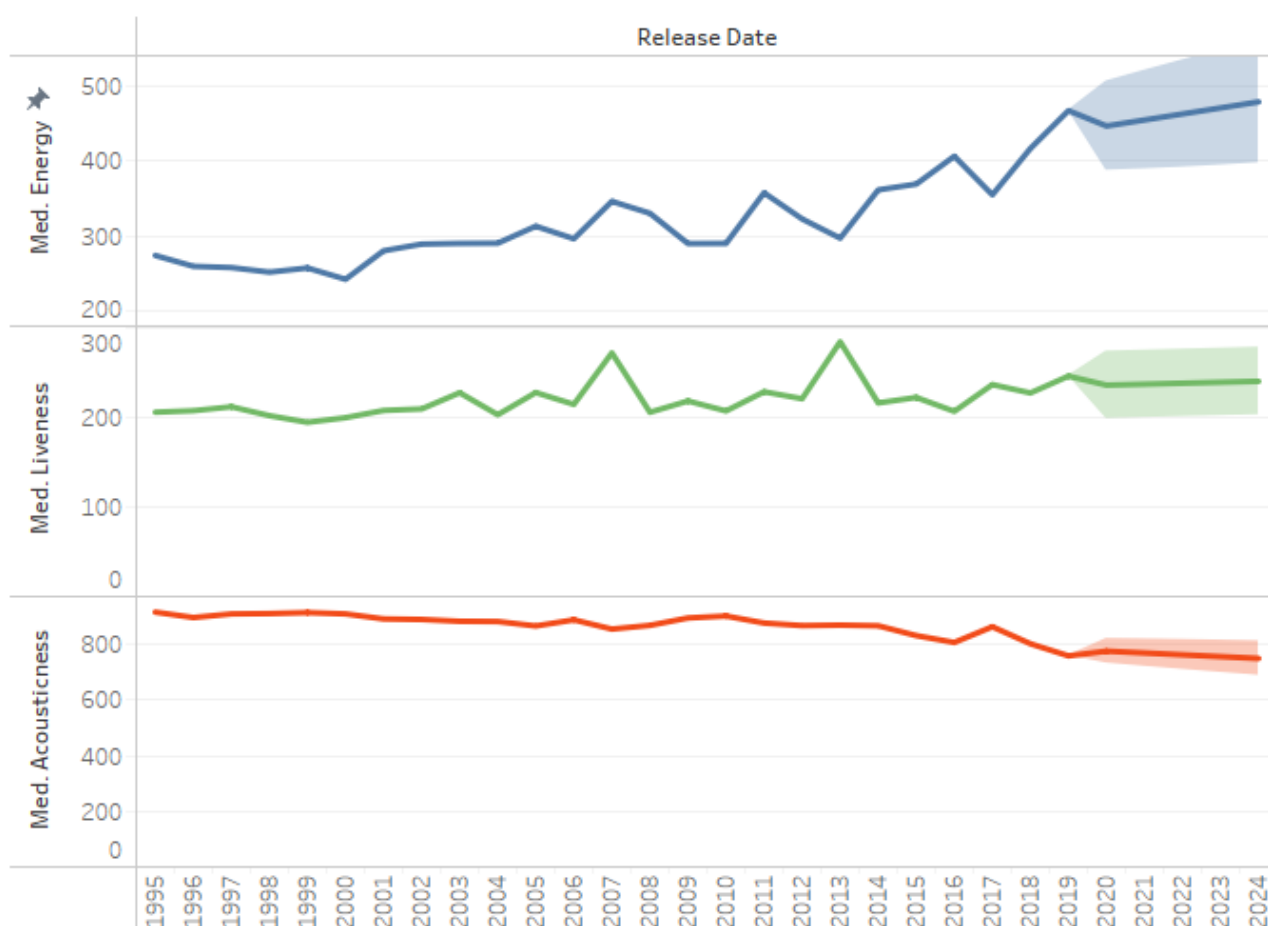


Figura 18

4. Power BI

Power BI rappresenta l'approccio di Microsoft allo sviluppo di tool mirati alla Business Intelligence, offrendo una serie di strumenti finalizzati a svolgere varie tipologie di operazioni nel campo della Data Analysis.

Fra i principali punti di forza di questo software troviamo la sua intuitività, infatti svolgere operazioni di ETL e di analisi risulta essere diretto e immediato. In aggiunta a ciò, con Power BI siamo anche in grado di svolgere tipologie di analisi piuttosto complesse, come quelle diagnostiche e quelle predittive. Un ulteriore punto di forza di questo tool è rappresentato dalla possibilità di agire sui dati caricati tramite script R e Python, in aggiunta alle espressioni DAX (Data Analysis Expressions).

Sotto il punto di vista della presentazione dei risultati, forse Power BI resta meno accattivante rispetto ad altri tool, tuttavia è in grado di generare visualizzazioni chiare e facili di interpretare.

4.1 Analisi della durata delle tracce

La prima analisi affrontata su Power BI ha riguardato la durata media (in minuti) delle tracce raggruppate in base alla loro posizione nell'album. La logica alla base di questa analisi è stata quella secondo cui, nella maggior parte dei casi, le tracce con durata maggiore, spesso le più strutturate, sono inserite dagli artisti fra le prime dell'album.

Quindi, è stato riportato un diagramma a barre rappresentante la media della durata delle tracce in base alla loro posizione nell'album [Figura 19]. A primo impatto, è facile osservare come le prime 6 canzoni degli album abbiano in media una durata maggiore di 5 minuti; dopodiché, scendendo di posizione, le durate tendono inizialmente a diminuire per poi stabilizzarsi su un valore vicino ai 2 minuti e 30 secondi.

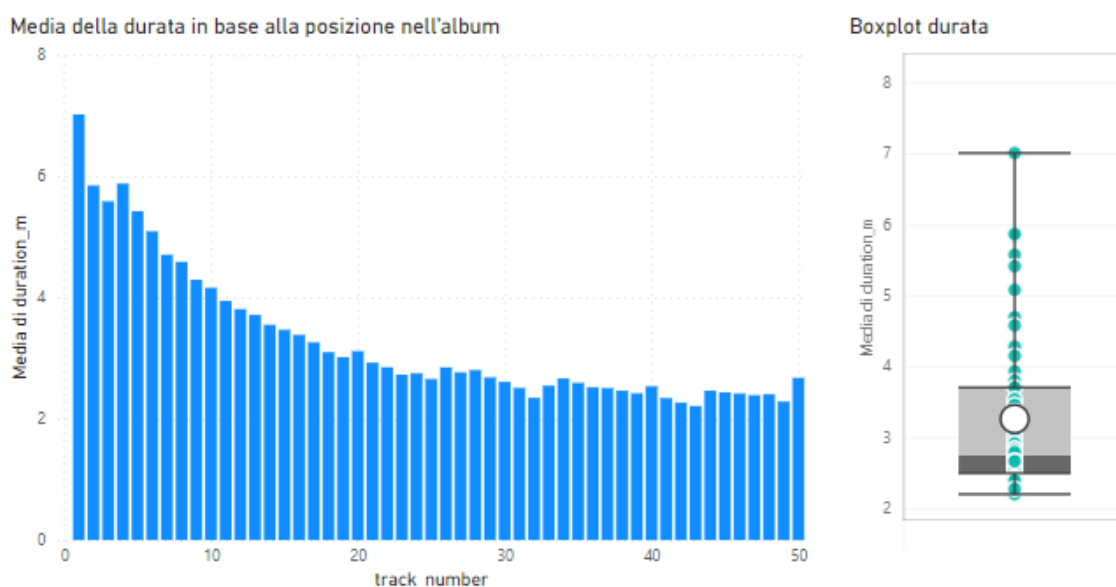


Figura 19

A supporto di ciò, tramite l'utilizzo di un boxplot, è possibile osservare la distribuzione delle durate delle tracce in base alla posizione nell'album; in particolare, si può notare come dopo la sesta traccia sia presente un gap il quale la separa dalla settima e che le tracce successive alle prime tendono a raggrupparsi attorno alla media (3 minuti e 15 secondi circa).

Siccome si considera la media delle durate, per avere una visione più rappresentativa dei dati sono stati inseriti quattro misuratori che riportano il valore minimo, il valore massimo, la mediana e la deviazione standard delle durate [Figura 20]. Inoltre, è possibile esplorare manualmente (cliccando sul grafico a barre) le caratteristiche riferite alla singola posizione della traccia nell'album, avendo in questo modo una prospettiva più chiara e granulare.

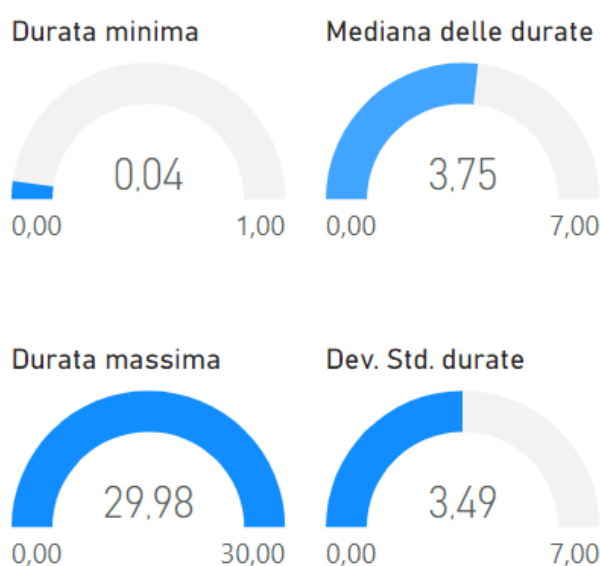


Figura 20

Per concludere lo studio riguardante la durata delle tracce, queste ultime sono state analizzate su base annua, tramite l'utilizzo di un grafico a dispersione [Figura 21]. La distribuzione risultante mostra un andamento molto netto: col passare degli anni si assiste ad una costante omologazione della durata delle tracce, la quale tende ad assumere un valore che si aggira intorno ai 4 minuti e 30 secondi.

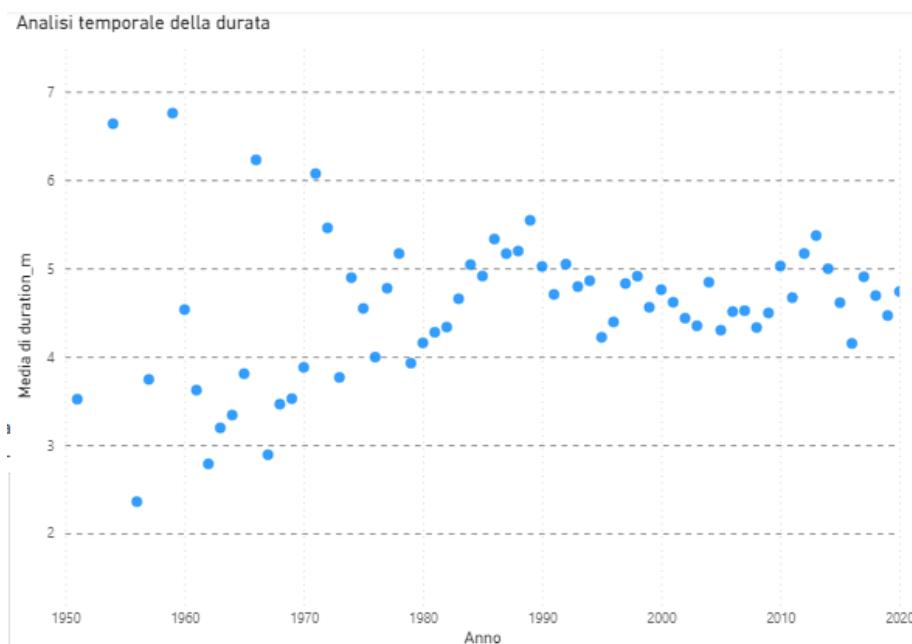


Figura 21

Per esempio, selezionando la media della durata delle canzoni alla prima posizione all'interno dell'album, si può notare che il corrispondente valore mediano (circa 5 minuti) sia minore della media (7 minuti) e che la deviazione standard sia piuttosto elevata [Figura 22]. Riguardo all'analisi temporale, dal 1950 fino al 1990 la durata risulta essere abbastanza eterogenea, mentre negli anni 2000 essa si assesta attorno ai 6 minuti. Ciò si riflette nel fatto che, in genere, la prima canzone dell'album (solitamente l'intro) è una tra le canzoni più elaborate, lunghe e rifinite.

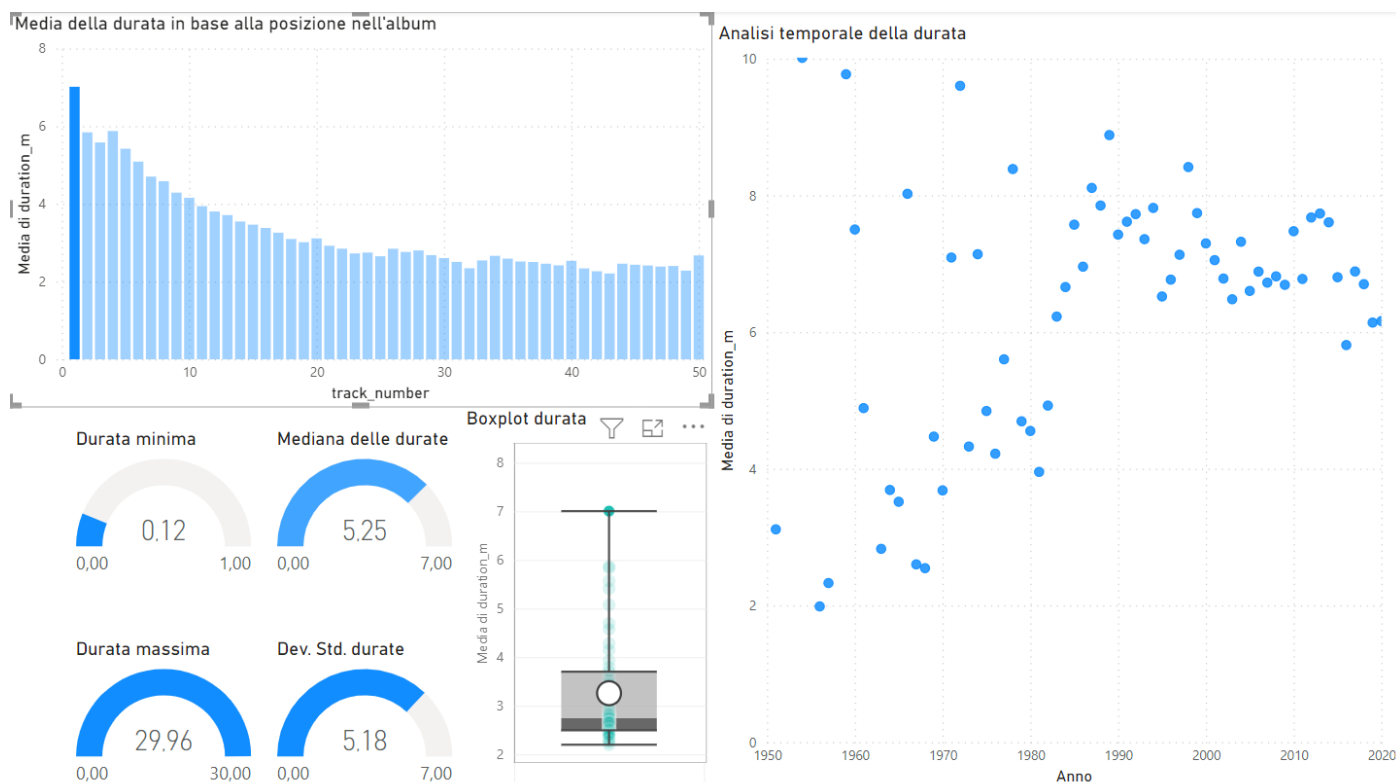


Figura 22

4.2 Analisi delle caratteristiche in base alla tonalità musicale

L'ultima analisi effettuata sulle tracce musicali si focalizza sulle emozioni che riguardano una canzone o un album. Fino all'inizio del XX secolo, era comune associare le chiavi musicali con specifiche caratteristiche emotive o qualitative, sia da parte degli autori sia da parte del pubblico. Perciò, dato che il dataset in questione è composto per una cospicua parte da musica classica, si è verificata la presenza di tali associazioni, facendo uso di 5 feature disponibili: la valenza (quanto una canzone è percepita positivamente), l'energia, la presenza di strumenti acustici, il tempo (che indica l'andamento) e la rumorosità. Per rilevare un riscontro, è stata aggiunta anche una legenda che riporta le tonalità musicali e le loro associazioni emotive [Figura 23].

LEGENDA	
<i>Do Major</i> : Felice	<i>Sol Major</i> : Serio, Fantasy
<i>Do Minor</i> : Triste, negativo	<i>Sol Minor</i> : Malumore, inquietudine
<i>Do# Minor</i> : Disperazione, paura	<i>Sol# Major</i> : Morte, eternità, cosmo
<i>Do# Major</i> : Dolorante, depresso	<i>Sol# Minor</i> : Lamentela, gemito
<i>Re Major</i> : Trionfante, vittorioso	<i>La Major</i> : Gioia, soddisfazione, ottimismo
<i>Re Minor</i> : Serio, devoto	<i>La Minor</i> : Tenero, devoto
<i>Re# Minor</i> : Angoscia profonda, ansia	<i>La# Major</i> : Allegro, bizzarro, solare
<i>Re# Major</i> : Crudele	<i>La# Minor</i> : Orribile, pessimismo
<i>Mi Major</i> : Rissoso, turbolento	<i>Si Major</i> : Forte, rigido, selvaggio, furia
<i>Mi Minor</i> : Amorososo, inquieto	<i>Si Minor</i> : Solitudine, malinconia, sopportazione
<i>Fa Major</i> : Furioso, irascibile	
<i>Fa Minor</i> : Sconosciuto, malinconico, funebre	
<i>Fa# Major</i> : Trionfante	
<i>Fa# Minor</i> : Cupo, risentimento	

Figura 23

Per primo, tramite un grafico è stato possibile vedere l'andamento medio sia della valenza sia del tempo in base all'artista, all'album o alla traccia [Figura 24]. Infatti, l'analisi è più efficace se si considerano gli album piuttosto che i singoli artisti, poiché nella maggior parte dei casi un artista può scrivere pezzi con diverse accezioni. Dal grafico, si nota a prima vista una correlazione positiva tra valenza e tempo, tuttavia solamente queste due misure non sono in grado di fornire un'informazione più ampia; per esempio, una canzone triste potrebbe essere associata ad un andamento lento e – viceversa – una canzone felice potrebbe essere contraddistinta da una velocità maggiore, però in casi più complessi (come il concetto di fantasioso o di inquieto), la valenza e il tempo non sono sufficienti.

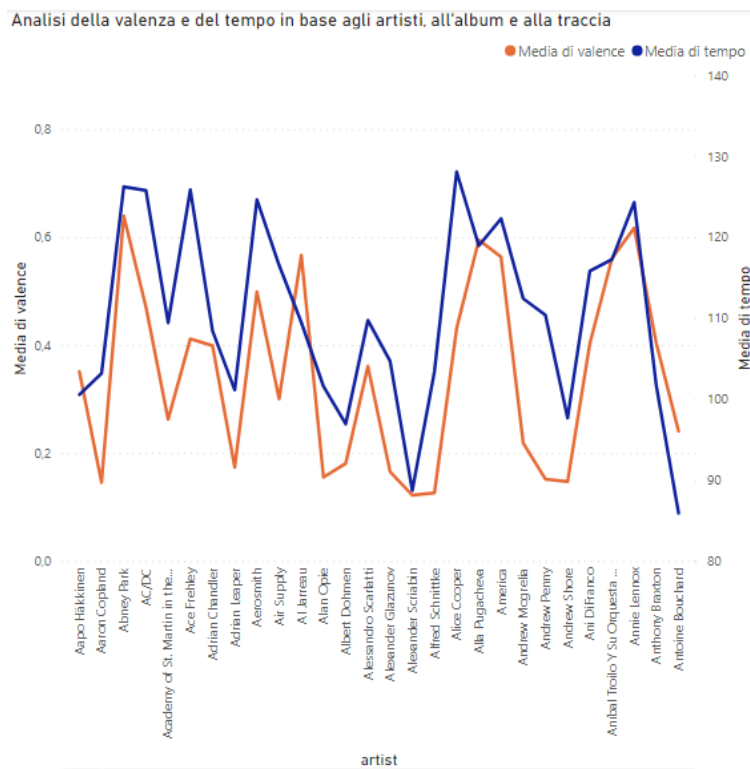


Figura 24

Dunque, sono stati inseriti quattro misuratori e una tabella: i primi indicano l'energia media, la presenza di strumenti acustici in media, il tempo medio e la rumorosità media, mentre la tavola presenta sulle righe le varie chiavi musicali e sulle colonne i suoi possibili modi (maggiore e minore) e la misura della valenza media [Figura 25].

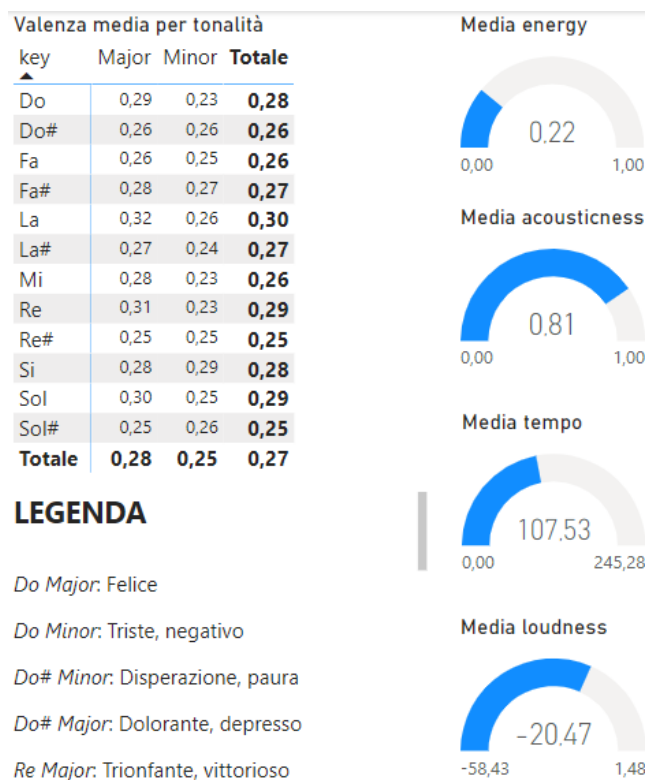


Figura 25

Grazie alle altre misure, è possibile interpretare anche altre tipologie di canzoni, ad esempio quando la valenza potrebbe non essere precisa, soprattutto per il fatto che la valenza media delle chiavi non superi 0,30.

Ad esempio, selezionando tra gli album di Mozart “Agnus Dei – Classical Music for Reflection and Meditation”, si verifica che la famosa “Lacrimosa”, scritta in Re minore (tonalità associata al serio e al devoto), sia effettivamente una traccia lugubre e triste [Figura 26], poiché – oltre alla valenza vicino allo 0 – l’energia è molto bassa, l’uso di strumenti acustici è molto alto, il tempo è di gran lunga sotto la media e la rumorosità non è eccessiva.

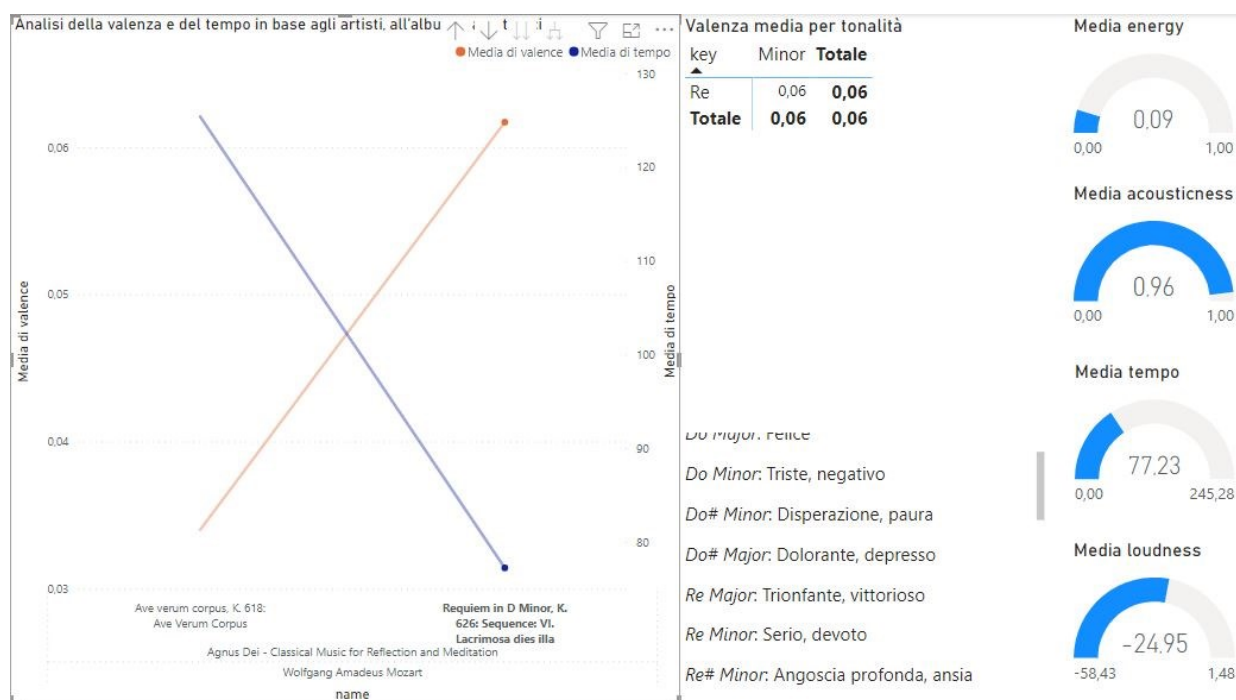


Figura 26

Se si seleziona “Piano Sonata No. 3 in C Major, Op. 2 No. 3: III. Scherzo. Allegro” di Beethoven che è scritta in Do maggiore (felice), si può notare che la valenza sia ben sopra la media e che – in linea con un sentimento di felicità – il tempo sia alto ma con una rumorosità discreta [Figura 27].

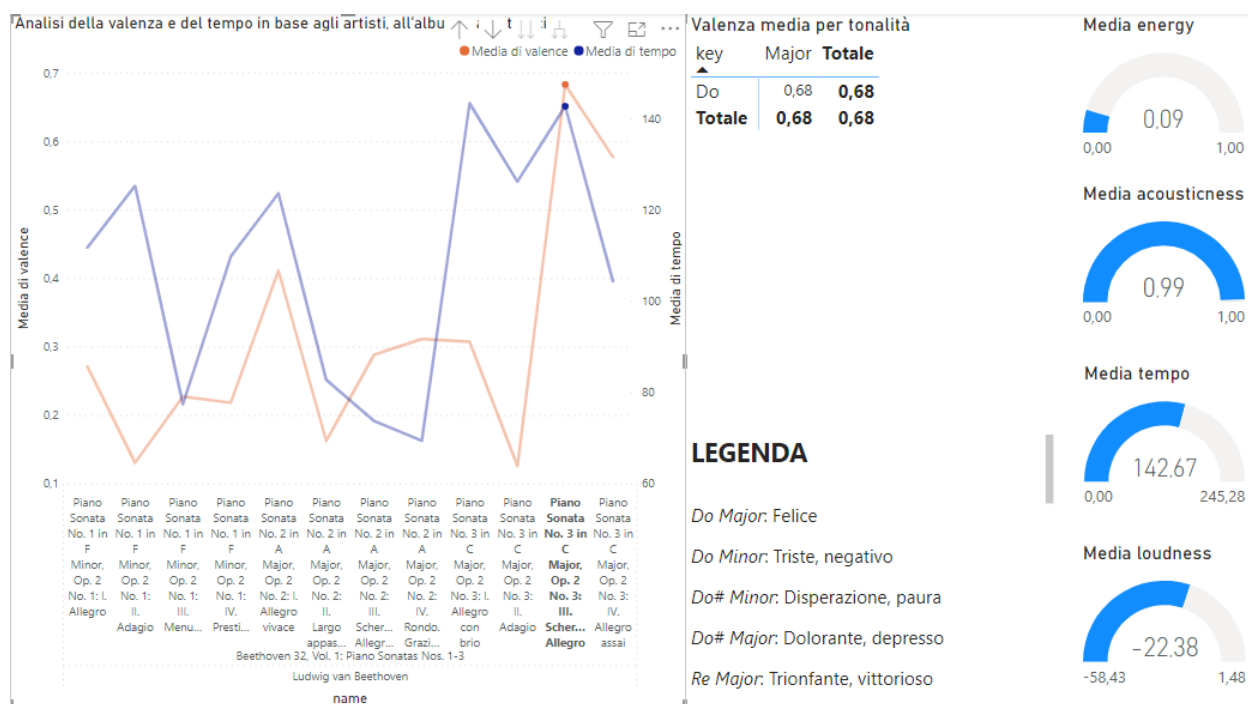


Figura 27

Invece, considerando un genere diverso, si può riscontrare che “T.N.T.” degli AC/DC, scritta in La maggiore, esprima effettivamente soddisfazione ed ottimismo [Figura 28]; anche se la valenza non sembri così alta (0,44), contemporaneamente si può notare che l’energia, il tempo e – soprattutto – la rumorosità siano elevati. Da tale esempio, si realizza che la sola misura della valenza, soprattutto quando la traccia non è di musica classica, non dovrebbe essere considerata in senso assoluto, ma congiuntamente con le altre misure.

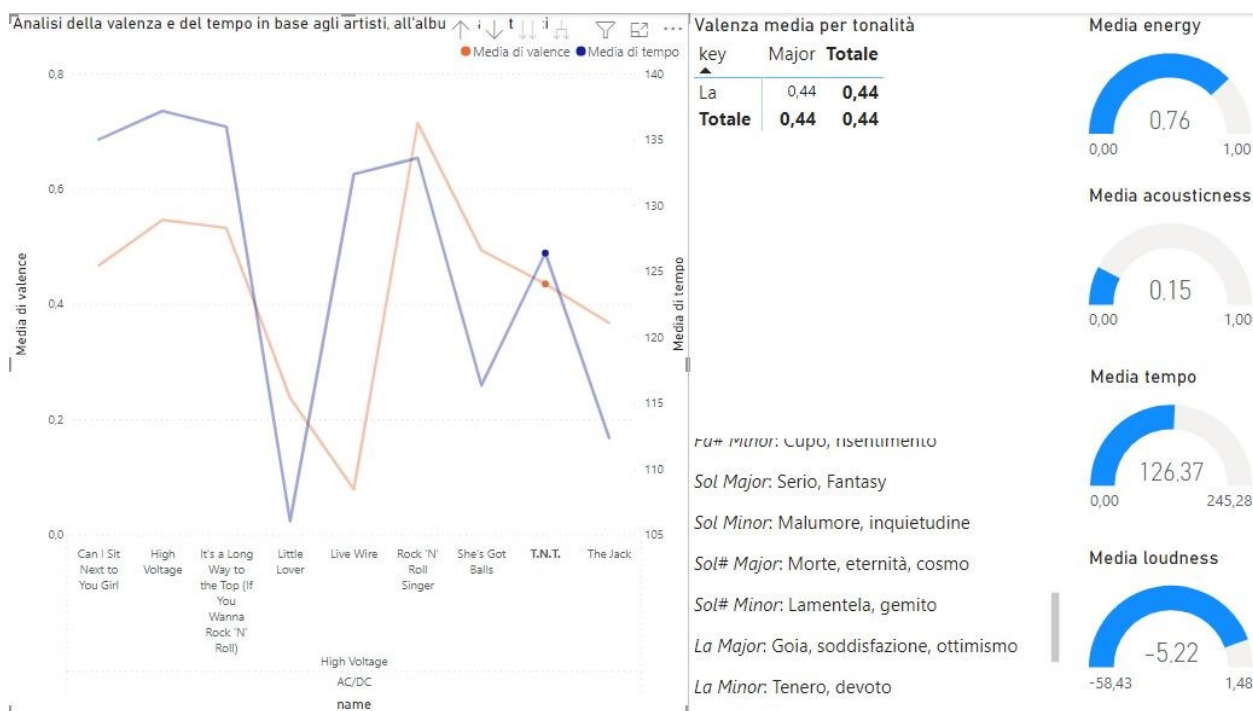


Figura 28

Dunque, da questa analisi è stato possibile risalire ad una misura ampiamente qualitativa (come le emozioni che vengono percepite da chi ascolta e da compone) a partire da misure quantitative. Naturalmente, il risultato non è di per certo ottimo, ma ciò è dovuto al fatto che nel tempo la musica cambia ed evolve.

5. Conclusioni

Dallo studio eseguito, le analisi sono sostanzialmente di tipo descrittivo e - di conseguenza - si riferiscono ad informazioni insite nel dataset, per cui esse si limitano a portare alla luce correlazioni e relazioni presenti nei dati.

5.1 Artisti

Dalle prime analisi è subito emerso che la maggior parte degli artisti presenti nel dataset provengono da Stati Uniti e Regno Unito; questo dato è rappresentativo dell'importanza dell'industria musicale in questi Paesi, i quali uniti hanno circa il 51% degli artisti presenti nel dataset (212 su 417). Da notare anche la totale assenza di artisti provenienti dall'Africa e dall'Asia centro-meridionale.

5.2 Tracce

La gran parte delle analisi svolte sono incentrate sulla natura delle canzoni presenti nel dataset. Studiando le caratteristiche principali a loro associate, siamo stati in grado di confermare alcune ipotesi che riguardano la musica che ci circonda.

In particolare, è stato possibile osservare che:

- Una canzone rumorosa è quasi sempre una canzone che trasmette molta energia;
- Canzoni acustiche nella maggior parte dei casi sono associate ad un mood più triste o rilassato.

L'analisi relativa alle note musicali e ai modi (maggiore/minore) ha permesso di osservare quali sono le tonalità più usate nei vari Paesi. Come prevedibile, in molte Nazioni occidentali la chiave di Do maggiore è la più utilizzata; tuttavia, è comunque possibile notare una certa varianza nei diversi Stati.

È anche importante menzionare il fatto che nel nostro caso questa tipologia di analisi ha più valenza a livello di Paese (Country) in quanto la limitata numerosità del dataset fa sì che scendendo ai livelli inferiori della gerarchia, i dati a disposizione per ogni regione/città siano talmente pochi da far perdere di significato ai risultati, i quali non sono più indicativi della situazione reale.