

# **MoodUp** songs advice based on your mood

Giorgia Gossi, Aurora Musitelli

The logo features the word "MoodUp" in a green, rounded, sans-serif font. It is centered within a red, irregular, blob-like shape. The background of the right side of the slide is a dark green color with faint, white, wavy lines that resemble sound waves or musical notes.

MoodUp

# Introduzione

- Diffusione servizi di streaming musicali e personalizzazione per gli utenti
- Consiglio basato sull'umore/stato d'animo degli utenti
- Sfruttare il testo delle canzoni per identificare l'argomento

# Paper: “Temporal Analysis and Visualisation of Music”

- Dati provengono dal pacchetto spotipy di Python e dall'API di lyrics genius per scaricare i testi delle canzoni
- Considerate 82452 canzoni distribuite su 7 generi musicali pubblicate tra il 1950 e il 2019 in inglese
- Sui testi puliti svolta topic analysis utilizzando la tecnica Latent Dirichlet Allocation (LDA), tramite cui sono stati individuati 19 topic
- Dataset composto da 28372 canzoni e features audio di spotipy, la variabile 'topic' mantiene 8 modalità:  
sadness, violence, world/life, obscene, music, night/time, romantic e feelings

# Pulizia dei testi delle canzoni

- **Lemmatizzazione**
- **Aggiunta bigrammi ed n-grammi**
- **Rimozione stopwords, a cui abbiamo aggiunto alcune parole come onomatopee o descrizioni delle canzoni.**
- **Rimozione bigrammi formati dalla stessa parola (es. “lifelife”, “sing-sing”)**
- **Rimozione di quattro canzoni il cui testo era formato da meno di cinque parole**

# Modelli

## Vettorizzazione

- bag of words
- tf-idf
- bert

## Modelli classificativi

- random forest
- rete neurale

## Modelli utilizzati

- tf-idf con peso  $w_{i,j} = tf_{i,j} \times \log\left(\frac{N}{df_i}\right)$ ; lunghezza dei vettori 1000
- Random forest formata da 100 alberi, utilizza il criterio dell'impurità di Gini, senza una profondità massima e con minimo due osservazioni per la divisione del nodo.
- Accuracy modello = 0.57

# Modello surrogato

## Modello logistico surrogato

- applicato modello logistico alle predictions fatte dalla random forest
- solo osservazioni del dataset di training correttamente classificate dalla random forest

## Parole importanti

## Estrazione parole più importanti

- Coefficienti più alti in valore assoluto
- 85 parole più importanti per ciascun livello del target

```
['life', 'world', 'live']  
['sing_song', 'sing', 'song']  
['time', 'tonight', 'night_long']  
['shit', 'nigga', 'money']  
['kiss', 'woman', 'hold']  
['break_heart', 'walk_away', 'fall']  
['dead', 'black', 'hell']
```

# Parole importanti

	life	music	night_time	obscene	romantic	sadness	violence
life	85	10	11	6	12	3	9
music	10	85	10	13	5	10	9
night_time	11	10	85	7	2	14	10
obscene	6	13	7	85	6	7	3
romantic	12	5	2	6	85	10	8
sadness	3	10	14	7	10	85	8
violence	9	9	10	3	8	8	85

- Le 85 parole importanti in comune tra i diversi topic
- Meno parole in comune: “night/time” e “romantic”
- Più parole in comune: “night/time” e “sadness”

# Analisi features audio spotify

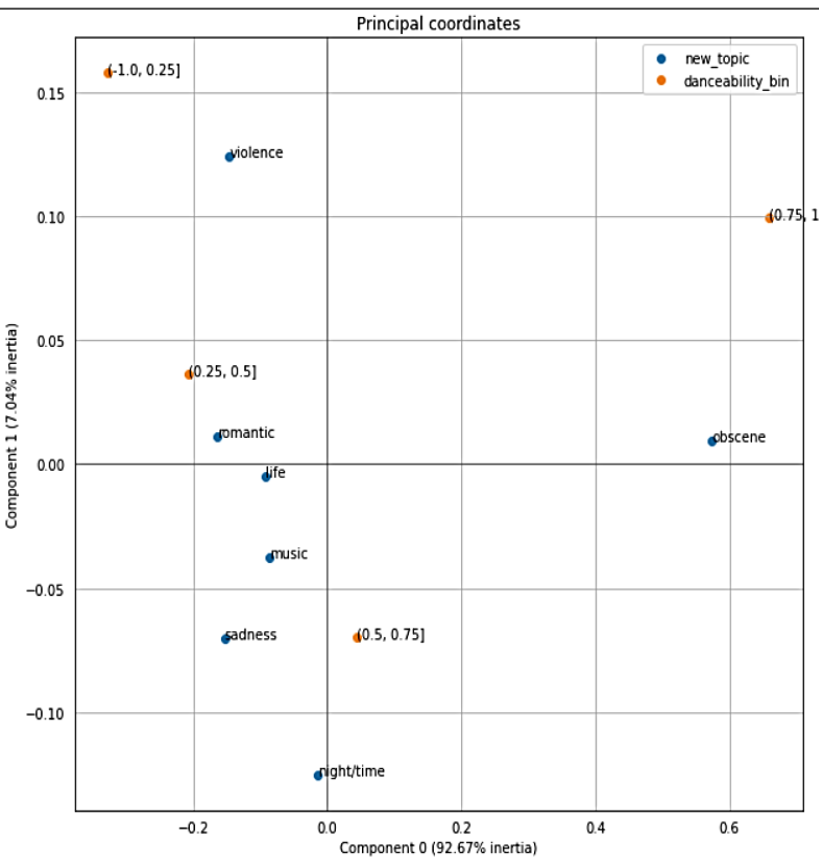
- Suddiviso features in quattro classi ( $[0, 0.25]$ ,  $(0.25, 0.5]$ ,  $(0.5, 0.75]$ ,  $(0.75, 1]$ )
- Analizzata l'associazione tra features e i topic con Chi Quadro normalizzato di Pearson
- Analisi delle corrispondenze per Chi Quadri più alti

Chi quadro danceability:	0.22608164276368710
Chi quadro loudness:	0.10777018410175673
Chi quadro acousticness:	0.21937621015073594
Chi quadro instrumentalness:	0.03149316071558962
Chi quadro valence:	0.08285476954140855
Chi quadro energy:	0.22505729364247612

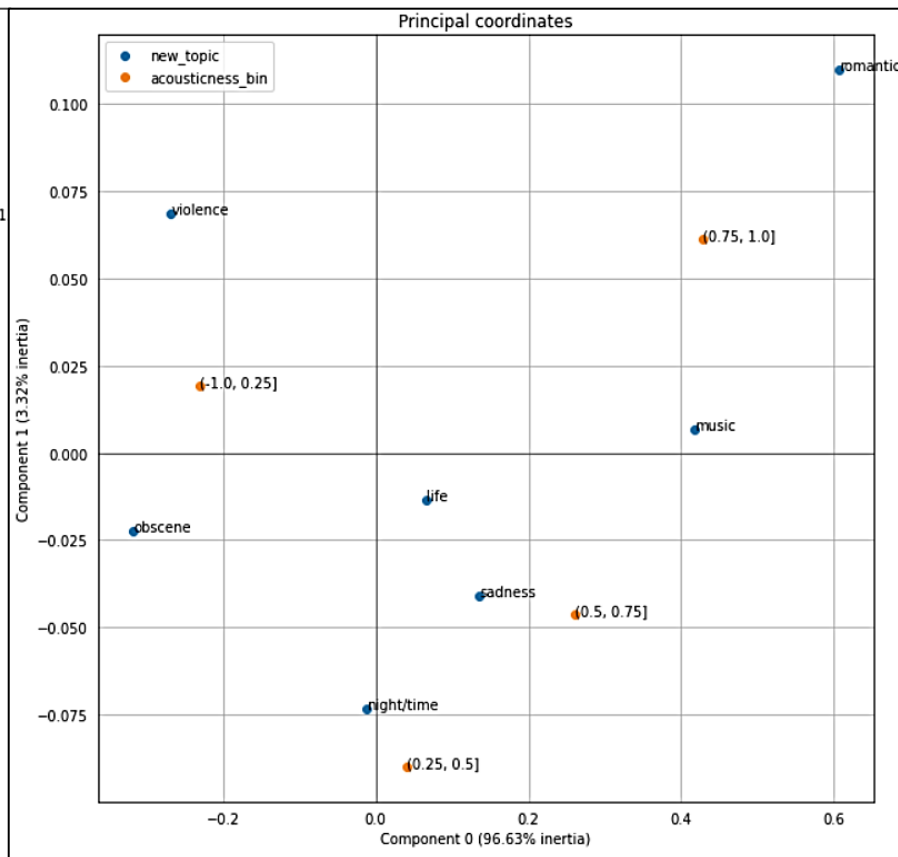


# Analisi delle corrispondenze

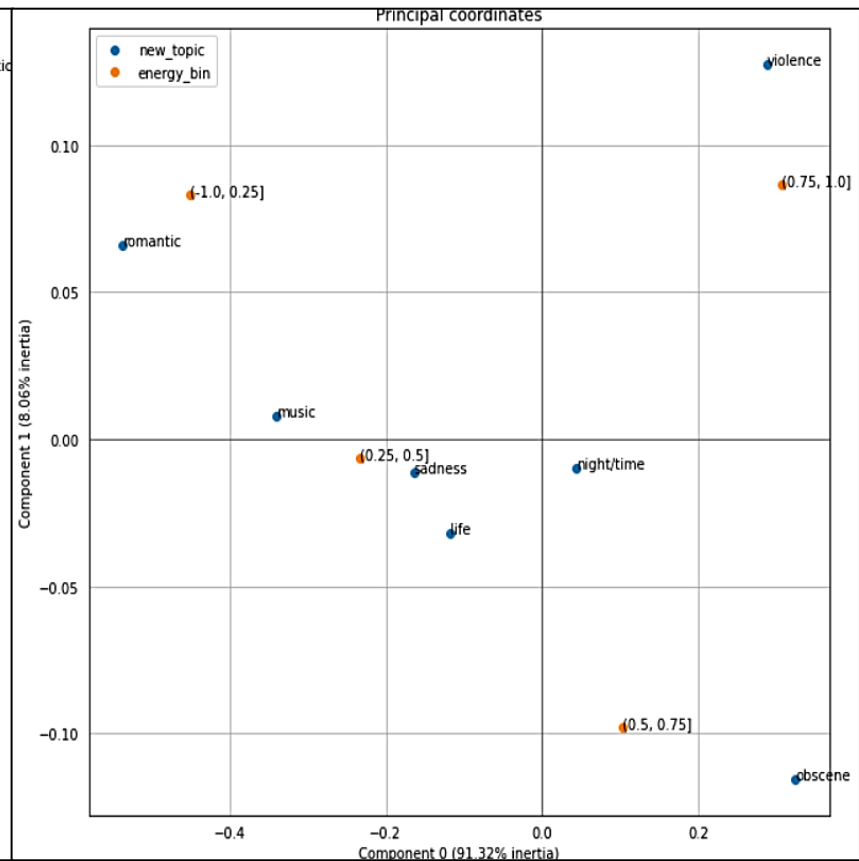
## danceability



## acousticness



## energy



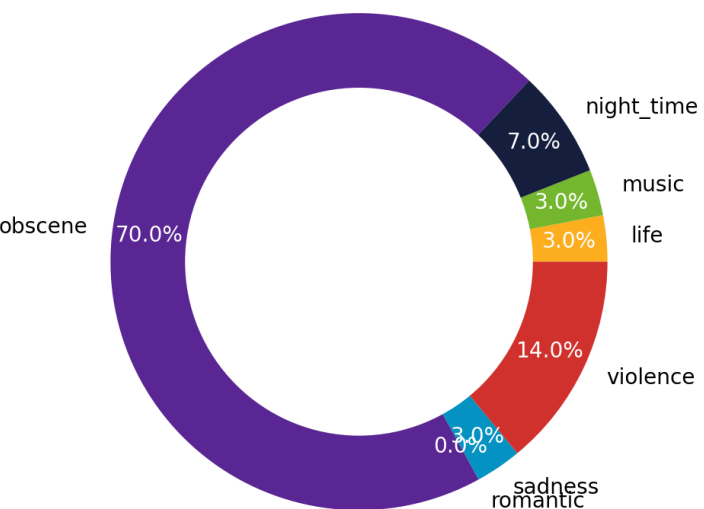
- violence - bassa danceability
- night/time - medio alta danceability

- night/time – medio bassa acousticness
- romantic – alta acousticness

- romantic – bassa energy
- violence - alta energy
- obscene – medio alta energy

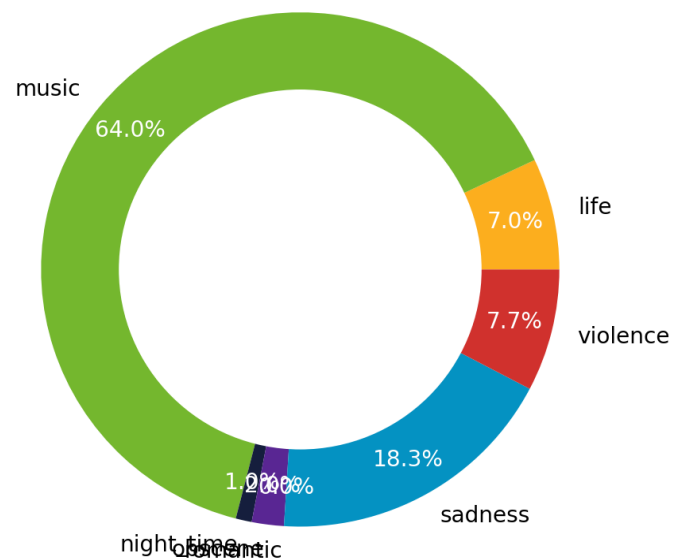
# Grafici mood canzoni

**This is how we do – Katy Perry**



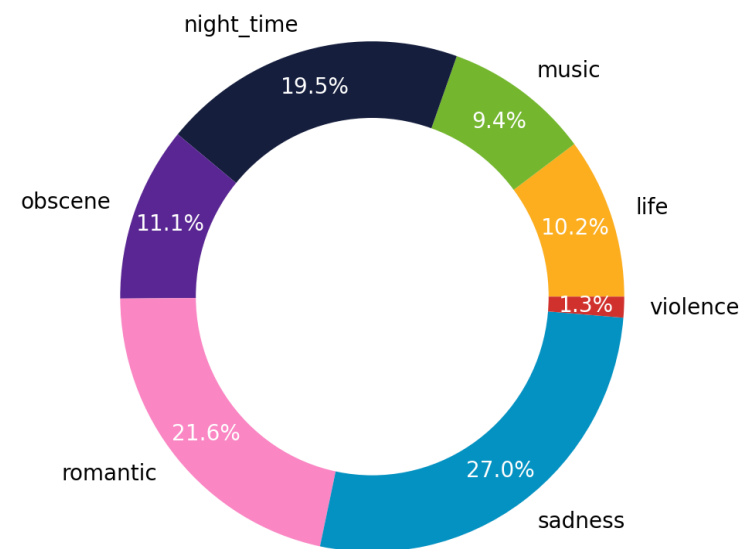
**Topic previsto: obscene**  
**Topic reale: obscene**

**Mr blue sky – Electric light orchestra**



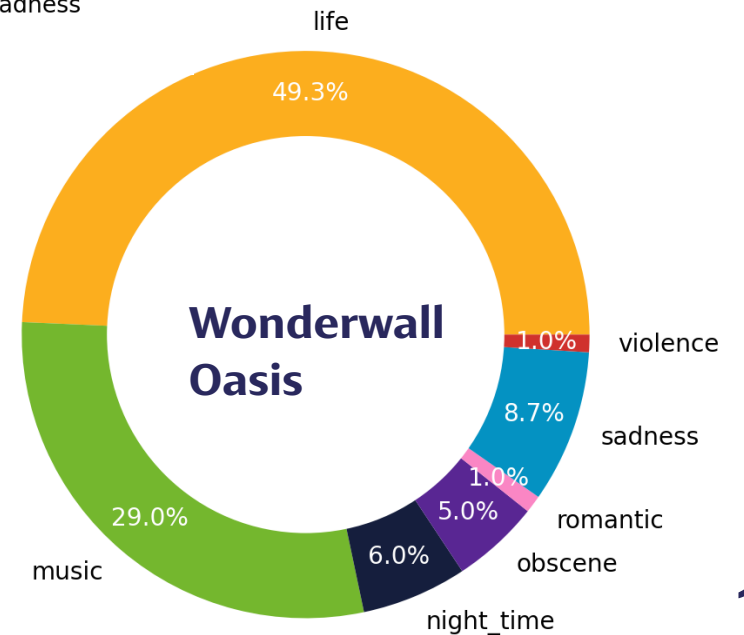
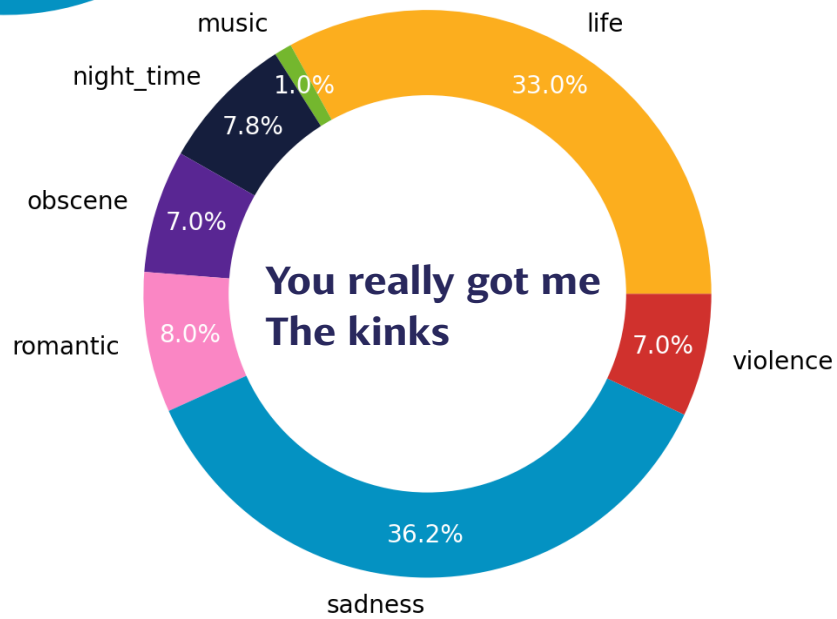
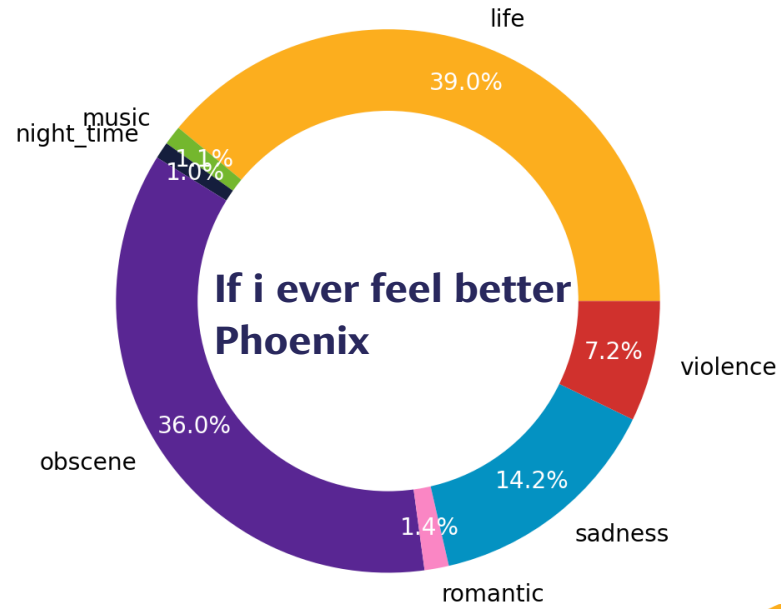
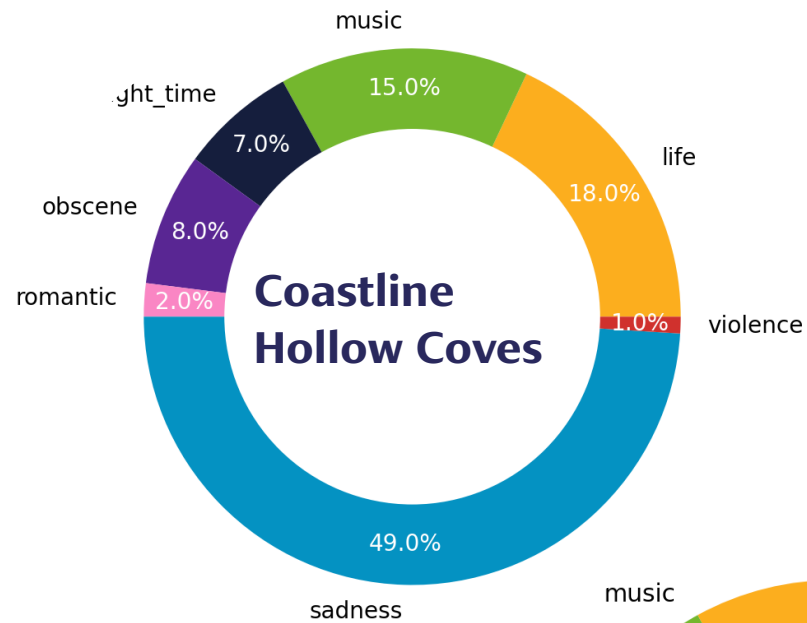
**Topic previsto: music**  
**Topic reale: music**

**Happy together – The Turtles**



**Topic previsto: sadness**  
**Topic reale: life**

# Score



# Chatbot MoodUp

- obiettivo: rispondere alle richieste degli utenti consigliando le canzoni rispetto al mood/stato d'animo delle parole inserite dall'utente
- l'utente inserisce 3 parole relative alle canzoni che vorrebbe ascoltare in base al suo stato d'animo
- Il chatbot consiglia 3 canzoni

The logo for MoodUp, featuring the word "MoodUp" in a green, rounded, hand-drawn font. The text is contained within a red, irregular, hand-drawn shape that resembles a speech bubble or a cloud. The background of the slide is a dark green with faint, light green wavy lines.

## Come funziona?

- word embeddings: ampliare il testo inserito dall'utente con parole simili (FastText)
- testo classificato dalla random forest
- consigliate canzoni che hanno un vettore di probabilità previste più simili
- [Telegram: Contact @MoodUp\\_chatbot](#)

# Criticità

- **selezione del modello e del metodo di vettorizzazione**
- **utilizzo della versione della libreria Gensim**

# Miglioramenti

- **Ampliare il dataset per avere maggiori consigli musicali**