

MusicBrainz Database



The majority of the data in the **MusicBrainz Database** is released into the **Public Domain** and can be downloaded and used **for free**.

Data overview

Core data

Artists

Name, sort name, IPI, aliases, type, begin and end dates, disambiguation comment, MBID

Release Groups

Title, artist credit, type, disambiguation comment, MBID

Releases

Title, artist credit, type, status, language, date, country, label, catalog number, barcode, medium(s), disc ID(s), ASIN, disambiguation comment, MBID

Mediums

Format, list of tracks (title, artist credit, duration)

Recordings

Title, artist credit, duration, ISRC, PUIDs, relationships, disambiguation comment, MBID

Works

Title, ISWC, relationships, disambiguation comment, MBID

Labels

Name, sort name, aliases, country, type, code, begin and end dates, disambiguation comment, MBID

Relationships & URLs

Relationships are a way to link the above entities together and allow MusicBrainz to capture most of the data contained in the liner notes of a CD.

Si scarica il dump dei dati da MusicBrainz tramite wget, vengono poi processati togliendo \N (i valori nulli) e salvati come tsv utilizzando multithreding per velocizzare i processi \$f = (tutti i files da trasferire)
hadoop fs -copyFromLocal \$f.tsv /mbdump/

A questo punto tutti i file si trovano su HDFS, pronti per essere elaborati con uno dei programmi di HADOOP

- I dati inizialmente vengono elaborati con Hive, usando sempre il motore Tez
- In seguito si è preferito usare Pig perché più performante per processare flow di dati
- Si poteva proseguire usando HCatalog per connettere Hive e Pig ma si è preferito a quel punto di utilizzare solo Pig

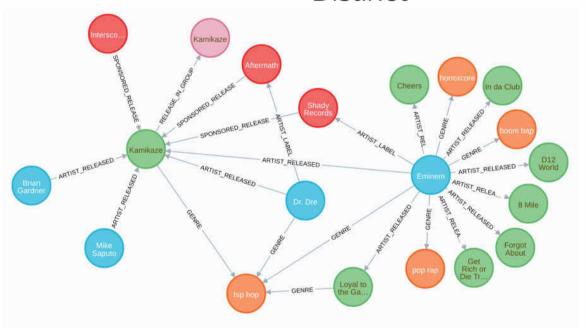
Pig viene utilizzato al posto di Hive per la sua velocità (tempo di esecuzione: 15-20 minuti)

I dati elaborati vengono trasferiti sul FS

> Con neo4j_import in bash si caricano i dati in neo4j (tempo di esecuzione: circa 6 minuti)

Sui dati i comandi più utilizzati sono:

- Filter (Foreach ...
 Generate ...)
- Join
- Distinct



Attraverso l'API **Tweepy**, viene estratto in tempo reale un flusso di Tweets scritti in lingua italiana e che presentano hashtag relativi a generi musicali

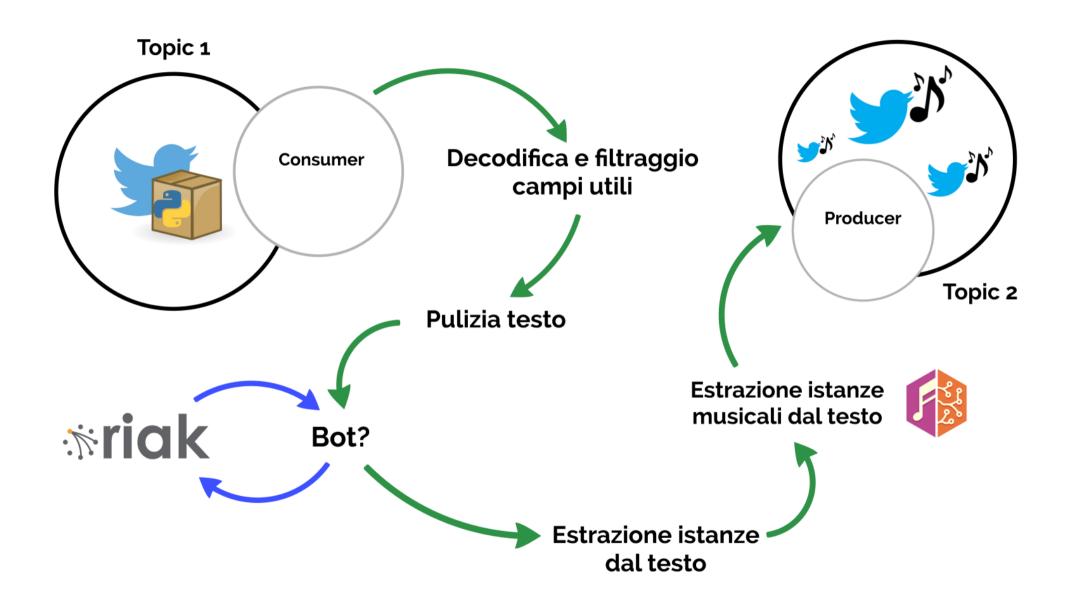


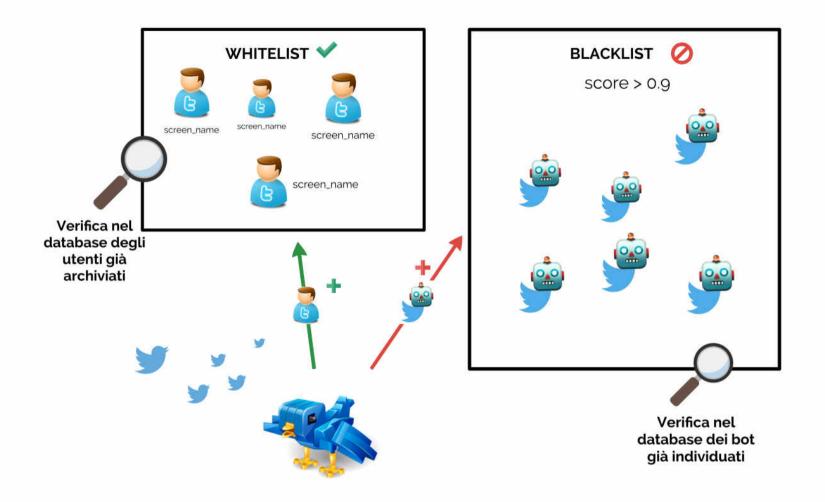


Ogni risultato di questa estrazione all'interno dell'ambiente Python viene immediatamente inviato come messaggio ad una Topic di Kafka, attraverso un processo Producer









<@ScreenName; p(is_a_BOT?)>

Riak registra lo score dato da Botometer a ciascun utente, ovvero la probabilità di avere a che fare con un BOT.

Lo score viene verificato con una query

Se viene restituito un valore, si verifica che non superi la soglia imposta.



Altrimenti, viene effettuata una richiesta all'API di Botometer, registrato il valore e verificato che non superi la soglia.

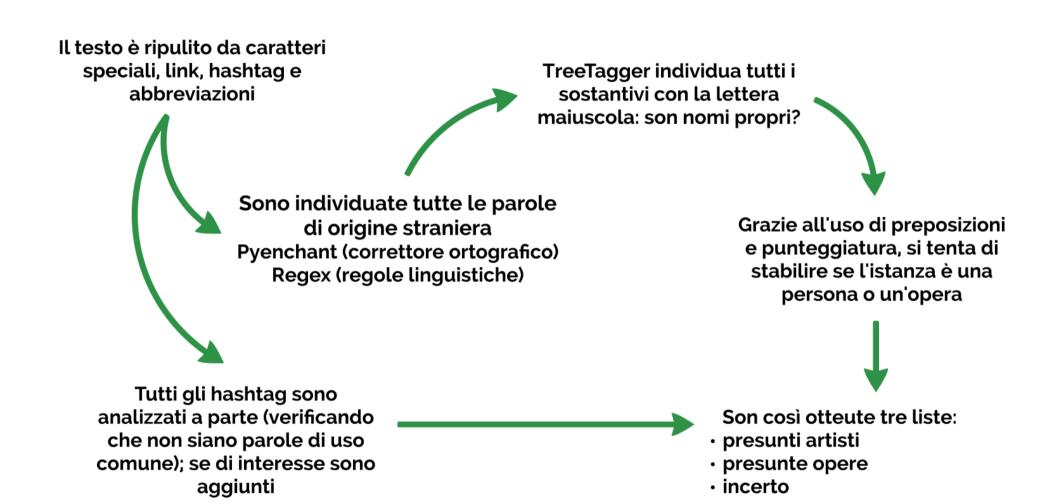
Questo sistema adatta automaticamente il contenuto delle liste al variare della soglia.

Instance Recognition



Instance Matching

Performance



Instance Matching

Python + API Musicbrainz

Le entità riconosciute sono analizzate attraverso la libreria Python musicbrainzngs

Lo scopo è restituire gli id di musicbrainz,che sono chiamati "gid"

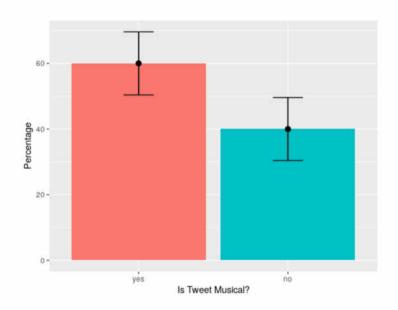
Attraverso le funzioni search è possibile consultare il database sfruttando un server di ricerca, costruito utilizzando Elastic Search

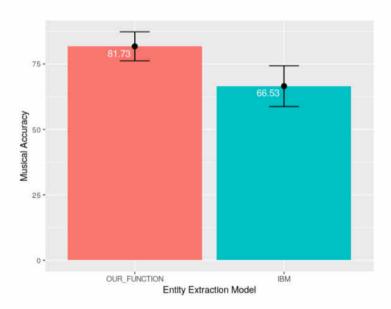
Problematica principale: omonimia tra canzoni ed album relativi ad artisti differenti

Impostato un valore di similarità pari a 0.95 nell'interrogazione al database

Controlli incrociati per trovare corrispondenze con le entità precedentemente individuate nel testo

Performance eseguita su 100 Tweets





L'ingestione diretta e automatizzata dei tweet da Kafka in Neo4j avviene grazie al plug-in **Neo4j Streams Consumer**.

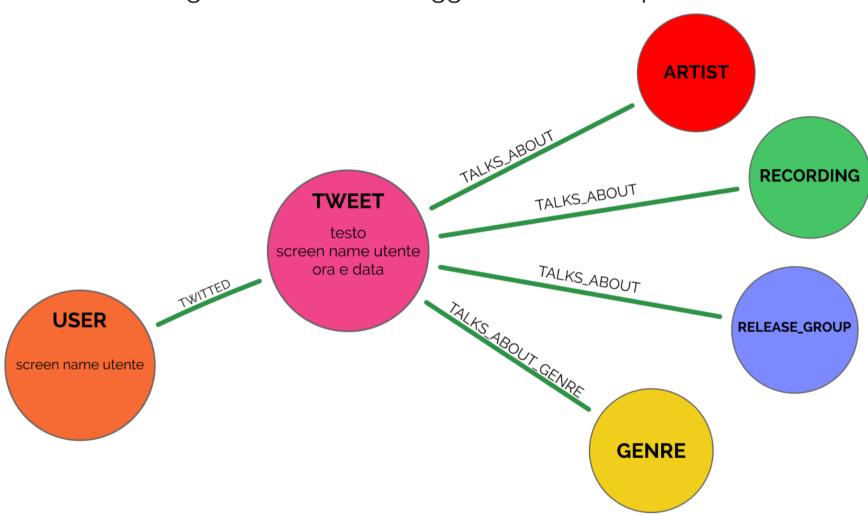
Grazie ad un Cypher template specificato nel file "docker-compose", esso permette all'utente di specificare arbitrariamente il tipo di relazioni, entità e proprietà in cui costituire i payloads di Kafka all'interno grafo.

Infine, la funzione streams.consume crea la progressiva struttura del grafo all'arrivo di ogni tweet, aggiungendo nuovi nodi ed effettuando una MERGE automatica con quelli già presenti.

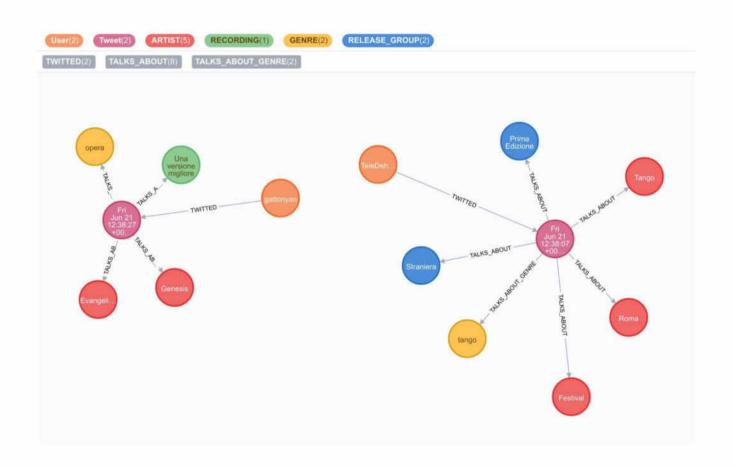
Query usato al consumo dei tweets da neo4j connector

```
MERGE (p:User{name:event.user})
CREATE (t:Tweet{text:event.text,
created at:event.created at})
MERGE (p)-[:TWITTED]->(t)
WITH t, event
OPTIONAL MATCH (q:GENRE) WHERE q.qid in event.genres
WITH t, event, collect(q) AS q
OPTIONAL MATCH (rc:RECORDING) WHERE rc.gid in
event.recordings
WITH t, event, g, collect(rc) AS rc
OPTIONAL MATCH (a:ARTIST) WHERE a.gid in event.artists
WITH t, event, g, rc, collect(a) AS a
OPTIONAL MATCH (rl:RELEASE) WHERE rl.gid in event.release
WITH t, event, g, rc, a, collect(rl) AS rl
OPTIONAL MATCH (rlg:RELEASE GROUP) WHERE rlg.gid in
event.release
WITH t, event, g, rc, a, rl, collect(rlg) AS rlg
FOREACH(n in g MERGE (t)-[:TALKS_ABOUT_GENRE]->(n))
FOREACH(n in rc MERGE (t)-[:TALKS_ABOUT]->(n))
FOREACH(n in a MERGE (t)-[:TALKS_ABOUT]->(n))
FOREACH(n in rl MERGE (t)-[:TALKS_ABOUT]->(n))
FOREACH(n in rlg MERGE (t)-[:TALKS_ABOUT]->(n))
```

Per ogni tweet verranno aggiunti i nodi e impostate le relazioni



La configurazione interna al grafo apparirà come segue:



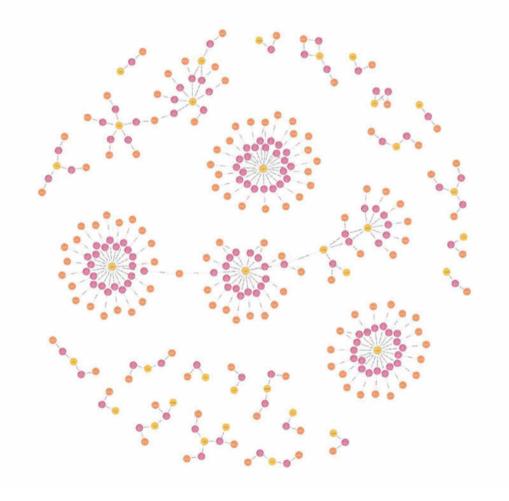
Esempi di query possibili:

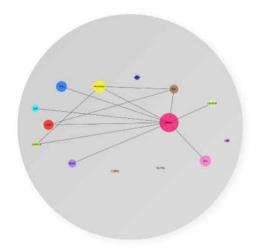
```
MATCH (t:Tweet)-[:TALKS_ABOUT_GENRE]->(g:GENRE)
                                                                         Lista dei tweet e dei
RETURN t, COLLECT(g.name)
                                                                        generi presenti in essi
MATCH (t:Tweet)-[:TALKS_ABOUT]->(a:ARTIST)
                                                                        Tweet che contengono
WHERE a.name = "Queen"
                                                                        l'artista Queen
RETURN t
MATCH (u:User)-[:TWITTED]->(t:Tweet)
                                                                         Utenti che hanno twittato
WHERE t.created at =~ '^Sat.*'
                                                                        il sabato, ed i loro relativi
RETURN u.name, t
                                                                        tweet
MATCH (u:User)-[*2..4]->(g:GENRE)
                                                                         Generi collegati al singolo
RETURN u.name, COLLECT(DISTINCT(g.name))
                                                                         utente
```

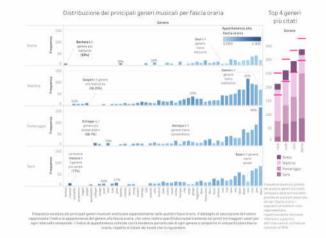
Il database scelto per lo storage è Neo4j, per le sue caratteristiche di:

- estrema scalabilità
- efficienza nella gestione dei dati
- elevata capacità di adattamento al fenomeno di studio: le dinamiche sociali
- facile interpretabilità, anche a livello visivo.

Qui, Neo4j viene utilizzato come Consumer di Kafka, convertendo i payloads in nodi e relazioni. La clusterizzazione degli utenti in base al genere di cui parlano sarà simile a questa rappresentazione

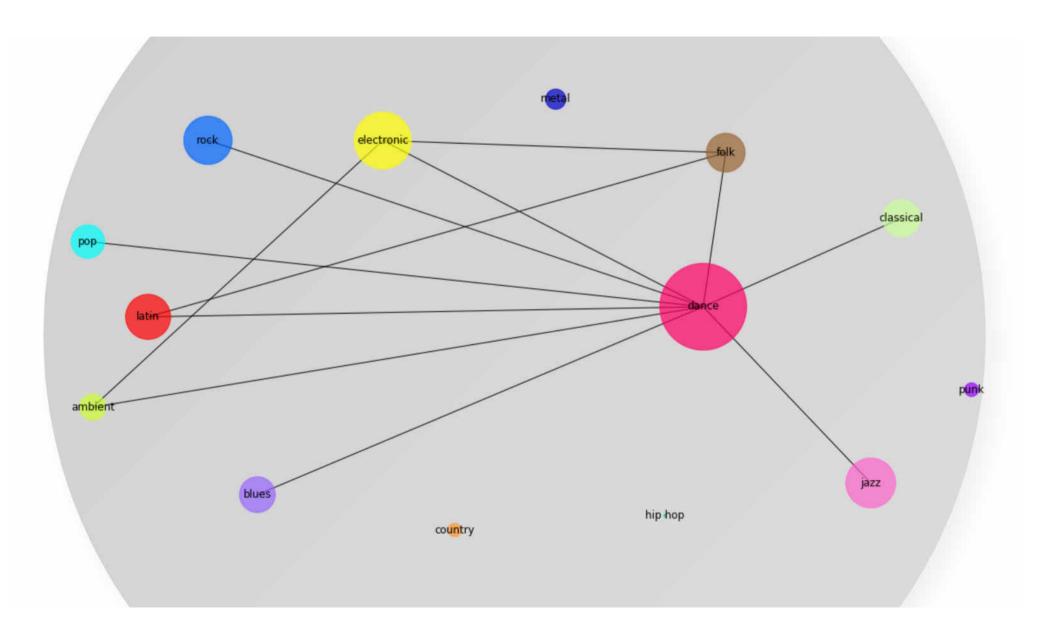


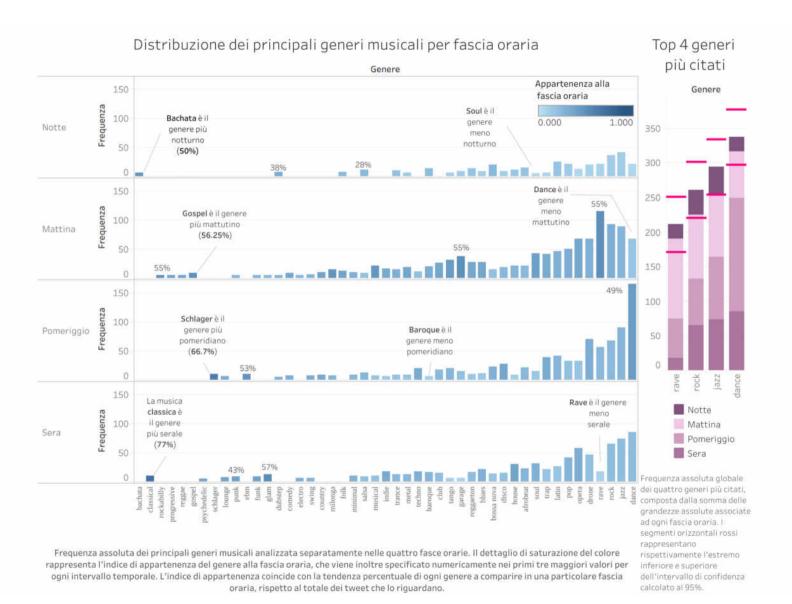














Riassumendo abbiamo usato

- Hadoop con Pig per preprocessare i dati sfruttando la velocità di processamento e fault tollerance di Hadoop, garantendo allo stesso momento una grande scalabilità
- Apache Kafka per gestire i tweets in RT con bassa latenza e alto parallelismo (concurrency)
- Riak KV per salvare i punteggi bot degli utenti in modo da diminuire la latenza dovuta alle API di botometer
- Neo4j per il DB di MusicBrainz, costruendo relazioni tra le entità musicali.
- E la scalabilità orizzontale!?

Integrazione di Neo4j con MongoDB

Invio dei tweets elaborati a MongoDB

Forma dei tweets:

 Ora si sfrutta la potenza dello sharding di MongoDB con la integrazione di neo4j come una Knowledge base(graph) sulla musica.

