

# UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI NAPOLI FEDERICO II

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA ELETTRICA E DELLE  
TECNOLOGIE DELL'INFORMAZIONE

LAUREA MAGISTRALE DI INGEGNERIA INFORMATICA

CORSO DI BIG DATA ANALYTICS AND BUSINESS  
INTELLIGENCE

## EXPERT FINDING

IDENTIFICAZIONE UTENTI CON CONOSCENZA SU UN DATO TEMA



*Autori:*

Davide LAURETANO

M63000792

Michele POMMELLA

M63000790

Davide TRIMALDI

M63000799

*Professore:*

Antonio PICARIELLO

ANNO ACCADEMICO 2018-2019

# Indice

<b>1</b>	<b>Problema</b>	<b>5</b>
1.1	Dataset . . . . .	6
1.1.1	Yelp . . . . .	6
1.1.2	Stack Exchange . . . . .	8
<b>2</b>	<b>Metodologia ed architettura</b>	<b>11</b>
2.1	MongoDB . . . . .	11
2.2	Spark . . . . .	12
2.3	JSON a MongoDB . . . . .	14
2.4	XML a MongoDB . . . . .	15
2.5	Expert Finding . . . . .	17
<b>3</b>	<b>Risultati sperimentali</b>	<b>26</b>
3.1	Tempi e costi . . . . .	32

# Elenco delle figure

2.1	MongoDB Spark Connector . . . . .	12
2.2	Architettura . . . . .	14
3.1	MongoDB . . . . .	27
3.2	Esperti di golf . . . . .	28
3.3	Esperti di animali . . . . .	29
3.4	About Me degli esperti di animali . . . . .	29
3.5	Sondaggio sugli esperti di animali . . . . .	31
3.6	Esperti di informatica . . . . .	32

# Listings

2.1	Yelp Dataset Loading . . . . .	14
2.2	StackExchange Dataset Loading . . . . .	15
2.3	Spark Packages . . . . .	17
2.4	Expert Finding . . . . .	19
2.5	Driver Memory . . . . .	24

# List of Algorithms

1	Expert Finding Pseudocode . . . . .	25
---	-------------------------------------	----

# Capitolo 1

## Problema

La ricerca di esperti è il compito di trovare esperti di un dato dominio.

La profilazione degli esperti è il compito di restituire una lista di argomenti sui quali una persona è ben informata e competente.

La ricerca di esperti fa uso di tool e di sw per trovare e valutare le competenze di un individuo.

La ricerca di esperti è una sfida per molte ragioni. Ad esempio, il volume di pubblicazioni di un esperto non è indice di esperienza.

Un altro problema è che la vera esperienza è rara e costosa, spesso l'accesso ai dati è controllato dall'esperto stesso.

C'è da tenere in considerazione che le competenze di un esperto cambiano continuamente e bisogna essere consapevoli di questa dinamica.

Nella ricerca degli esperti non bisogna mai fermarsi al primo esperto trovato, perché potrebbe non essere la persona più colta e preparata per quell'argomento.

Alcuni argomenti e topic generano più opinioni che conoscenza, quindi trovare il vero esperto può essere difficile.

Spesso c'è una mancanza di accesso alle informazioni sulle conoscenze passate dell'esperto.

Le difficoltà nell'analisi e nella ricerca degli esperti è che non ci sono degli standard che specificano i criteri e le qualifiche necessarie per particolari livelli di esperienza.

Spesso le soluzioni a problemi complessi spesso richiedono comunità di esperti e diverse gamme di competenze, per cui si devono riunire gli esperti per risolvere i problemi.

In sintesi, la ricerca di esperti è un compito complesso e difficile.

## 1.1 Dataset

I dataset utilizzati sono due: *Yelp* e *Stack Exchange*.

### 1.1.1 Yelp

Yelp è un social network in cui le persone si scambiano pareri, opinioni e “dritte” sui posti migliori del luogo in cui abitano e di quelli in cui vanno per lavoro, viaggio o altri motivi. Di conseguenza, uno dei punti di forza di Yelp è da un lato il crowdsourcing dei contenuti, ossia il fatto che il contenuto



è creato dagli utenti, e dall'altro la potenza della community che genera ed interagisce sul sito. Su Yelp non ci sono solo recensioni di alberghi e ristoranti: si possono recensire (e leggere recensioni) di qualunque attività, purchè sia accessibile al pubblico. Tutti i luoghi recensiti sono luoghi reali, che altre persone possono visitare a loro volta.

Il nostro dataset è costituito da tanti file JSON. Il JSON (**JavaScript Object Notation**) è un formato per lo scambio di dati. Risulta facile da leggere e scrivere per le persone; mentre per le macchine è facile da generare e analizzare la sintassi. JSON è un formato di testo completamente indipendente dal linguaggio di programmazione. È leggero per la memorizzazione e il trasporto dei dati. I dati sono in coppie nome/valore.

Ogni file è composto da un singolo tipo di oggetto, un oggetto JSON per linea.

Nel dataset ci sono 5 file JSON e sono *business*, *checkin*, *review*, *tip*, *user*.

I file JSON da noi utilizzati sono *business*, *review* e *user*.

- **Business:** Contiene i dati di ogni locale, come ad esempio un ristorante, inclusi i dati sulla posizione, gli attributi e le categorie. Ogni locale è identificato da un *business\_id*.

Un campo importante è **categories**, che è composto da una serie di stringhe aziendali, esso classifica il topic. Con topic si intende l'argomento di una discussione.

Per esempio attraverso *categories* possiamo conoscere se in un ristorante si mangiano pietanze messicane.

Un locale deve avere un *nome* ed una posizione geografica identificata da *address*, *city*, *state*, *postal\_code*, *latitude*, *longitude*.

Il campo *review\_count* rappresenta il numero di recensioni che ha avuto il locale.

*attributes* da informazioni aggiuntive sul locale, ad esempio se è presente un parcheggio privato che il cliente può utilizzare.

*hours* indica i giorni e l'orario di apertura del locale.

*stars* rappresenta il numero di stelle assegnato ad un locale.

*is\_open* indica se un locale è ancora aperto.

- **Review:** Contiene le recensioni scritte dagli utenti.

Un campo di particolare interesse è **useful** che è composto da un numero intero e rappresenta il numero di voti che reputano utile la recensione. È stato utilizzato per selezionare le recensioni più rilevanti di un determinato topic.

*useful* è considerato un campo con notevole peso nelle elaborazioni, perché è utile nella ricerca degli esperti.

Ogni recensione è identificata da *review\_id*. *user\_id* identifica l'utente che ha scritto la recensione. *business\_id*, identifica il locale per cui è stata scritta la recensione.

Gli altri campi contenuti all'interno del file sono: *stars*, *date*, *text*, *funny*, *cool*.

- **User:** Sono gli utenti che interagiscono con Yelp, essi scrivono le recensioni per un determinato locale (riguardante un certo topic). Nel file sono salvati anche i metadati associati agli amici dell'utente. Ogni utente è identificato da *user\_id*, che è una stringa di caratteri. Un campo distintivo è **elite** che indica gli anni in cui il recensore è stato un utente elite. Gli elite vengono eletti una volta all'anno. Gli utenti elite hanno avuto una particolare considerazione nelle elaborazioni per ricercare gli esperti. Altri campi di interesse sono: **compliment\_list**, **compliment\_profile**, **fans**, **useful**. Anche questi campi hanno contribuito alla ricerca di un utente competente. *compliment\_list* è il numero di elenchi di complimenti che utente possiede. *compliment\_profile* rappresenta il numero utenti che si sono complimentati con l'utente. *fans* è un intero ed è il numero dei fan che un recensore possiede. *useful* è un intero ed è il numero di voti dato ad un utente. Gli altri campi che compongono il file user sono: *name*, *review\_count*, *yelping\_since*, *friends*, *funny*, *cool*, *average\_stars*, *compliment\_hot*, *compliment\_more*, *compliment\_profile*, *compliment\_cute*,



*compliment\_note, compliment\_plain, compliment\_cool, compliment\_funny, compliment\_writer, compliment\_photos.*

- **Checkin:** Contiene i campi *business\_id* e *date*, utilizzati rispettivamente per identificare il locale e per salvare la data e l'ora del checkin.
- **Tip:** Sono i suggerimenti scritti da un utente su un'azienda. I suggerimenti sono più brevi e concisi delle recensioni. I campi *business\_id*, *user\_id* identificano il locale a cui è rivolto il suggerimento e l'utente che lo ha scritto. *text* e *date* sono il contenuto del suggerimento e la data ed ora in cui è stato scritto. *compliment\_count* è numero di complimenti che ha avuto un suggerimento.
- **Photo:** Contiene le foto caricate dagli utenti riguardo ad un locale. Il campo *etichetta* indica cosa è stato scattato; per esempio l'utente potrebbe aver fotografato il cibo oppure aver fotografato l'ambiente del locale. Gli altri campi sono *photo\_id*, *business\_id*, *caption*.

Solo alcuni di questi file JSON sono stati utilizzati nel progetto, poiché solo alcuni sono di rilevanti per la ricerca degli esperti. I file selezionati per le nostre elaborazioni sono: **Business**, **Review**, **User**.

### 1.1.2 Stack Exchange

Stack Exchange è una rete di siti question-and-answer (Q&A), in cui ciascuno di essi copre uno specifico topic di interesse e dove domande, risposte e utenti sono soggetti ad un processo di assegnazione di una certa reputazione.

Lo scopo primario di ogni sito di Stack Exchange è quello di permettere agli utenti di porre domande e rispondere ad esse.

Ogni sito tratta un determinato topic. Gli utenti possono votare sia le domande che le risposte e, attraverso questo processo, possono ricevere privilegi accumulando punti reputazione.

Il nostro dataset è costituito da tanti file zip quanti sono i siti (e di conseguenza i topic), in ognuno di essi (o nella maggior parte) ci sono 7 file xml: *Badges*, *Comments*, *PostHistory*, *PostLinks*, *Posts*, *Users*, *Votes*.



- **Badges:** sono delle etichette che possono essere assegnate ad un utente (ai suoi post, alle sue risposte o al suo profilo) e sono rappresentative delle sue attività sul sito. Per esempio *Teacher* viene assegnato a quelle risposte che hanno uno score maggiore o uguale a 1, oppure *Archaeologist*, che viene assegnato ad un utente che modifica un post inattivo da più di 6 mesi. I campi che contiene sono: *Id*, *UserId*, *Name* (nome del badge) e *Date* (data di assegnazione del badge).
- **Comments:** sono dei commenti ai post (domande o risposte). I campi che contiene sono: *Id*, *PostId*, *Score*, *Text* e *Creation Date*.
- **Posts:** sono le domande o le risposte scritte dagli utenti, distinti da un campo *PostTypeId*, che è 1 quando si tratta di una domanda e 2 quando si tratta di una risposta. Gli altri campi sono: *Id*, *ParentId* (presente solo se si tratta di una risposta) *AcceptedAnswerId* (presente solo se si tratta di una domanda) *CreationDate*, *Score* (dato dalla differenza tra il numero di persone che hanno trovato utile quel post e quelle che invece non lo hanno trovato soddisfacente), *ViewCount* (numero di visualizzazioni), *Body* (testo), *OwnerUserId* (autore del post), *Title*, *AnswerCount*, *CommentCount*, *FavouriteCount*.
- **PostHistory:** storia di un post, ovvero tutte le operazioni che un post ha subito come modifica del titolo o del corpo, chiusura, riapertura ecc. Ogni operazione è identificata da un id espresso dal campo *PostHistory-TypeId*. Gli altri campi sono: *PostId*, *CreationDate*, *UserId*, *Comment* e *CloseReasonId* (id dell'eventuale motivo per cui un post è stato chiuso).
- **PostLinks:** collegamenti ad altri post o a duplicati dello stesso post. Questo è specificato dal campo *PostLinkTypeId*. Altri campi sono: *Id*, *CreationDate*, *PostId*, *RelatedPostId*.
- **Users:** sono gli utenti che interagiscono con i siti e quindi scrivono domande e risposte. Alcuni campi di questo file riguardano le generalità dell'utente come: *DisplayName*, *EmailHash*, *WebsiteUrl*, *Location*, *Age* ed *About me* (piccola descrizione che l'utente fa di se stesso). Il campo più importante e da tenere in considerazione è invece *Reputation*, essa ci indica proprio la reputazione che l'utente si è guadagnato da quando si è iscritto a Stack Exchange, interagendo ai post (sia pubblicando domande che risposte). Questo valore viene calcolato sulla base di diversi punteggi che vengono assegnati all'utente a seconda della quantità di *upvotes* e *downvotes* che riceve ai suoi post. La reputazione acquisita dall'utente, inoltre, gli permette di avere diversi

privilegi e sfruttare funzionalità all'interno del sito. Altri campi sono la *CreationDate* e le *Views* del profilo.

- **Votes:** sono dei voti assegnati ad un post, che possono avere diversi significati a seconda del valore assunto dal campo *VoteTypeId* (es. spam, offensive, favorite che caratterizzano il contenuto, oppure close, reopen, acceptedbyoriginator che ne denotano lo stato). Altri campi sono: *PostId* e *CreationDate*.

Come si evince dal contenuto di questi file xml, solo alcuni di essi abbiamo utilizzato, perché maggiormente significativi per il nostro obiettivo di trovare gli esperti riguardo un certo topic. I file selezionati per le nostre elaborazioni sono: **Posts** e **Users**.

## Capitolo 2

# Metodologia ed architettura

La metodologia adoperata fa uso di un database *NoSQL*, per il mantenimento dei dati, e della tecnologia *Apache Spark* su macchina virtuale *Azure*.

La macchina virtuale mette a disposizione:

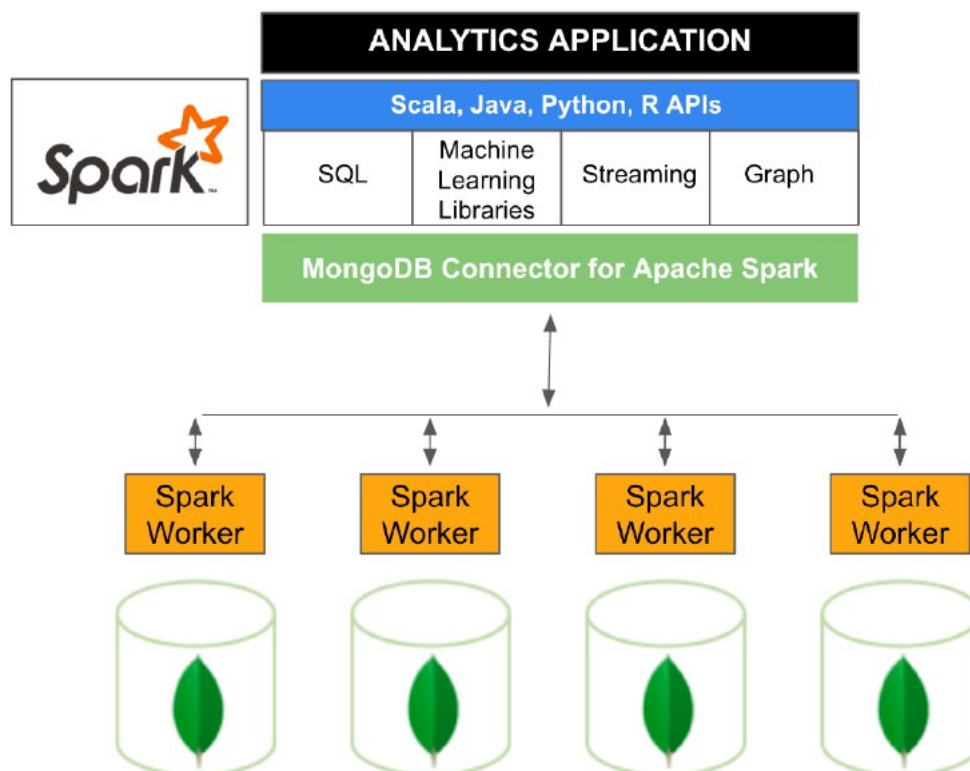
- 8 core
- Memoria centrale di 58 GB
- Memoria di massa di 30 GB
- Disco temporaneo secondario di 400 GB

Accessibile mediante protocollo SSH, offre l'utilizzo dell'engine Apache Spark con stack relativo già installato e configurato. In particolare si è fatto uso del modello di programmazione Spark per il linguaggio Python: *Pyspark*.

### 2.1 MongoDB

Il database NoSQL utilizzato è *MongoDB* per la tipologia di dati da trattare e le operazioni da effettuare su di essi. MongoDB è un database documentale che consente di trattare aggregati strutturati, risultando in accesso più flessibili. Permette, quindi, di sottomettere query basate sui campi dell'aggregato e recuperare solo parte di esso. MongoDB memorizza e restituisce documenti in formato *BSON*, rappresentazione binaria del JSON. I documenti sono strutture dati ad albero gerarchiche e possono essere anche strutturalmente non identici. Sono infatti distinti per collezione, insieme di documenti simili. Le caratteristiche di MongoDB hanno consentito una gestione semplice ed efficace del dataset composto principalmente da file *JSON* e *XML*. Il flessibile modello documentale dei dati con schema dinamico e ridimensionamento

automatico su hardware comune rende MongoDB ideale per applicazioni con grandi volumi di dati multi-strutturati e dall'elevato tasso di cambiamento. Inoltre MongoDB offre la completa interoperabilità con il sistema Spark, mediante il *MongoDB Spark Connector*, che ne consente la gestione tramite codice Pyspark.



**Figura 2.1:** MongoDB Spark Connector

## 2.2 Spark

Apache Spark è un framework di data processing che consente di effettuare query veloci grazie alla memorizzazione *in-memory* dei dati. Supporta diversi linguaggi di programmazione: Scala, Java, R, Python. Le sue principali caratteristiche sono:

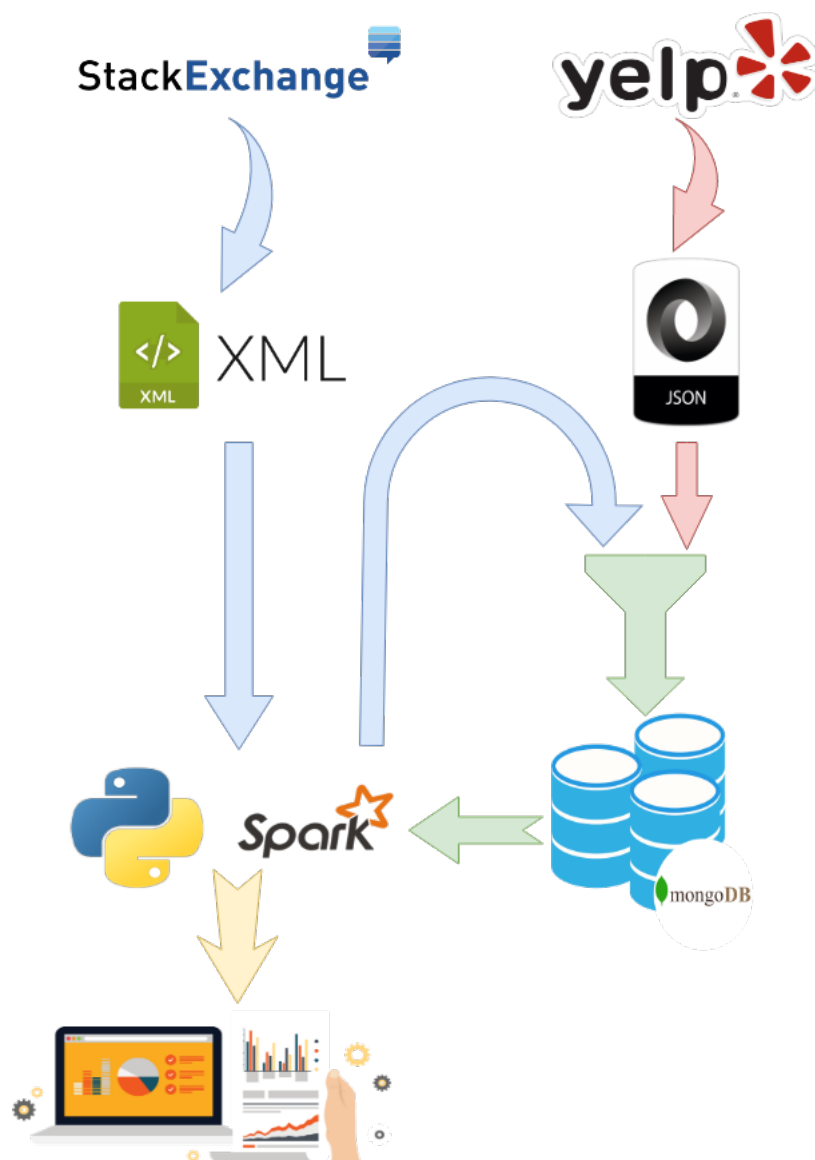
**Velocità** sfruttando le ottimizzazioni in-memory;

**Framework unificato** offrendo packages di librerie di alto livello (supporto a query SQL, Machine Learning, stream e graph processing);

**Semplicità** includendo API facili da usare per operare su grandi dataset, come operatori per trasformare e manipolare dati semistrutturati.

Spark, combinato con Python, è stato sfruttato sia per il caricamento del dataset di file XML nel database, non nativamente convertibile in BSON da MongoDB, sia per l'elaborazione dei dati.

L'unione di queste due tecnologie consente allo sviluppatore di realizzare l'applicazione più velocemente, utilizzando un solo database. Spark può eseguire direttamente sui dati operativi posti in MongoDB, senza tempi e costi di un processo di ETL. MongoDB può efficientemente presentare di ritorno i risultati analitici ai processi operativi.



## 2.3 JSON a MongoDB

I file JSON di Yelp sono stati caricati direttamente in MongoDB grazie al JSON parser offerto. Per il caricamento, ad esempio, delle recensioni, si è potuto adoperare il comando in **2.1**. Esso indica in quale database ed in quale collezione caricare i dati.

```
mongoimport --db BDABI --collection yelpreview --file review.json
```

**Listing 2.1:** Yelp Dataset Loading

## 2.4 XML a MongoDB

Per i file XML, invece, MongoDB non offre delle estensioni per la conversione in BSON. Per il caricamento dei file di StackExchange, quindi, è stato adoperato Pyspark. Il codice prevede la creazione di una sessione Spark e la definizione degli schemi XML. Segue la creazione dei *DataFrame* a partire dai file XML. La definizione dello schema non è strettamente necessaria per il caricamento: Spark potrebbe effettuare l'analisi dell'intero dataset e ricavarne lo schema di conseguenza. Essa, quindi, mira a rendere efficiente l'elaborazione, dando a Spark indicazioni sullo schema da ricercare ed i tipi di attributi relativi, evitando l'analisi completa del dataset. Ciò si rivela cruciale quando si gestiscono grandi volumi di dati. Nel caso di StackExchange è richiesto che Spark elabori e carichi circa 60GB di file XML appartenenti ai diversi topic. Dopo la definizione dei *DataFrame*, segue la scrittura in MongoDB degli stessi. La collezione in cui scrivere i dati è determinata dal parametro di ingresso alla funzione, rappresentante il topic. In tal modo i dati di StackExchange sono già differenziati per topic e sarà semplice un recupero in tal senso nella fase finale di analisi.

```
#coding=utf-8
from pyspark.sql import SparkSession
from pyspark.sql.types import *
import sys

#Funzione con parametro di ingresso: sys.argv[1] = topic

database = "BDABI"
collectionpost = "stackexchange"+sys.argv[1]+"post"
collectionuser = "stackexchange"+sys.argv[1]+"user"

#Configurazione SparkSession e connessione con MongoDB
spark = SparkSession.builder.appName("stackExchange")
    .config("spark.mongodb.input.uri",
            "mongodb://127.0.0.1/"+database+"."+collectionpost)
    .config("spark.mongodb.output.uri",
            "mongodb://127.0.0.1/"+database+"."+collectionpost)
    .getOrCreate()
```



*#Schemi dei file XML*

```
postSchema = StructType([StructField("_Id", StringType(), True),
    StructField("_PostTypeId", StringType(), True),
    StructField("_ParentId", StringType(), True),
    StructField("_AcceptedAnswerId", StringType(), True),
    StructField("_CreationDate", StringType(), True),
    StructField("_Score", IntegerType(), True),
    StructField("_ViewCount", IntegerType(), True),
    StructField("_Body", StringType(), True),
    StructField("_OwnerUserId", StringType(), True),
    StructField("_LastEditorUserId", StringType(), True),
    StructField("_LastEditorDisplayName", StringType(), True),
    StructField("_LastEditDate", StringType(), True),
    StructField("_LastActivityDate", StringType(), True),
    StructField("_CommunityOwedDate", StringType(), True),
    StructField("_ClosedDate", StringType(), True),
    StructField("_Title", StringType(), True),
    StructField("_Tags", StringType(), True),
    StructField("_AnswerCount", IntegerType(), True),
    StructField("_CommentCount", IntegerType(), True),
    StructField("_FavoriteCount", IntegerType(), True),
    StructField("_OwnerDisplayName", StringType(), True)])

userSchema = StructType([StructField("_Id", StringType(), True),
    StructField("_Reputation", IntegerType(), True),
    StructField("_CreationDate", StringType(), True),
    StructField("_DisplayName", StringType(), True),
    StructField("_AccountId", StringType(), True),
    StructField("_LastAccessDate", StringType(), True),
    StructField("_WebSiteUrl", StringType(), True),
    StructField("_Location", StringType(), True),
    StructField("_ProfileImageUrl", StringType(), True),
    StructField("_AboutMe", StringType(), True),
    StructField("_Views", IntegerType(), True),
    StructField("_UpVotes", IntegerType(), True),
    StructField("_DownVotes", IntegerType(), True),
    StructField("_Age", IntegerType(), True),
    StructField("_EmailHash", StringType(), True)])
```

*#Creazione DataFrame*

```

post = spark.read.format('xml').options(rowTag='row')
        .load('/mnt/data/'+sys.argv[1]+' /Posts.xml', schema=postSchema)
        .withColumnRenamed("_Id", "_postId")
user = spark.read.format('xml').options(rowTag='row')
        .load('/mnt/data/'+sys.argv[1]+' /Users.xml', schema=userSchema)
        .withColumnRenamed("_Id", "_userId")

#Scrittura DataFrame in MongoDB
post.write.format("com.mongodb.spark.sql.DefaultSource")
        .mode("append")
        .save()
user.write.format("com.mongodb.spark.sql.DefaultSource")
        .mode("append")
        .option("database", database)
        .option("collection", collectionuser)
        .save()

```

**Listing 2.2:** StackExchange Dataset Loading

La funzione di caricamento del dataset di StackExchange adopera per l'esecuzione i package messi a disposizione da Spark. In questo caso si rivela la potenza di Spark, che aumenta la produttività dello sviluppatore grazie alla sua interoperabilità con librerie di alto livello. In particolare sono stati utilizzati i package per la connessione mongo-spark e per l'analisi XML:

```

spark-submit --packages com.databricks:spark-xml_2.12:0.5.0,
org.mongodb.spark:mongo-spark-connector_2.12:2.4.0
/home/vmadmin/src/StackExchange.py topic

```

**Listing 2.3:** Spark Packages

## 2.5 Expert Finding

MongoDB sarà ora pronto per fornire i dati per le elaborazioni successive. L'algoritmo, realizzato in Pyspark, si pone l'obiettivo di ricercare gli utenti esperti in un determinato argomento. Ricevuto in input il topic di riferimento, l'algoritmo effettua una ricerca nei diversi dataset e recupera i *top10* utenti che valuta come esperti. La valutazione della competenza degli utenti è effettuata mediante una metrica che si avvale di diversi parametri offerti dai dataset.

L'algoritmo, in prima battuta, trasforma il topic in input nella forma coerente con i diversi dataset. Essi, infatti, memorizzano i topic con formati

diversi e questa eterogeneità è gestita a monte in tal modo: Yelp richiede una stringa in minuscolo con la prima lettera in maiuscolo ed uno spazio tra le diverse parole, StackExchange richiede una stringa tutta in minuscolo senza spazi tra le parole. Dopo la fase di trasformazione, segue la ricerca.

In Yelp si recuperano tutte le imprese appartenenti alla categoria ricercata e si sfruttano i loro id per trovare le recensioni degli utenti relativi mediante l'operazione di *join* offerta da Spark. Ad ogni recensione è associata un'informazione di utilità valutata dai lettori. Si filtrano, quindi, le recensioni con utilità maggiore della media e si ordinano in ordine decrescente per utilità. Si selezionano le 100 recensioni più utili. Infatti l'algoritmo restituirà i 10 utenti più esperti e sarebbe dispendioso continuare l'elaborazione considerando un numero di recensioni superiore di più di un ordine di grandezza rispetto al numero di utenti cercati. Tra le recensioni più utili si devono determinare gli utenti più esperti. Si procede, quindi, ad un ulteriore join con gli utenti. Si raggruppano le recensioni per utente e si somma l'utilità di quelle afferenti allo stesso utente, creando l'attributo di **topicuseful**. Esso rappresenta la somma cumulativa delle recensioni scritte da uno stesso utente relative al topic di riferimento. Le recensioni utili da sole non bastano ad identificare un utente esperto. Si è preso in considerazione il concetto di credibilità dell'utente, di autorità. Si reputa, infatti, esperto in un dato argomento un individuo che mostra padronanza della materia non solo in un caso isolato. Per fare ciò si sono prese in considerazione differenti informazioni circa l'utente:

- il numero di anni in cui è stato un utente elite (selezionato dalla piattaforma come competente),
- il numero di complimenti per le sue recensioni,
- la somma cumulativa dell'utilità delle sue recensioni,
- il numero di complimenti sul suo profilo,
- il numero di fan,
- il numero di complimenti per la lista di imprese recensite.

Si è definita, dunque, una metrica per ricavare una valutazione della competenza dell'utente a partire da queste informazioni. Per renderle omogenee, esse sono state normalizzate nel range  $[0,1]$ :

$$x_{normalizzato} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

Si è poi definita la metrica di valutazione della competenza come somma pesata di questi attributi normalizzati:

$$\sum_1^7 w_i * x_{normalizzato_i}$$

$$w_i = \begin{cases} 0.25, & \text{se } x_i \in \{\text{topicuseful, elitedim}\} \\ 0.15, & \text{se } x_i \in \{\text{compliment hot}\} \\ 0.1, & \text{se } x_i \in \{\text{fans, compliment profile, useruseful}\} \\ 0.05, & \text{se } x_i \in \{\text{compliment list}\} \end{cases}$$

Si ricavano infine i 10 utenti con score più alto.

In StackExchange i dati già sono divisi per topic. Si accede, quindi, con l'argomento in ingresso alla collezione corrispondente di MongoDB. Si ricavano i post relativi all'argomento, si filtrano solo quelli di risposta. Segue un ulteriore filtraggio in base allo score associato al post: si mantengono tutti i post con score maggiore della media, disposti poi in ordine decrescente. Ancora una volta, si limitano i post ai migliori 100 per le considerazioni fatte precedentemente. Si passa di seguito alla ricerca degli esperti. Si accede alla collezione degli utenti e, mediante inner join, si ricavano gli utenti relativi ai migliori post trovati. Segue il raggruppamento dei post sugli utenti, per ciascuno dei quali viene calcolata la somma degli score dei suoi post relativi al topic di riferimento. Questo attributo viene combinato alla reputazione dell'utente per calcolare la valutazione di competenza. La reputazione dell'utente è un'informazione sintetica che calcola StackExchange in base agli apprezzamenti ed alla storia dell'utente. Viene sfruttata per determinare l'autorevolezza dell'opinione dell'utente. Si definisce nuovamente la metrica per la valutazione della competenza sfruttando la normalizzazione degli attributi e dando a ciascuno di essi un peso del 50%.

$$\sum_1^2 0.5 * x_{normalizzato_i}$$

$$x_i \in \{\text{topicscore, reputation}\}$$

```
# encoding=utf8
```

```
import sys
```

```
reload(sys)
```

```
sys.setdefaultencoding('utf8')
```

```
from pyspark.sql import SparkSession
```

```
from pyspark.sql.functions import col, avg, length, min, max, sum
```

```

import sys

#Creazione della sessione Spark con relativa configurazione
#(wrapper di SparkContext)
spark = SparkSession.builder.appName("ExpertFinding")
    .config("spark.mongodb.input.uri",
            "mongodb://127.0.0.1/BDABI.yelpbusiness")
    .getOrCreate()

#Valutazione degli argomenti di input:
#      - nessun argomento di input —> Topic non selezionato
#      - almeno un argomento di input —> Creazione della stringa
#                                           corrispondente al topic da
#                                           cercare in MongoDB
if len(sys.argv)>1:
    topicstack = ""
    for i in range(1,len(sys.argv)):
        line = sys.argv[i].capitalize()      #argomento in input tutto
#                                           minuscolo con prima lettera maiuscola
        linestack = sys.argv[i].lower()
        if i==1:
            topic = line
        else:
            topic = topic+" "+line            #spazio tra piu' parole dello
#                                           topic
        topicstack = topicstack+linestack
    print ("Topic selezionato: %s" %topic

    collectionpost = "stackexchange"+topicstack+"post"
    collectionuser = "stackexchange"+topicstack+"user"
    notyelp = False
    notstack = False

#Normalizzazione in (0,1): (x-min)/(max-min)
def normalizza(df,cl):
    minimo = df.agg(min(cl)).collect()[0][0]
    massimo = df.agg(max(cl)).collect()[0][0]
    return((df[cl]-minimo)/(massimo-minimo))

#Lettura dalla collezione yelpbusiness di MongoDB

```

```

business = spark.read.format("com.mongodb.spark.sql.DefaultSource")
    .load()

#Ricerca in business dei locali relativi al topic selezionato
category = business.where(col('categories').like(topic+"%")
    | col('categories').like("%_"+topic+"%")
    | col('categories').like("%_"+topic)
    | col('categories').like(topic))
    .select("business_id")

#Lettura della collezione post di stackexchange
post = spark.read.format("com.mongodb.spark.sql.DefaultSource")
    .option("uri", "mongodb://127.0.0.1/BDABI."+collectionpost)
    .load()

if category.count()>0:
    print("YELP")
#Lettura dalla collezione yelpreview di MongoDB
review = spark.read.format("com.mongodb.spark.sql.DefaultSource")
    .option("uri", "mongodb://127.0.0.1/BDABI.yelpreview")
    .load()

#Selezione delle colonne di interesse di review
reviewsel = review.select('business_id', 'user_id', 'useful')
#Join per la ricerca delle recensioni appartenenti ai locali
#precedentemente trovati
reviewtopic = category.join(reviewsel,
    category.business_id==reviewsel.business_id, "inner")
    .select('user_id', 'useful')
#Filtraggio delle recensioni con utilita' inferiore alla media
#ed ordinamento discendente
reviewfilt = reviewtopic
    .filter(reviewtopic['useful'] >
        reviewtopic.agg(avg(col("useful"))).collect()[0][0])
    .orderBy('useful', ascending=False)
if reviewfilt.count()>100:
    reviewfilt = reviewfilt.limit(100)
    # #riduzione a 100 righe
    con maggiore useful

#Lettura della collezione yelpuser di MongoDB
user = spark.read.format("com.mongodb.spark.sql.DefaultSource")
    .option("uri", "mongodb://127.0.0.1/BDABI.yelpuser")

```

```

        .load()
    usersel = user
        .select('user_id', 'name', 'useful', 'fans', 'elite',
                'compliment_hot', 'compliment_profile',
                'compliment_list')
        .withColumnRenamed("useful", "useruseful")

#Join recensioni-utenti, calcolo della dimensione di elite,
#selezione colonne di interesse e somma di useful delle recensioni
#affendenti allo stesso utente
#La dimensione di elite e' la lunghezza della stringa
    reviewer = reviewfilt.join(usersel,
                                reviewfilt.user_id==usersel.user_id, "inner")
        .withColumn('elitedim', length('elite'))
        .groupBy('name', 'useruseful', 'fans', 'elitedim',
                'compliment_hot', 'compliment_profile',
                'compliment_list', usersel.user_id)
        .agg({'useful': 'sum'})
        .withColumnRenamed("sum(useful)", "topicuseful")

#Calcolo score di ogni utente
#Gli attributi contribuiscono con peso differente al calcolo
#dello score: 5% list, 10% fans, useruseful e profile, 15% hot,
#25% elite e topicuseful
    userscore = reviewer.withColumn('score',
                                    (0.25*normalizza(reviewer, 'topicuseful'))+
                                    (0.1*normalizza(reviewer, 'fans'))+
                                    (0.25*normalizza(reviewer, 'elitedim'))+
                                    (0.15*normalizza(reviewer, 'compliment_hot'))+
                                    (0.1*normalizza(reviewer, 'compliment_profile'))+
                                    (0.05*normalizza(reviewer, 'compliment_list'))+
                                    (0.1*normalizza(reviewer, 'useruseful')))
        .select('user_id', 'name', 'score')
        .orderBy('score', ascending=False)
    userscore.show(10)
else:
    notyelp = True

if post.count()>0:
    print("STACK_EXCHANGE")
    postsel = post.filter(post['_PostTypeId']=="2")

```

```

        .select("_postId", "_Score", "_OwnerUserId")
        .filter(post['_Score'] >
                post.agg(avg(col("_Score"))).collect()[0][0])
        .orderBy('_Score', ascending=False)

    if postsel.count() > 100:
        postsel = postsel.limit(100)           #riduzione a 100 righe con
#                                              maggiore score

#Lettura della collezione user di stackexchange
    user = spark.read.format("com.mongodb.spark.sql.DefaultSource")
        .option("uri", "mongodb://127.0.0.1/BDABI."+collectionuser)
        .load()
    usersel = user.select('_userId', '_DisplayName', '_Location',
        '_AboutMe', '_Reputation')

#Join post-utenti, selezione colonne di interesse e somma di
# score dei post afferenti allo stesso utente
    expert = postsel.join(usersel,
        postsel['_OwnerUserId'] == usersel['_userId'], "inner")
        .groupBy('_userId', '_DisplayName', '_Location', '_AboutMe',
            '_Reputation')
        .agg({'_Score': 'sum'})
        .withColumnRenamed("sum(_Score)", "topicscore")

#Calcolo dello score di ogni utente
    expertscore = expert.withColumn('scoreexpertise',
        (0.5*normalizza(expert, 'topicscore'))+
        (0.5*normalizza(expert, '_Reputation')))
        .orderBy('scoreexpertise', ascending=False)
    expertscore.show(10)
    expertscore.select('_DisplayName', '_AboutMe').show(10, False)

    else:
        notstack = True

    if (notyelp and notstack):
        print("Topic inesistente")

    else:

```



```
print ("Topic□non□selezionato ")
```

**Listing 2.4:** Expert Finding

Infine, per eseguire il codice Python, si sfrutta Spark con il package mongo-spark-connector. Per garantire l'esecuzione è necessario fornire sufficiente memoria per il driver, pena il fallimento dell'esecuzione. Sono stati dedicati al driver 2GB di memoria centrale. L'output è direzionato verso un file testo per distinguerlo dalle informazioni di controllo dell'esecuzione.

```
spark-submit  
—packages org.mongodb.spark:mongo-spark-connector_2.12:2.4.0  
—driver-memory 2g  
/home/vmadmin/src/ExpertFinding.py topic >risultato.txt
```

**Listing 2.5:** Driver Memory

**Input:** topic

**Result:** experts

```

if topic composto da almeno una parola then
    Trasformazione topic in parole staccate, minuscole e con la prima
    lettera maiuscola per Yelp;
    Trasformazione topic in parole unite e minuscole per StackExchange;
    notYelp = False; notStack = False;
    Recupero da MongoDB le imprese di Yelp con categoria == topic;
    Recupero da MongoDB i post di StackExchange appartenenti alla
    collezione di topic;
    if numero imprese > 0 then
        Recupero da MongoDB le recensioni di Yelp e selezione degli
        attributi di interesse;
        Recupero delle recensioni relative alle imprese;
        Filtraggio recensioni con utilità > media(utilità);
        Riduzione ad almeno le 100 recensioni più utili;
        Recupero da MongoDB gli utenti di Yelp e selezione degli
        attributi di interesse;
        Recupero degli utenti autori delle recensioni più utili;
        Raggruppamento delle recensioni per utente e somma dell'utilità
        delle recensioni di uno stesso utente;
        Calcolo competenza come somma pesata degli attributi più
        importanti normalizzati;
        Ordinamento decrescente per competenza e selezione dei primi
        10 utenti;
    else
        notYelp = True
    if numero post > 0 then
        Filtraggio dei post di risposta e selezione degli attributi di
        interesse;
        Filtraggio dei post con score > media(score);
        Riduzione ad almeno i 100 post con score più alto;
        Recupero da MongoDB gli utenti di StackExchange appartenenti
        alla collezione di topic e selezione degli attributi di interesse;
        Recupero degli utenti autori dei migliori post;
        Raggruppamento dei post per utente e somma dello score dei
        post di uno stesso utente;
        Calcolo competenza come somma pesata degli attributi più
        importanti normalizzati;
        Ordinamento decrescente per competenza e selezione dei primi
        10 utenti;
    else
        notStack = True
    if notYelp AND notStack then
        print "Topic inesistente";
else
    print "Topic non selezionato";

```

**Algorithm 1:** Expert Finding Pseudocode

## Capitolo 3

# Risultati sperimentali

Attraverso i comandi del tipo in **Figura 2.1** sono stati caricati i file JSON nel database BDABI di MongoDB nella collezione *yelp*+nomefile. Attraverso il codice in **Figura 2.2** sono stati caricati i file XML nel database BDABI di MongoDB nella collezione *stackexchange*+topic+nomefile. Al seguito di questa fase di caricamento, rendiamo operativo MongoDB per le successive elaborazioni. In **Figura 3.1** osserviamo alcune delle centinaia collezioni caricate.

```

> use BDABI
switched to db BDABI
> show collections
stackexchange3dprintingpost
stackexchange3dprintinguser
stackexchangeacademiapost
stackexchangeacademiauser
stackexchangeaiuser
stackexchangeaiuser
stackexchangeandroidpost
stackexchangeandroiduser
stackexchangeanimepost
stackexchangeanimeuser
stackexchangeapplepost
stackexchangeappleuser
stackexchangearduinopost
stackexchangearduinouser
stackexchangeaskubuntuuser
stackexchangeaskubuntuuser
stackexchangeastronomyuser
stackexchangeastronomyuser
stackexchangeaugurpost
stackexchangeauguruser
stackexchangeaviationpost
stackexchangeaviationuser
stackexchangeavppost
stackexchangeavppuser
stackexchangebeerpost
stackexchangebeeruser
stackexchangebicyclespost
stackexchangebicyclesuser
stackexchangebioinformaticsuser
stackexchangebioinformaticsuser
stackexchangebiologypost
stackexchangebiologyuser
stackexchangebitcoinpost
stackexchangebitcoinuser
stackexchangetravelpost
stackexchangetraveluser
stackexchangetridionpost
stackexchangetridionuser
stackexchangeukrainianpost
stackexchangeukrainianuser
stackexchangeunixpost
stackexchangeunixuser
stackexchangeuserexperiencepost
stackexchangeuserexperienceuser
stackexchangevegetarianismpost
stackexchangevegetarianismuser
stackexchangevipost
stackexchangevipuser
stackexchangewebappsuser
stackexchangewebmasterspost
stackexchangewebmastersuser
stackexchangewindowsphonepost
stackexchangewindowsphoneuser
stackexchangewoodworkingpost
stackexchangewoodworkinguser
stackexchangewordpresspost
stackexchangewordpressuser
stackexchangeworkspacepost
stackexchangeworkspaceuser
stackexchangeworldbuildingpost
stackexchangeworldbuildinguser
stackexchangewriterspost
stackexchangewritersuser
yelpbusiness
yelpcheckin
yelpphoto
yelppreview
yelptip
yelpuser

```

Figura 3.1: MongoDB

Conclusasi questa fase, non resta che sfruttare i dati che si dispone per effettuare la ricerca degli esperti su di un determinato argomento. Ricerchiamo gli esperti di *Golf*. Lanciamo il comando in **Figura 2.5** con *golf* come topic. Osserviamo un tempo di elaborazione di poco più di 12 minuti. Essa ha coinvolto principalmente il dataset di Yelp, grazie alle recensioni sui campi da golf. Si ottengono gli esperti relativi.

```

Topic selezionato: Golf
YELP
+-----+-----+-----+
| user_id | name | score |
+-----+-----+-----+
|--2vR0DIsmQ6WfcSz...| Harald | 0.6128201926952267 |
|Z88N6qly3Dp5C06Xb...| Janice | 0.4816168137363288 |
|nkN_do3fJ9xekchVC...| Jeremy | 0.37949707107989017 |
|AbMjnK0wg736fcIu8...| Michael | 0.36829495634104636 |
|fgwI3rYH0vlipfVfC...| Emi | 0.34889763463524603 |
|rMsB82tk9u0B6JumP...| Brett | 0.31008172530736716 |
|3mNz5nQFTIBQm0oU5...| Michelangelo | 0.3087006619216034 |
|13f_vtUZEmLzweL91...| Michelle | 0.2975279223565622 |
|aIbYx0V_3dBIPUcnl...| Tess | 0.2911744071500844 |
|zFYs8gSUYDvXkb607...| Joyce | 0.29038847104296245 |
+-----+-----+-----+
only showing top 10 rows

```

Figura 3.2: Esperti di golf

Analogamente effettuiamo un'ulteriore ricerca di esperti di animali. Osserviamo che il tempo di esecuzione è poco più di 12 minuti. La ricerca è stata effettuata su entrambi i dataset. Risulta interessante osservare le descrizioni che hanno dato gli utenti di loro stessi. La maggior parte di esse fanno riferimento ad un aspetto della vita dell'utente correlato agli animali. Sono dunque persone che reputano il loro rapporto con gli animali come una delle cose primarie da inserire in una descrizione personale.

**Zaralynda** Avid reader, feminist, owned by cats, sometime gamer, and quilter. Currently share my home with 3 cats.

**Yvette Colomb** Animal lover and animal rights activist.

**Trond Hansen** I am 53 years old (young). My interests are very broad: science, astronomy, biology, geology, marine biology. I simply want to know how every thing works, I have a cat named Trine. I have always had a cat.

**Rebecca RVT** Graduated as Veterinary Technician in spring 2013, got certified in summer of 2013. Currently work primarily with animal (cats and dogs). I have 11 years experience with exotic pets (pocket pets, reptiles and birds) with 2 years of working at an exotic pet practice.

**James Jenkins** I volunteer with <http://www.petfinder.com/shelters/PA323.html> Rabbit Wranglers. I can often be found at local community events walking a rabbit on a leash, providing education and offering tips for adopting and rating a pet house rabbit into the family.

Topic selezionato: Pets  
YELP

user_id	name	score
Tqm7Wu7IBJ1td3Ab5...	Brian	0.44115631119814847
M9rRM6Eo5YbKLMG5...	Aileen	0.4134393090710687
wTfb2nfzPIyFcYQAR...	PrincessCandyEmpire	0.4047377559487504
zFYs8gSUYDvXkb607...	Joyce	0.3929949240832057
A0j21z2Q1HGic7jW6...	Georgie	0.33843725767560195
DK57YibC5ShBmqQl9...	Karen	0.3240832341973503
Fv0e9RIV9jw5TX3ct...	Christie	0.3112994076757475
rKDLq635fyrnVzg4G...	Maila	0.2955102518043695
xsMd60nEJ6_Np6Es0...	Gerard	0.25888538160993735
Jtq_pKd7GVbXvFY8Y...	Marissa	0.25716393263117915

only showing top 10 rows

STACK EXCHANGE

_userId	_DisplayName	_Location	_AboutMe	_Reputation	topicscore	scoreexpertise
224	Zaralynda	Interwebs	<p>Avid reader, f...	15990	231	0.9380414733664971
32	John Cavan	Toronto, Canada	<p>I tried subtle...	18207	160	0.8317535545023697
6796	Yvette Colomb	null	<p>Animal lover a...	13645	196	0.7895673405119628
13	James Jenkins	Pittsburgh, PA	<p>I volunteer wi...	18177	91	0.6674080351236993
7526	Rebecca RVT	Canada	<p>Graduated as V...	9872	105	0.46848345205736364
57	Beofett	Pennsylvania	<p>This page inte...	6354	144	0.46258292381909305
7612	trond hansen	Røyken, Norway	<p>i am 53 years ...	7112	122	0.4316340578452827
7852	motosubatsu	null	<p>This section l...	4299	154	0.4288484956692727
481	Spidercat	Wherever I feel like	<p>Just your frie...	11109	69	0.4177458496037485
13155	Alan T.	Ottawa, ON, Canada	<p>Administrative...	1458	176	0.40158373467980535

only showing top 10 rows

Figura 3.3: Esperti di animali

```

|Zaralynda |<p>Avid reader, feminist, owned by cats, sometime gamer, and quilter.</p>
<p>Currently share my home with 3 cats.</p>
<p></p>
|Yvette Colomb|<p>Animal lover and animal rights activist.</p>

|James Jenkins|<p>I volunteer with <a href="http://www.petfinder.com/shelters/PA323.html" rel="nofollow noreferrer">
Rabbit Wranglers</a>.
I can often be found at local community events walking a rabbit on a leash, providing education and offering tips for adopting and integ
rating a pet house rabbit into the family</p>

|Rebecca RVT |<p>Graduated as Veterinary Technician in spring 2013, got certified in summer of 2013. Currently work primarily with small
animal (cats &amp; dogs).</p>
<p>I have 11 years experience with exotic pets (pocket pets, reptiles and birds) with 2 years of working at an exotic pet practice.</p>

|trond hansen |<p>i am 53 years old(young)my interests is very broad,sience-astronomy-biology-geology-marine biology.i simply want to kno
w how every thing works,i have a cat named trine i have allways had a cat.</p>

```

Figura 3.4: About Me degli esperti di animali

Al fine di valutare l'algoritmo anche per il dataset Yelp, è stato realizzato un sondaggio con le migliori recensioni ed è stato chiesto ai partecipanti di ordinare gli utenti relativi in base all'esperienza che dimostrano sugli

animali. Il sondaggio è stato effettuato su un gruppo ristretto di persone fidate con conoscenza dell'argomento in questione, in modo da garantire la serietà e l'attendibilità del responso. Il ranking ottenuto ricalca quello prodotto dall'algoritmo, eccetto per la quinta posizione. *Georgie*, infatti, è stato posto in fondo alla classifica. Normalmente, con l'argomento *animali*, si sottointende la cura per gli animali. Tutte le recensioni fanno riferimento ad associazioni di volontariato per il salvataggio degli animali, veterinari, attività con degli animali. *Georgie*, invece, parla di un'attività di ristorazione, che avrà ed accudirà i suoi animali, ma che non farà di ciò il principale business. L'attività è stata dunque classificata in tal modo dal dataset e ben valutata dall'algoritmo per l'ottima recensione ottenuta. Di contro, è stata mal valutata dai partecipanti al sondaggio, abituati dalle altre recensioni a ricercare un altro tipo di competenza nell'utente, più improntata ai temi animalisti. Una parola può rappresentare differenti concetti e a questo punto il tema scivolerebbe sul vero significato dell'argomento animali. Volendoci porre nel punto di vista dell'utilizzatore umano, per il quale è comune essere ambiguo e non specificare pienamente il contesto, sembra comunque accettabile il risultato ottenuto, composto di un unico falso positivo.

## Expert Finding

Ciao, ti chiediamo di leggere attentamente le recensioni di ogni utente ed indicare per ciascuno di essi una posizione in classifica (da 1 a 10) in base a chi secondo te è più esperto e preparato sul topic: ANIMALI.

NB: Non è possibile dare a due utenti diversi la stessa posizione in classifica!

\*Campo obbligatorio

Brian

### Recensione 1

A love train  
URRKN stands for Underground Railroad Rescue Kitty Network and was started by Tina LaBlanc in Oct of 2011. It's a way of transporting kitties from shelters, foster homes and temporary homes to their "forever homes".

It's basically a series of wonderful volunteers that are willing to transport cats from one place to another. One long trips each volunteer will drive whatever distance they feel comfortable and then meet another volunteer at a prearranged location.

On a long trip it might be many volunteers that selflessly give their time and transportation to help the kitty get to it's final destination. A person waiting for the kitty can actually keep track on the progress as the cat travels on it's "love train".

We recently adopted a kitty from Florida that had to be transported to Rhode Island. We contacted URRKN and volunteers were quickly arranged so our kitty, Gersemi, arrived to us quickly and in great health and spirits.

There is no charge for this incredible service but of course donations are accepted. It all depends on the kindness and generosity of strangers who anonymously do good without asking for anything but a simple thank you.

The volunteers of the URRKN along with Tina LaBlanc, are doing great deeds in a quiet way. Such acts of kindness for no other reason but to be kind are wonderful and rare things that should never be taken for granted.

<https://www.facebook.com/groups/URRKN/>

Brian's Ranking \*

Scegli ▼

**Figura 3.5:** Sondaggio sugli esperti di animali

Infine ricerchiamo gli esperti di informatica. L'esecuzione impiega 30 secondi e coinvolge solo il dataset di StackExchange. Osserviamo ancora una volta come le descrizioni degli utenti siano coerenti con la tipologia di esperto cercata: un ricercatore del Technion, un ingegnere del software di Google, un dottorando dell'Università di British Columbia, un professore dell'Università dell'Illinois.

**Yuval Filmus** Assistant Professor in the Department of Computer Science at the Technion.

**Raphael** I am a computer scientist by training, which means I now think like one: always analysing, abstracting, reducing, problem solving. In addition, I picked up some affection and, hopefully, ability for actually building software over the years. You can take a look over on <https://github.com/reitzig> Github. During my time at university I have found a passion for teaching, by which I mean helping people learn. Some say I was quite the nitpicker; it's for your best, I promise! In my free time I play games, read books, code, work out, enjoy music, and roam the webs.



**Kaveh** <http://ca.linkedin.com/in/ghasemloo> Software Engineer at <http://www.google.com> Google. Ph.D. in Computer Science, <https://www.utoronto.ca/> University of Toronto, <http://web.cs.toronto.edu/> Department of Computer Science, <http://www.cs.toronto.edu/theory/index.php> Theory Group. Thesis: <http://www.cs.toronto.edu/~kaveh/papers/phd-thesis.pdf> "Uniformity and Nonuniformity in Proof Complexity", 2016. Ex-moderator on <http://cstheory.stackexchange.com> cstheory.

**Jmite** I am Joey Eremondi, a PhD Student at the <https://www.cs.ubc.ca/> University of British Columbia. I do research in Programming Languages and Theory of Computation, particularly with dependent types. My <http://dspace.library.uu.nl/handle/1874/337692> Masters Thesis was on improving error messages for higher order unification. I've also co-authored a few papers on reversal-bounded counter automata. I have an M.Sc in Computing Science from <http://www.cs.uu.nl/> Utrecht University, a B.Sc. Honours in Computer Science, and a B.Sc. 4-year in Mathematics, both from the <http://www.usask.ca/> "rel= University of Saskatchewan.

**JeffE** I am a full professor of <http://www.cs.uiuc.edu> computer science at the University of Illinois, Urbana-Champaign. I teach <http://www.cs.uiuc.edu/~jeffe/teaching/algorithms> algorithms.

Topic selezionato: Computer Science  
STACK EXCHANGE

_userId	_DisplayName	_Location	_AboutMe	_Reputation	topicscore	scoreexpertise
683	Yuval Filmus	Haifa, Israel	<p>Assistant Prof...	199861	541	0.7592397043294614
9550	David Richerby	UK		72177	997	0.679749184850765
755	D.W.	null	null	104210	618	0.5599872049843089
98	Raphael	Nürnberg, Germany				
<p>I am a compu...	58499	462	0.36297172780914955			
41	Kaveh	Toronto, Canada	<p><a href="http:...	17993	633	0.3516616543364668
2253	jmite	University of Bri...	<p>I am Joey Eremondi	23069	579	0.33588194366644075
39	Gilles	null	<p>Moderator* on ...	33906	277	0.20361188381776146
133	Sebastian	null		3516	293	0.13583688963789126
22096	tsleyson	United States	null	2763	258	0.11546884290522869
72	JeffE	Urbana, IL	<p>I am a full pr...	7801	208	0.10170575489665595

only showing top 10 rows

Figura 3.6: Esperti di informatica

### 3.1 Tempi e costi

La metrica di valutazione della competenza riesce efficacemente ad individuare gli esperti nel settore. I tempi di esecuzione sono confermati anche con prove

ripetute e con differenti topic. Le differenze sostanziali nei tempi di elaborazione sono dovute alla composizione dei dataset. Essendo StackExchange già suddiviso per topic, presenterà un numero di tuple nettamente inferiore alle centinaia di migliaia di Yelp, che mantiene i dati di tutta la piattaforma senza scrematura. La composizione di Yelp necessita inoltre di un'operazione di Join aggiuntiva per ricavare i topic dalle aziende, e di conseguenza le recensioni relative. Una fase di preprocessing onerosa potrebbe catalogare i dati di Yelp per topic nel database, riducendo i tempi di esecuzione ma provocando più ridondanza e maggior consumo di memoria. Questa è una strada al momento non praticabile per le poche risorse di memoria a disposizione nella macchina virtuale. Differenti configurazioni tecniche di Spark, variando il numero di esecutori, di core per ciascuno di essi, e di memoria loro disponibile, possono portare ad una riduzione dei tempi globali di al più 10 secondi, suggerendo che non siano le limitazioni tecniche della piattaforma a vincolare eccessivamente i tempi. Per quanto riguarda i costi in termini di risorse di memoria utilizzate, il disco primario non è stato sufficiente per l'estrazione e la memorizzazione dei dati. Si è quindi ricorso al disco temporaneo maggiormente capiente ma volatile. Sono quindi stati trovati dei compromessi tra tempi e costi per far fronte alla esigua disponibilità di risorse di memoria. La memoria centrale per l'elaborazione, invece, si è dimostrata sufficiente per garantire un'esecuzione efficiente.