Elasticsearch 101

멘토 서중원

1. Retrieval 소개

- 1.1 Boolean Retrieval
- 1.2 Rank Retrieval

2. Elasticsearch

- 2.1 Elasticsearch Overview
- 2.2 Index
- 2.3 Elasticsearch Setting

3. Practice

1.

Retrieval 소개

Deep learning의 관점이 아닌, IR(information retrieval)의 관점으로 알아보자!

Boolean Retrieval란?

쿼리 연산에 대해서 두가지 중 하나의 결과를 보여줌

- True or False
- Exact-match

일반적으로 Query는 부울 연산을 이용해 제공됨

- AND, OR, NOT

기본 가정은, "검색된 모든 결과는 동일하게 관련된 내용이다"

1.1 Boolean Retrieval

Boolean Retrieval란?

아직도 많은 검색 시스템은 부울 연산을 활용

- 이메일, 인스타그램일부 도메인에 대해서는 매우 효과적인
 - 특허 검색
 - 법률 검색

Boolean View

쿼리 실행

- 검색어로 들어온 Term을 고르고
- Boolean 연산을 적용

Term	Doc1	Doc2	Doc3	Doc4	Doc5
Hello	0	0	0	1	0
Му	1	0	1	0	1
Love	0	0	1	0	0
lt	1	1	1	1	1
Is	1	1	1	1	1
Very	0	1	0	0	1
Cold	0	0	0	1	0
On	1	0	1	1	1
This	0	1	1	1	1
Island	0	1	0	0	0

Boolean 검색 예제

Term	Doc1	Doc2	Doc3	Doc4	Doc5
This	0	1	1	1	1
On	1	0	1	1	1

This AND On : Doc3, Doc4, Doc5

This OR On : Doc1, Doc2, Doc3, Doc4, Doc5

This AND NOT On : Doc2

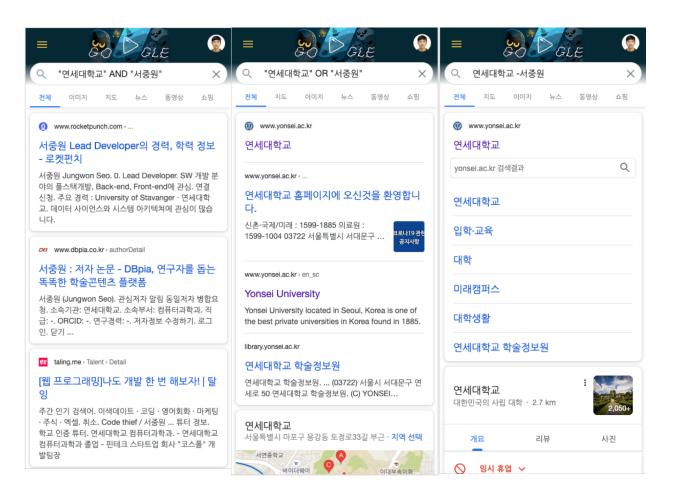
On AND NOT This : Doc1

Google에서 Boolean 검색 예제

AND 연산자: "연세대학교" AND "서중원"

OR 연산자 : "연세대학교" OR "서중원"

NOT 연산자: "연세대학교" - "서중원"



Boolean 검색 장/단점

장점

- 검색 결과에 대한 설명이 쉬움 (포함/미포함)
- 다양한 요소들이 검색에 함께 포함될 수 있음 (이미지의 포함여부 등)
- 효율적인 연산 (시작과 동시에 많은 문서들이 제외 될 것이기 때문에)
- 관련된 문서를 절대 놓치지 않음

단점

- 검색 결과의 퀄리티는 사용자의 쿼리 작성에 의해 달려있음
- 문서간 랭킹이 X

1.2 Rank Retrieval

Rank Retrieval란?

score(d,q)

- 주어진 쿼리 q에 대해서 각각의 문서의 점수를 계산
- Query = "Hello world"

How?

- $\omega_{t,d}$: 문서(d)와 Term(t)과의 가중치 계산
- $\omega_{t,q}$: 쿼리(q)와 Term(t)과의 가중치 계산
- 그리고 그 둘의 내적을 통한 유사도 계산
- 각각의 문서에 대한 점수 반환

$$score(d, q) = \sum_{t \in q} \omega_{t,d} \cdot \omega_{t,q}$$

1.2 Rank Retrieval Retrieval 소개

Scoring Example 1 – Term Frequency Weighting

 $f_{t,d}$: 문서 d에서 term t가 등장한 횟수

 $\mathbf{f_{t,q}}$: 쿼리 q에서 term t가 등장한 횟수

Example

- Query: Hello, Hello world

- Term: Hello

Document: "Hello, Hello, Hello world, programming is very fun"

- $f_{t,d}$:3

 $- f_{t,q} : 2$

$$score(d, q) = \sum_{t \in q} \omega_{t,d} \cdot \omega_{t,q}$$

$$\omega_{t,d} = \begin{cases} 1, & f_{t,d} > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\omega_{t,q} = f_{t,q}$$

Scoring Example 2 – Log Frequency Weighting

문서에서 단어 횟수를 적절히 반영하기 위해서는?

$f_{t,d}$	$w_{t,d}$
0	0
1	1
2	1.3
10	2
1000	4

$$\omega_{t,d} = \begin{cases} 1 + \log f_{t,d}, & f_{t,d} > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$score(d, q) = \sum_{t \in q} \omega_{t,d} \cdot \omega_{t,q} \qquad \omega_{t,q} = f_{t,q}$$

$$score(d, q) = \sum_{t \in q} (1 + \log f_{t,d}) \cdot \omega_{t,q}$$

Vector Space Model (VSM)을 활용한 Rank Retrieval

문서와 쿼리는 term의 weight들의 벡터로 표현됨
- 쉽게 표현하면, 문서와 쿼리는 단어들의 중요도에 대한 벡터임
Term과 Document의 매트릭스로 표현

$D_i =$	$(d_{i1},d_{i1},$	\dots, d_{it}

 $Q = (q_1, q_2, ..., q_t)$

	Term1	Term2	 Termt
Doc1	d11	d11	 d1t
Doc2	d21	d22	 d2t
Docn	dn1	dn2	 dnt

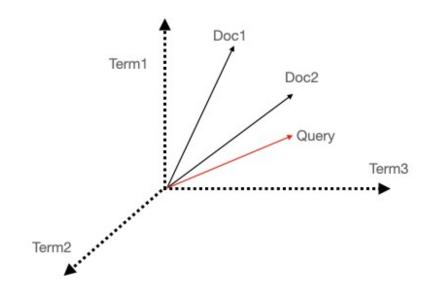
코사인 유사도

이전 슬라이드에서, 쿼리와 다큐먼트 둘 다 벡터로 표현을 했으므로, 문제를 재정의 가능

- 두 벡터 간의 유사도는 어떻게 구할 수 있을까? Cosine 유사도

$$= \operatorname{similarity} = \cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} = \frac{\sum_{i=1}^{n} A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} B_i^2}},$$

- θ 가 작을 수록 1에 가까워 진다.



Foundation

단어 가중치 계산: 어떤 단어가 얼마나 중요한가?

직관적으로 생각해보면,

- 문서에 많이 등장하는 단어는 높은 가중치를 가져야 한다 (1개의 문서)
 - 빅데이터 라는 단어가 많이 등장하면, 빅데이터에 관련된 문서일 확률이 높다.
- 많은 문서에서 등장하는 단어는 낮은 가중치를 가져야 한다
 - 특정 도메인 용어들: AI와 관련된 문서들은 network라는 단어를 많이 갖고 있다.
 - (나 / 너 / 우리 / 그리고) 등의 불용어들 (stopwords)

수학적으로 계산을 하려면?

- 단어 빈도수 (Term frequency): TF
- 역문서 빈도수 (Inverse document frequency): IDF

너무 흔하지도 않지만, 너무 희귀하지도 않음

TF

- Binary TF = $\{0, 1\}$
- Raw frequency TF = 빈도수
- Normalized TF = 빈도수/문서길이
 - 문서길이: 문서내의 전체 단어수
- Log-normalized TF = 1+ log(빈도수)

IDF

- N: 전체 문서수, nt: 단어 t를 포함하고 있는 문서의 수
- 예를 들어 N=100, nt=50 -> idf = log(2)
- N=100, $nt=100 \rightarrow idf = log(1) = 0$
- 해석: IDF가 높다? 단어가 등장하는 문서가 적다

weighting scheme	document term weight	query term weight
1	$f_{t,d} \cdot \log rac{N}{n_t}$	$\left(0.5 + 0.5 rac{f_{t,q}}{\max_t f_{t,q}} ight) \cdot \log rac{N}{n_t}$
2	$1 + \log f_{t,d}$	$\log \biggl(1 + \frac{N}{n_t}\biggr)$
3	$(1 + \log f_{t,d}) \cdot \log \frac{N}{n_t}$	$(1 + \log f_{t,q}) \cdot \log \frac{N}{n_t}$

Tf-idf의 여러 변형들

TF-IDF

- TF와 IDF를 동시에 고려하기 위한 수식
 - tf-idf = tf*idf
- TF는 해당 문서에서의 단어의 중요도를 나타내고
- IDF는 해당 단어의 문서 전체에서의 중요도를 나타냄

TF-IDF를 활용한 랭킹함수

$$Score(q, d) = \sum_{t \in q} \omega_{t,q} \cdot \omega_{t,d}$$

$$\omega_{t,q} = \frac{tfidf_{t,q}}{\sqrt{\sum_{t} tfidf_{t,q}^{2}}} \quad \omega_{t,d} = \frac{tfidf_{t,d}}{\sqrt{\sum_{t} tfidf_{t,d}^{2}}}$$

$$cosine(d,q) = \frac{\sum_{t} \omega_{t,d} \cdot \omega_{t,q}}{\sqrt{\sum_{t} \omega_{t,d}^2} \sqrt{\sum_{t} \omega_{t,q}^2}}$$



$$cosine(d,q) = \frac{\sum_{t} tfidf_{t,d} \cdot tfidf_{t,q}}{\sqrt{\sum_{t} tfidf_{t,d}^{2}} \sqrt{\sum_{t} tfidf_{t,q}^{2}}}$$

BM25: 우리는 1절만 하지 않지..

- 1980~1990년도 사이에 London's City University 의 Okapi information Retrieval system에 적용된 랭킹함수로 Full name은 Okapi BM25
- 여러 실험을 통해 찾아낸 수식: Best Match! (아마 25번째 실험?)
- Elasticsearch의 기본 랭킹함수

$$ext{score}(D,Q) = \sum_{i=1}^n ext{IDF}(q_i) \cdot rac{f(q_i,D) \cdot (k_1+1)}{f(q_i,D) + k_1 \cdot \left(1 - b + b \cdot rac{|D|}{ ext{avgdl}}
ight)}$$

1.2 Rank Retrieval

BM25에서 직접 변경 가능한 파라미터

- k₁: Term Frequency의 Scaling을 조절
 - 0: binary model: 문서에 단어가 있나? 없나?
 - 숫자가 커지면, 실제 term frequency를 사용하겠다는 의미
 - 일반적으로 1.2에서 2.0사이
- b: 문서 길이 Normalization
 - 0: No normalization
 - 1: Full length normalization
 - 일반적으로 0.75를 사용

$$ext{score}(D,Q) = \sum_{i=1}^n ext{IDF}(q_i) \cdot rac{f(q_i,D) \cdot (k_1+1)}{f(q_i,D) + k_1 \cdot \left(1 - b + b \cdot rac{|D|}{ ext{avgdl}}
ight)}$$

2.

Elasticsearch

비정형 데이터 검색에 최적화된 데이터베이스

Elasticsearch는 어떻게 시작되었나?

런던의 아파트에서, Shay Banon은 일자리를 찾고 있었습니다. 그때 그의 아내는 요리 학교에 다니는 중이었습니다.

Shay는 남는 시간을 이용해 점점 늘어가는 아내의 요리법 목록을 위한 검색 엔진을 만들기 시작했습니다. 최초의 버전은 **컴파스**(Compass, 2004)라고 불렀습니다.

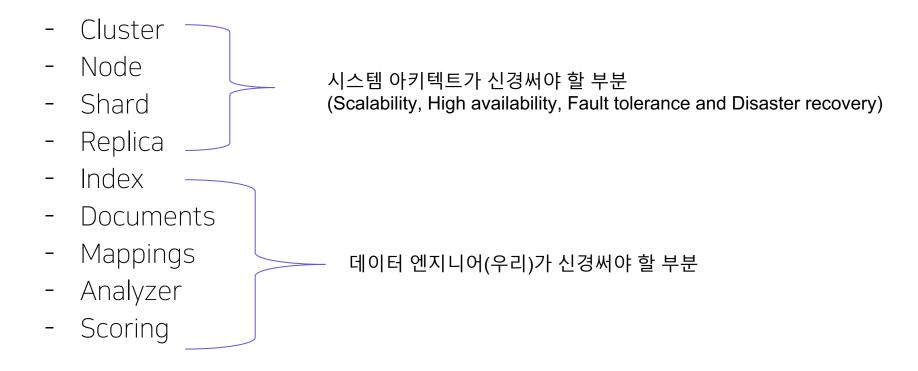
두번째 버전이 (아파치 루신(Apache Lucene)을 기반으로 한) Elasticsearch(2010)였습니다.



이 이야기의 교훈은?



Elasticsearch와 관련된 용어들



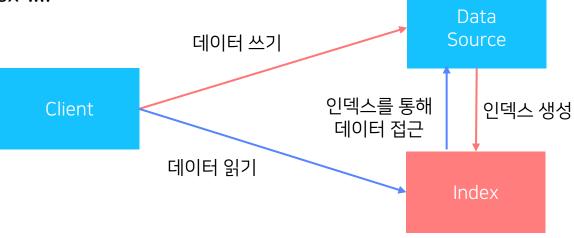
RDB vs Elasticsearch

관계형 데이터베이스 (mysql)	엘라스틱서치
Database	Index
Table	Туре
Row	Document
Column	Field
Schema	Mapping
Index 설정가능	모두 Index되어있음
SQL	Query DSL

2.2 Index

Index란?

- 원본 데이터에 빠르게 접근하기 위한 추가적인 데이터 집합
- 데이터가 저장될 때 그 데이터를 위한 인덱스 데이터를 자동으로 생성
- 데이터의 타입이나 목적성에 따라 구현 방식만 다를 뿐 결국에는:
 - 추가적인 저장용량을 쓰면서 검색 속도를 향상시키는 방법
 - B-tree, B+tree, Hash Table, Inverted index



2.2 Index

Big이라는 단어를 포함하는 문서들을 찾는데 걸리는 시간 복잡도는?

Elasticsearch

Term Document

Big Doc1, Doc2, ...

Data Doc1, Doc3, ...

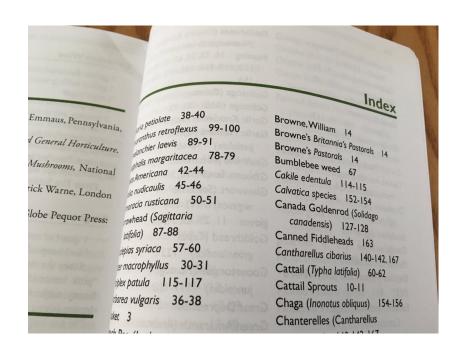
O(1) Hash table, B-tree, trie… RDB

Document_id	Content
Doc1	Big data is very big
Doc2	Data science is science

O(n)

2.2 Index

Inverted Index

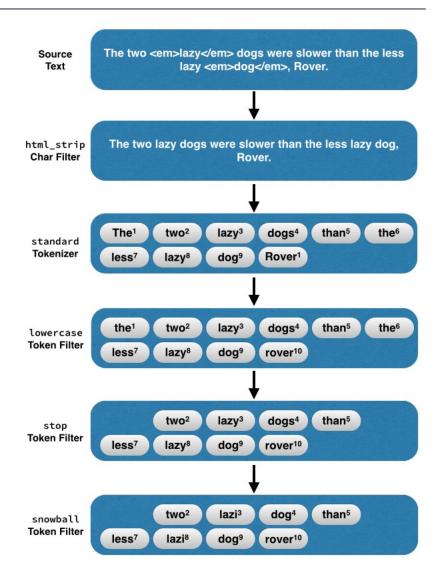


Term	Docs (doc_id, offset)
`The`	`{(1, 0), (1, 32), (2, 0)}`
`big`	`{(1, 4)}`
`brown`	`{(1, 8), (2, 4)}`
`fox`	`{(1, 10), (2, 14)}`
`jumped`	`{(1, 18)}`
`over`	`{(1, 27)}`
`lazy`	`{(1, 36)}`
`dog`	`{(1, 41)}`
`is`	`{(2, 14)}`
`Firefox`	`{(2, 17)}`

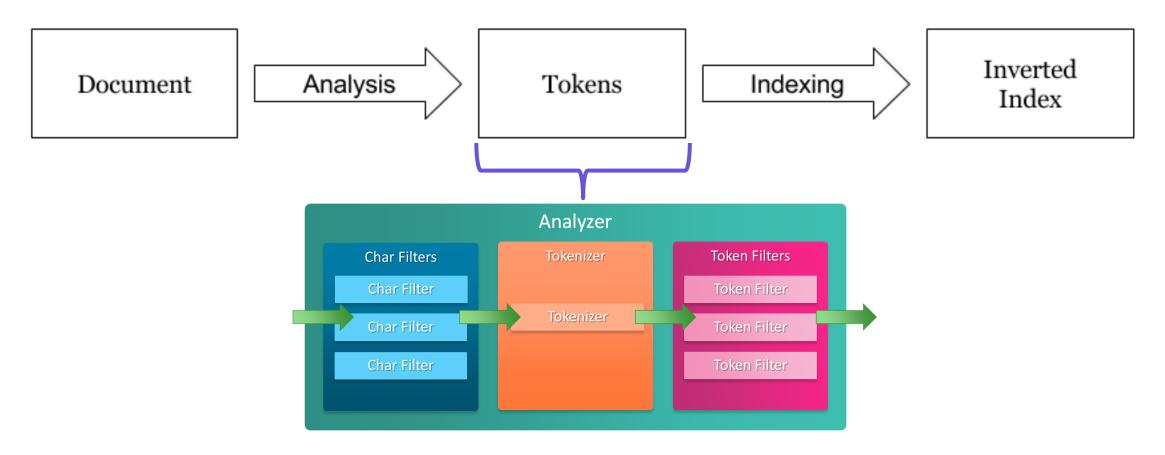
어떻게 Term을 추출해야 좋을까?

Text mining 101스타일로!

- 특수문자 제거, 원형복원, 불용어제거 등
- Analyzer를 활용
 - Tokenizer: 문장 자르기
 - Filter: 변형, 제거하기



Analyzer



Tokenizer: 어떤 기준으로 단어를 자를 것인가?

- Word Oriented Tokenizer
 - Standard, Letter, Whitespace
- Partial Word Tokenizer
 - N-gram, Edge N-gram
- Structured Text Tokenizer
 - Keyword, Pattern

https://www.elastic.co/guide/en/elasticsearch/reference/current/analysis-tokenizers.html

Filter: 어떤 단어를 어떻게 바꿀 것인가?

Char Filter: Before tokenizing

- HTML Strip Character Filter
- Mapping Character Filter
- Pattern Replace Character Filter

Token Filter: After tokenizing

- 우리가 알고 있는 대부분의 텍스트 전처리 기법들
- stemmer, n-gram, stop words, shingle, uppercase, lowercase...

https://www.elastic.co/guide/en/elasticsearch/reference/current/analysis-tokenfilters.html

Scoring: 쿼리와 문서간의 점수계산

Query또한 analyzer에 의해 분해가 되고, 이렇게 분해된 term들을 활용하여, 이전에 index된 문서와 점수 계산

BM25가 기본이지만, 다양한 옵션을 제공

- BM25
- DFR
- DFI
- IB
- LM Dirichlet, LM Jelinek Mercer

```
"similarity": {
    "my_similarity": {
        "type": "DFR",
        "basic_model": "g",
        "after_effect": "l",
        "normalization": "h2",
        "normalization.h2.c": "3.0"
    }
}
```

https://www.elastic.co/guide/en/elasticsearch/reference/current/index-modules-similarity.html

Mappings

- 문서가 어떠한 필드들을 갖고 이들을 어떻게 인덱싱 할지를 정의하는 과정
- 최초에 인덱스를 생성할 때 설정
- 필요에 따라 각 field에 Analyzer도 정의

Settings

- Analyzer관련 세팅
- Similarity관련 세팅
- Shard, Replica 등과 같은 아키텍쳐적인 세팅

```
"settings": {
    "number_of_shards": 1,
    "similarity": {
        "scripted_tfidf": {
            "type": "scripted",
            "script": {
                  "source": "double tf = Math.sqrt(doc.freq);
            }
        }
    }
}
```

```
"settings":{
  "analysis":{
     "analyzer":{
        "my_analyzer":{ 1
            "type":"custom",
           "tokenizer": "standard",
            "filter":[
               "lowercase"
         "my_stop_analyzer":{ 2
            "type":"custom",
            "tokenizer": "standard",
            "filter":[
               "lowercase",
               "english_stop"
     "filter":{
        "english_stop":{
            "type": "stop",
            "stopwords":"_english_"
```

REST API

Representational state transfer HTTP 통신을 할 때 모든 method(PUT, POST, DELETE, GET..)와 일관된 resource path 명명 방식을 사용하여 통신하는 방식

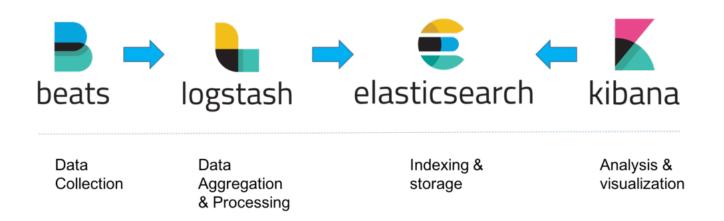
- 더 빠르고 그런 것 X
- 함수명 convention과 비슷한 목적

Elasticsearch에 모든 액션은 REST API로 호출 가능 (Python용 Elasticsearch client 라이브러리 활용 가능)

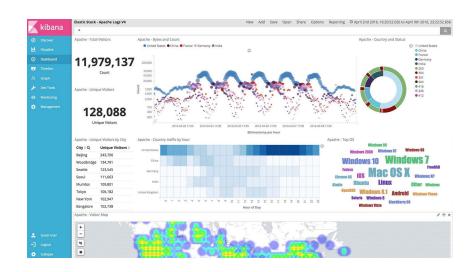
```
GET /my-index-000001/_search
PUT my-index-000001/_doc/1
POST _analyze
```

TMI: Elastic Stack

단순히 Search Engine으로써 이렇게 큰 회사가 됐을까? **"Elasticsearch는 비정형 데이터 검색에 최적화가 되어 있다!"** 응? 로그도 비정형 데이터인데? 로그 분석, 모니터링, 이상탐지 등등에 활용







3.

Practice

실습을 통해서 알아보도록 하겠습니다

End of Document Thank You.