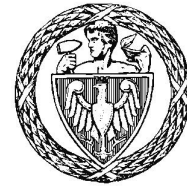


# Politechnika Warszawska

WYDZIAŁ ELEKTRONIKI  
I TECHNIK INFORMACYJNYCH



Instytut Informatyki

Studia Podyplomowe  
Big Data - przetwarzanie i analiza dużych zbiorów danych

PRACA KOŃCOWA

Wieloskalowa analiza danych z forum internetowego przy użyciu usług chmury  
AWS

Michał Kamiński Warszawa, 2023

# Spis treści

<b>Streszczenie</b>	<b>4</b>
Summary . . . . .	4
 <b>I Wstęp</b>	 <b>5</b>
Technologie big data . . . . .	6
Formaty danych . . . . .	6
Chmury . . . . .	8
Cel pracy . . . . .	8
 <b>II Wyniki i Dyskusja</b>	 <b>9</b>
 <b>1 Schemat infrastruktury</b>	 <b>10</b>
1.1 Ekstrakcja . . . . .	10
1.2 Przygotowanie danych wstępnych . . . . .	11
1.3 Budowa infrastruktury . . . . .	11
 <b>2 Wstępna obróbka danych</b>	 <b>12</b>
2.1 Konfiguracja aplikacji . . . . .	12
2.2 Schematy danych . . . . .	12
2.2.1 Plik Users . . . . .	12
2.2.2 Plik Tags . . . . .	13
2.2.3 Plik Votes . . . . .	13
2.2.4 Plik Posts . . . . .	14
2.2.5 Plik Post Links . . . . .	15
2.2.6 Plik Post History . . . . .	15
2.2.7 Plik Badges . . . . .	16
2.3 Czyszczenie kolumn tekstowych . . . . .	16
 <b>3 Analiza danych</b>	 <b>19</b>
3.1 Analiza aktywności użytkowników na forum . . . . .	19
3.2 Dynamika oraz statystyki udzielanych odpowiedzi . . . . .	21
3.3 Retencja użytkowników . . . . .	22
3.4 Statystyki najwyżej oraz najniżej ocenianych pytań . . . . .	22
3.5 Analiza znaczników (tagów) . . . . .	26
3.6 Analiza tytułów postów . . . . .	27
 <b>Bibliografia</b>	 <b>29</b>
 <b>4 Załączniki</b>	 <b>30</b>
4.1 Polecenia budujące infrastrukturę . . . . .	30
4.1.1 EMR . . . . .	30

4.1.2	S3 . . . . .	30
4.2	Definicje funkcji . . . . .	30
4.2.1	tags_remove() . . . . .	30
4.2.2	regexp_extract_all() . . . . .	31
4.3	Repozytorium kodu wykorzystany w pracy . . . . .	33

# Streszczenie

W niniejszej pracy zaprezentowano przykładową infrastrukturę wykorzystującą zasoby chmury AWS (ang. *Amazon Web Services*) umożliwiającą analizę dużych zbiorów danych za pomocą klastów obliczeniowych przy użyciu serwisu AWS EMR (ang. *Elastic Map Reduce*). Zaprezentowano, jak przygotować przykładowe dane oraz dokonano wstępnej analizy danych pochodzących z repozytorium Stack Exchange przy użyciu technologii Spark, wykorzystując API w języku Python (pySpark)

Słowa kluczowe: Big Data, Spark, AWS, EMR, S3

## Summary

The thesis demonstrates the cloud infrastructure built using Amazon Web Services (AWS), that allows efficient analysis of large data sets (Big Data) using distributed computing system with example of AWS Elastic Map Reduce (EMR) service. As a demonstration of data preparation and initial analysis, python Spark API (pySpark) was used to analyze data from one of Stack Exchange forum.

Keywords: Big Data, Spark, AWS, EMR, S3

## **Cześć I**

# **Wstęp**

## Technologie big data

Ilość przetwarzanych danych cyfrowych na świecie rośnie w tempie logarytmicznym i obecnie podawana jest w dziesiątkach zettabajtów [2]. Wraz ze wzrostem ilości danych niezbędne jest optymalizowanie bądź zwiększanie miejsca potrzebnego na ich przechowywanie oraz ulepszanie algorytmów pozwalających na dokonanie analiz w czasie umożliwiającym na wyciąganie wniosków i podejmowania stosownych akcji.

Znaczącym usprawnieniem procesu analitycznego było opracowanie algorytmu **MapReduce** [3], wykorzystującego równoległe przetwarzanie zbiorów danych w klastrach komputerowych. Opiera się na stosowaniu dwóch “kroków”. Kroku **map** odpowiadającego za wykonawanie zadań w węzłach roboczych (niezależnie od siebie) a następnie kroku **reduce**, który zbiera dane z węzłów roboczych i dokonuje kroku redukcji danych poprzez np. agregację.

Klastry komputerowe mogą być wykorzystywane nie tylko do obliczeń, ale również do przechowywania danych. Platformą, która wykorzystuje rozproszony system plików jest np. **Apache Hadoop** i sytem HDFS [1]. System HDFS daje możliwość na zwiększenie dostępności danych poprzez ich replikację. W przypadku niedostępności jednego z węzłów roboczych, dane są dostępne na pozostałych węzłach. Dodatkowo poprzez odpowiednie partycjonowanie danych można usprawnić działania analityczne, które ograniczą wysyłanie danych po sieci klastra [4].

**Apache Hadoop** i **MapReduce** mają jednak swoje ograniczenia, z czego jednym z bardziej znaczących jest konieczność wczytywania danych z dysku dla każdego zadania, co jest mało wydajne przy zadaniach wykonywanych w sposób iteracyjny jak np. trenowanie modeli statystycznych z wieloma hiperparametrami [6]. W pracy Zaharia i in. [6], zaprezentowano technologię **Spark** (obecnie **Apache Spark**), która obchodzi te ograniczenia poprzez wykorzystanie pamięci RAM oraz wprowadzenie obiektów RDD (ang. *Resilient Distributed Datasets*) [5]. RDD są obiektami niemodyfikowalnymi (ang. *immutable*), rozproszonymi po klastrze i co najistotniejsze przechowywane w pamięci RAM. Dzięki temu mogą być wykorzystywane wielokrotnie bez konieczności wykonywania operacji odczytu z dysku, który znacząco obniża tempo wykonywania obliczeń. Autorzy Zaharia i in. [6] szacują że **Apache Spark** jest około 10 razy szybszy niż **Apache Hadoop** w wykonywaniu iteracyjnym operacji związanych z uczeniem maszynowym.

## Formaty danych

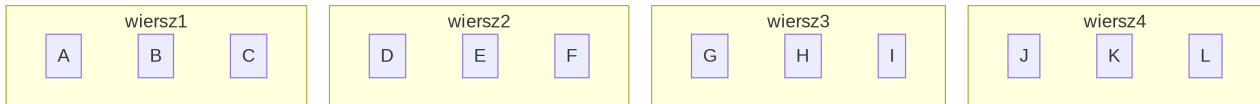
W czasach sprzed tzw. ery Big Data, dane przechowywane były (oraz często dalej są) w relacyjnych bazach danych. W najprostszym założeniu (pomijając możliwości indeksowania oraz stosowania kluczy) dane przetrzymywane są w klasycznym schemacie, jedna obserwacja - jeden wiersz, jedna cecha jedna kolumna (zobacz Tabela 1). W jaki sposób te dane są przechowywane na dysku obrazuje za to Rysunek 1. Przechowywanie informacji w ten sposób powoduje, że aby dokonać agregacji cechy znajdującej się w kolumnie o nazwie **kolumna1**, algorytm musi przeskanować wszystkie wiersze wczytując je do pamięci.

Rozwiązaniem, które usprawnia ten proces i wykorzystywane jest w rozwiązaniach typu Big Data jest przechowywanie danych w sposób kolumnowy, zaprezentowany na Rysunek 2. W tym przypadku jeżeli naszym celem jest jedynie zagregowanie cechy **kolumna1** to tylko dane z tej kolumny zostaną wczytanie do pamięci, ponieważ algorytm wie, w którym miejscu na dysku znajdują się dane z tej kolumny. Przykładem formatów kolumnowych w systemie **Apache Hadoop** są **RCFile** oraz **ORC** a dodatkowo bardzo popularnym formatem jest format **Apache Parquet**.

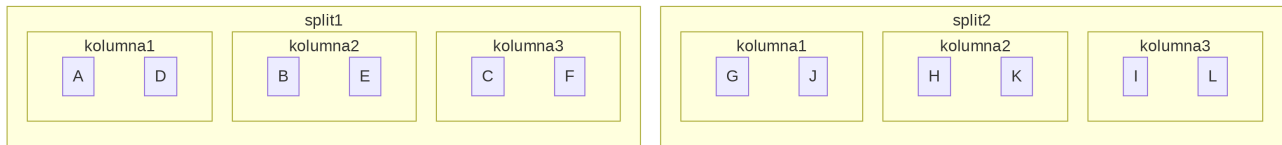
Dodatkową zaletą formatów kolumnowych jest kompresja danych i zwiększenie szybkości wykonywania zapytań Tabela 2.

Tabela 1: Zobrazowanie tabeli rozrysowanej na Rysunek 1 oraz Rysunek 2

	kolumna1	kolumna2	kolumna3
wiersz1	A	B	C
wiersz2	D	E	F
wiersz3	G	H	I
wiersz4	J	K	L



Rysunek 1: Przykład wierszowego formatu danych. Kolejność wierszy przedstawia pozycję na dysku.



Rysunek 2: Przykład columnowego formatu danych. Kolejność wierszy przedstawia pozycję na dysku.

Tabela 2: Porównanie formatu CSV z Apache Parquet

Format	Rozmiar danych	Czas wykonania zapytania (s)	Ilość wczytanych danych	Koszt (\$) <sup>1</sup>
CSV	1 TB	236	1.15 TB	5.75
Apache Parquet	130 GB	6.78 seconds	2.51 GB	0.01

<sup>1</sup>Koszt w serwisie AWS S3

# Chmury

## Cel pracy

Celem niniejszej pracy jest utworzenie infrastruktury w chmurze obliczeniowej AWS pozwalające na wielkoskalową analizy danych w sytemie rozproszonym (ang. *Big Data*).

Do stworzenia przykładowego projektu wykorzystano dane ze strony [Stack Exchange](#) zawierającej zestawy danych pochodzące z forów społecznościowych. Analizę ograniczono do danych pochodzących z forum o nazwie *Beer, Wine and Spirits*.

```
# header-includes: |
#   \usepackage{titling}

#   \preauthor{
#     \begin{center}
#     \includegraphics[width=16cm,height=2.54cm]{images/pw_logo.jpg}\\ % cover figure
#     \Large
#   }
#   \postauthor{
#     \end{center}
#   }
#   \predate{
#     \begin{center}
#     Master of Science in Biology\\ % Degree
#     Biodiversity, Evolution and Ecology\\ % Degree stream
#     Department of Biological Sciences\\ % Department
#     University of Bergen\\ % University
#     \vspace{5mm}
#   }
#   \postdate{
#     \end{center}
#   }
```

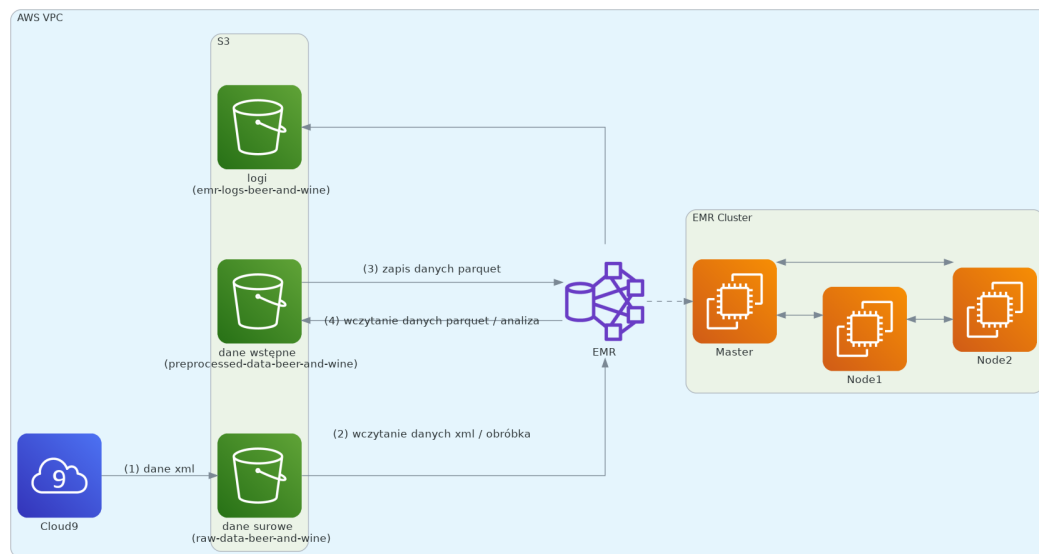


## **Cześć II**

# **Wyniki i Dyskusja**

# 1 Schemat infrastruktury

Warning: node '663215e76a724bec824c991118562d85', graph '%3' size too small for label  
Warning: node '3e20a6409d3d4b95a22c75ebd409aa46', graph '%3' size too small for label  
Warning: node 'ab498c5a7595445ea3d03b6392e530ef', graph '%3' size too small for label  
Warning: Orthogonal edges do not currently handle edge labels. Try using xlabel.



Rysunek 1.1: Schemat rozwiązania

W celu rozwiązania postawionego problemu analitycznego stworzono infrastrukturę wyłącznie w obrębie chmury AWS, której ogólny schemat przedstawiono na Rysunek 1.1

## 1.1 Ekstrakcja

Do etapu ekstrakcji danych wykorzystano usługę Cloud9, która zapewnia dostęp do terminala maszyny wirtualnej z systemem linux (platforma Amazon Linux 2, typ instancji t2.micro). Z użyciem tej usługi dane zostały pobrane ze źródła w binarnym formacie 7z a następnie pliki zostały wyekstrahowane w formacie xml przy pomocy programu p7zip. Dane w formacie xml zostały następnie skopiowane do

serwisu S3, gdzie utworzono koszyk danych (ang. *bucket*) o nazwie `raw-data-beer-and-wine`, którego przeznaczeniem jest przetwarzanie danych nieprzetworzonych.

Powyższe operacje zostały wykonane przy użyciu poniższych poleceń:

```
#| eval: false
#| echo: true

# instalacja programu p7zip
sudo yum install p7zip.x86_64

# pobranie danych
wget https://archive.org/download/stackexchange/beer.stackexchange.com.7z

# ekstrakcja danych do folderu raw-data
7za e beer.stackexchange.com.7z -oraw-data

# zapis danych do koszyka S3 przy użyciu programu `AWS CLI`
aws s3 cp $(pwd)/raw-data s3://raw-data-beer-and-wine/ --recursive --include "*.xml"
```

## 1.2 Przygotowanie danych wstępnych

W celu przygotowania danych do analizy, dane surowe zostały wstępnie przetworzone oraz zapisane w formacie `parquet`, co pozwoli na wydajniejsze wczytywanie danych podczas uruchomień programu. Podczas etapu wstępnego przetwarzania danych, oprócz zmiany formatu plików, zdefiniowane zostały także schematy danych, które zapewnią, że kolumny danych będą posiadały odpowiednie typy oraz, że krytyczne dane nie będą zawierały pustych wartości. Dodatkowo kolumny z wartościami tekstowymi, niesłownikowanymi zostały oczyszczone z tagów `html` oraz poddane standardowej procedurze oczyszczania tekstu.

Powyższe czynności zostały wykonane w notatniku typu Jupiter (ang. *Jupyter Notebook*) w serwisie AWS EMR. Stworzono klaster EMR (wersja 6.8.0) z instalacją Hadoop 3.2.1, Jupyter Hub oraz Spark 3.3.0, składający się z 1 instancji typu *master* oraz 2 instancji typu *core*, każda typu `m4.large`. W celu ograniczenia kosztów jako opcję zakupu wybrano typ `spot` z limitem maksymalnym ceny odpowiadającej typowi `on-demand`. Wielkość dysków EBS stworzonych instancji wynosiła 32 GiB dla każdej instancji w klastrze.

Polecenie programu AWS CLI odpowiadające za utworzenie klastra znajduje się w sekcji Sekcja 4.1.1.

Dostęp do Jupyter Notebook w utworzonym klastrze jest możliwy poprzez połączenie przez przeglądarkę z środowiskiem graficznym Jupyter Hub wykorzystując adres DNS instancji *master* i port 9443.

## 1.3 Budowa infrastruktury

Wszystkie serwisy AWS na potrzeby tego projektu zostały utworzone w sposób programatyczny przy użyciu programu AWS CLI (poza Cloud9, który został utworzony z poziomu konsoli zarządzającej). Wykorzystane polecenia dostępne są w sekcji Rozdział 4.

## 2 Wstępna obróbka danych

### 2.1 Konfiguracja aplikacji

W celu przygotowania danych do analizy zostały one wstępnie przetworzone. Pierwszym etapem wstępnego przetwarzania jest wczytanie danych do środowiska analitycznego. Dane surowe, przechowywane w koszyku `raw-data-beer-and-wine` znajdowały się w mało przyjaznym dla analiz formacie `xml`. Wczytanie tego typu danych wymagało załadowania dodatkowego pakietu `jar` o nazwie `spark-xml_2.12:0.15.0` pobranego z repozytorium `maven`.

W serwisie EMR można dodać tego typu pakiety wykorzystując specjalne polecenia typu `Sparkmagic` rozpoczynające się od znaków `%%`. W tym przypadku użyto `%%configure`:

```
%%configure -f
{
  "conf": {
    "spark.jars.packages": "com.databricks:spark-xml_2.12:0.15.0"
  }
}
```

### 2.2 Schematy danych

W celu zapewnienia wczytania danych o oczekiwanych typach oraz zapewnieniu że nie ma tam danych brakujących utworzono schematy danych, wykorzystywane w kroku wczytywania z plików `xml`. Poniżej przedstawiono schematy dla każdego z przetwarzanych plików oraz przykładowe wiersze.

#### 2.2.1 Plik Users

```
users_schema = StructType([
    StructField('_AboutMe', StringType(), True),
    StructField('_AccountId', IntegerType(), True),
    StructField('_CreationDate', TimestampType(), True),
    StructField("_DisplayName", StringType(), True),
    StructField("_DownVotes", IntegerType(), True),
    StructField("_Id", IntegerType(), True),
    StructField("_LastAccessDate", TimestampType()),
    StructField("_Location", StringType(), True),
    StructField("_ProfileImageUrl", StringType(), True),
    StructField("_Reputation", IntegerType(), True),
    StructField("_UpVotes", IntegerType(), True),
    StructField("_Views", IntegerType(), True),
    StructField("_WebsiteUrl", StringType(), True)
])
```

```

-RECORD 0-----
|_AboutMe      | <p>Hi, I'm not really a person.</p>\n\n<p>I'm a backgroun...
|_AccountId    | -1
|_CreationDate | 2014-01-21 17:45:53.587
|_DisplayName   | Community
|_DownVotes    | 478
|_Id           | -1
|_LastAccessDate | 2014-01-21 17:45:53.587
|_Location     | on the server farm
|_ProfileImageUrl | null
|_Reputation   | 1
|_UpVotes      | 2
|_Views        | 5
|_WebsiteUrl   | http://meta.stackexchange.com/
only showing top 1 row

```

## 2.2.2 Plik Tags

```

tags_schema = StructType([
    StructField('_Count', IntegerType(), True),
    StructField('_ExcerptPostId', IntegerType(), True),
    StructField('_Id', IntegerType(), True),
    StructField("_TagName", StringType(), True),
    StructField("_WikiPostId", IntegerType(), True)
])

```

```

+-----+-----+-----+-----+-----+
|_Count|_ExcerptPostId|_Id|_TagName|_WikiPostId|
+-----+-----+-----+-----+
| 17| 5062| 1| hops| 5061|
| 85| 7872| 2| history| 7871|
| 69| 4880| 4| brewing| 4879|
| 37| 5109| 5| serving| 5108|
| 31| 304| 6| temperature| 303|
+-----+-----+-----+-----+
only showing top 5 rows

```

## 2.2.3 Plik Votes

```

votes_schema = StructType([
    StructField('_BountyAmount', IntegerType(), True),
    StructField('_CreationDate', TimestampType(), True),
    StructField('_Id', IntegerType(), True),
    StructField("_PostId", StringType(), True),
    StructField("_UserId", IntegerType(), True),
    StructField("_VoteTypeId", IntegerType(), True)
])

```

```

+-----+-----+-----+-----+-----+
|_BountyAmount|_CreationDate|_Id|_PostId|_UserId|_VoteTypeId|
+-----+-----+-----+-----+-----+

```

	null	2014-01-21 00:00:00	1	1	null	2
	null	2014-01-21 00:00:00	2	1	null	2
	null	2014-01-21 00:00:00	3	4	null	2
	null	2014-01-21 00:00:00	4	1	null	2
	null	2014-01-21 00:00:00	5	4	null	2

+-----+-----+-----+-----+-----+-----+

only showing top 5 rows

## 2.2.4 Plik Posts

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

```
--RECORD 0-----
_AcceptedAnswerId      | 4
_AnswerCount           | 1
_Body                  | <p>I was offered a beer the other day that was reportedly...
_ClosedDate            | null
_CommentCount          | 0
_CommunityOwnedDate    | null
_ContentLicense        | CC BY-SA 3.0
_CreationDate          | 2014-01-21 20:26:05.383
_FavoriteCount         | null
_Id                    | 1
_LastActivityDate      | 2014-01-21 22:04:34.977
_LastEditDate          | 2014-01-21 22:04:34.977
_LastEditorDisplayName | null
_LastEditorUserId      | 8
_OwnerDisplayName      | null
_OwnerUserId          | 7
_ParentId              | null
_PostTypeId            | 1
```

```

_Score          | 21
_Tags           | <hops>
_Title         | What is a citra hop, and how does it differ from other hops?
_ViewCount      | 2434
only showing top 1 row

```

## 2.2.5 Plik Post Links

```

links_schema = StructType([
    StructField("_CreationDate", TimestampType()),
    StructField("_Id", IntegerType()),
    StructField("_LinkTypeId", IntegerType()),
    StructField("_PostId", IntegerType()),
    StructField("_RelatedPostId", IntegerType())
])

```

```

+-----+-----+-----+-----+-----+
|_CreationDate|_Id|_LinkTypeId|_PostId|_RelatedPostId|
+-----+-----+-----+-----+-----+
|2014-01-21 21:04:25.23|25|3|29|25|
|2014-01-21 21:42:09.103|89|1|83|50|
|2014-01-21 21:50:41.313|95|1|86|2|
|2014-01-21 22:07:35.783|101|3|47|99|
|2014-01-21 22:13:51.38|102|1|74|3|
+-----+-----+-----+-----+-----+

```

only showing top 5 rows

## 2.2.6 Plik Post History

```

history_schema = StructType([
    StructField("_Comment", StringType()),
    StructField("_ContentLicense", StringType()),
    StructField("_CreationDate", TimestampType()),
    StructField("_Id", IntegerType()),
    StructField("_PostHistoryTypeId", IntegerType()),
    StructField("_PostId", IntegerType()),
    StructField("_RevisionGUID", StringType()),
    StructField("_Text", StringType()),
    StructField("_UserDisplayName", StringType()),
    StructField("_UserId", IntegerType()),
])

```

```

-RECORD 0-----
 _Comment          | null
_ContentLicense    | CC BY-SA 3.0
_CreationDate      | 2014-01-21 20:26:05.383
_Id                | 1
_PostHistoryTypeId | 2
_PostId            | 1
_RevisionGUID      | a17002a0-00b0-417b-a404-0d8864bbbca5
_Text              | I was offered a beer the other day that was reportedly ma...

```

```

_UserDisplayName | null
_UserId         | 7
only showing top 1 row

```

## 2.2.7 Plik Badges

```

badges_schema = StructType([
    StructField("_Class", IntegerType()),
    StructField("_Date", TimestampType()),
    StructField("_Id", IntegerType()),
    StructField("_Name", StringType()),
    StructField("_TagBased", BooleanType()),
    StructField("_UserId", IntegerType()),
])

```

_Class	_Date	_Id	_Name	_TagBased	_UserId
3	2014-01-21 20:52:16.97	1	Autobiographer	false	1
3	2014-01-21 20:52:16.97	2	Autobiographer	false	2
3	2014-01-21 20:52:16.97	3	Autobiographer	false	6
3	2014-01-21 20:52:16.97	4	Autobiographer	false	7
3	2014-01-21 20:52:16.97	5	Autobiographer	false	9

only showing top 5 rows

## 2.3 Czyszczenie kolumn tekstowych

Pliki `Users`, `History` oraz `Posts` zawierają kolumny tekstowe z danymi wpisywanymi przez użytkowników oraz często zawierające znaki specjalne czy tagi html. W związku z tym kolumny `_AboutMe` (plik `Users`), `_Text` (plik `History`) oraz `_Body` (plik `Posts`) zostały poddane procesowi oczyszczania.

W tym celu utworzono funkcję UDF o nazwie `tags_remove()` Sekcja 4.2.1, która odpowiada za usunięcie tagów html.

Dodatkowo znaki `\n`, `\t`, `\r` oraz podwójne spacje zastąpiono pojedynczymi znakami spacji a także usunięto znaki spacji z początków i końców wartości tekstowych.

Poniżej zaprezentowano przykłady kolumn nieoczyszczonych oraz po ich oczyszczeniu (zawierające końcówkę `_clean`):

- Dla pliku `Users`:

```
[Stage 7:> (0 + 1) / 1]
```

```

-RECORD 0-----
 _AboutMe      | <p>Hi, I'm not really a person.</p>\n\n<p>I'm a backgroun...
 _AboutMe_clean | Hi, I'm not really a person. I'm a background process tha...
-RECORD 1-----

```



```

_AboutMe      | <p>Dev #2 who helped create Stack Overflow currently work...
_AboutMe_clean | Dev #2 who helped create Stack Overflow currently working...
-RECORD 2-----
_AboutMe      | <p>Former Stack Exchange employee</p>\n
_AboutMe_clean | Former Stack Exchange employee
-RECORD 3-----
_AboutMe      | \n<p>Developer at Stack Overflow focusing on public Q&A...
_AboutMe_clean | Developer at Stack Overflow focusing on public Q&A. Russi...
-RECORD 4-----
_AboutMe      | <p><strong>BY DAY:</strong> I execute projects on both mo...
_AboutMe_clean | BY DAY: I execute projects on both mobile and on the web ...
only showing top 5 rows

```

- Dla pliku History:

```

-RECORD 0-----
_Text         | I was offered a beer the other day that was reportedly ma...
_Text_clean   | I was offered a beer the other day that was reportedly ma...
-RECORD 1-----
_Text         | What is a citra hop, and how does it differ from other hops?
_Text_clean   | What is a citra hop, and how does it differ from other hops?
-RECORD 2-----
_Text         | <hops>
_Text_clean   |
-RECORD 3-----
_Text         | As far as we know, when did humans first brew beer, and w...
_Text_clean   | As far as we know, when did humans first brew beer, and w...
-RECORD 4-----
_Text         | When was the first beer ever brewed?
_Text_clean   | When was the first beer ever brewed?
only showing top 5 rows

```

```

/config/workspace/env/lib/python3.10/site-packages/bs4/__init__.py:435: MarkupResemblesLocatorWarning:
  warnings.warn(

```

- Dla pliku Posts:

```

-RECORD 0-----
_Body         | <p>I was offered a beer the other day that was reportedly...
_Body_clean   | I was offered a beer the other day that was reportedly ma...
-RECORD 1-----
_Body         | <p>As far as we know, when did humans first brew beer, an...
_Body_clean   | As far as we know, when did humans first brew beer, and w...
-RECORD 2-----
_Body         | <p>How is low/no alcohol beer made? I'm assuming that the...
_Body_clean   | How is low/no alcohol beer made? I'm assuming that the be...
-RECORD 3-----

```

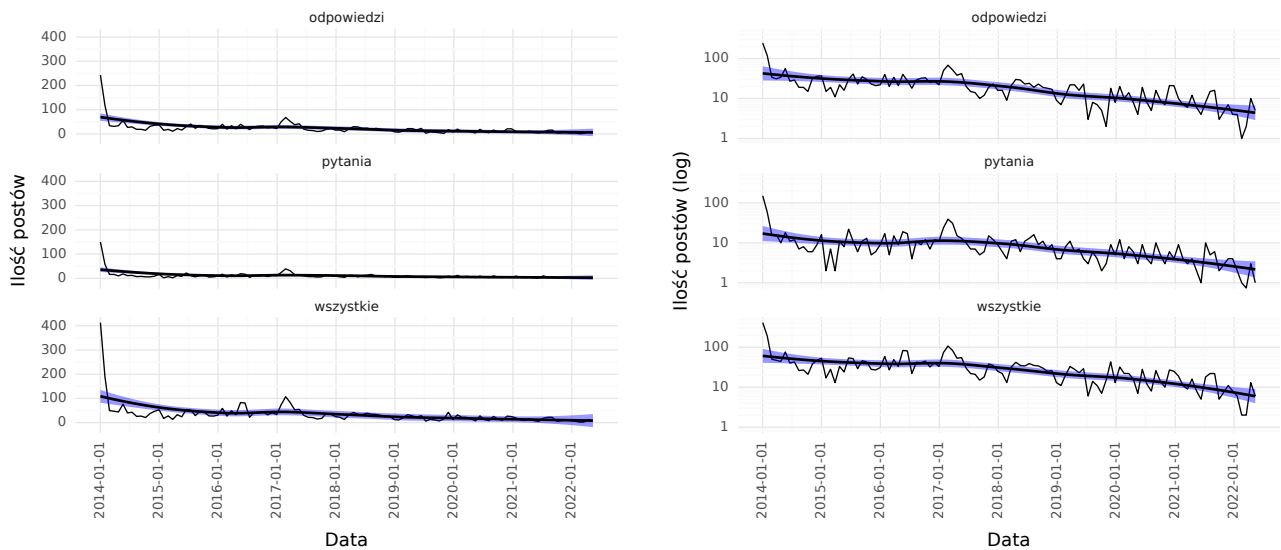
```
_Body      | <p>Citra is a registered trademark since 2007. Citra Bran...
_Body_clean | Citra is a registered trademark since 2007. Citra Brand h...
-RECORD 4-----
_Body      | <p>In general, what's the best way to work out the temper...
_Body_clean | In general, what's the best way to work out the temperatu...
only showing top 5 rows
```

Tak przygotowane dane, w celu optymalizacji miejsca zajmowanego w koszyku S3, oraz w celu przyspieszenia procesu wczytywania danych zapisano w formacie **parquet**. Zaskutkowało to redukcją zajmowanego miejsca w koszyku o około 50%.

## 3 Analiza danych

### 3.1 Analiza aktywności użytkowników na forum

Jako pierwsze postanowiono zbadać czy forum jest aktywne. W tym celu liczbę postów zagregowano w miesięczne interwały i zliczono ich ilość. Pierwsza wiadomość pojawiła się na forum 2014-01-21 natomiast ostatnia 2022-06-05. Na przestrzeni tych ~8,5 roku pojawiło się 3769 postów. Z Rysunek 3.1 widać, że zainteresowanie forum spadało w czasie. W rekordowych pierwszych 2 miesiącach umieszczano ich odpowiednio 413 oraz 190, natomiast pod koniec badanego okresu wartości często nie przekraczały 10.

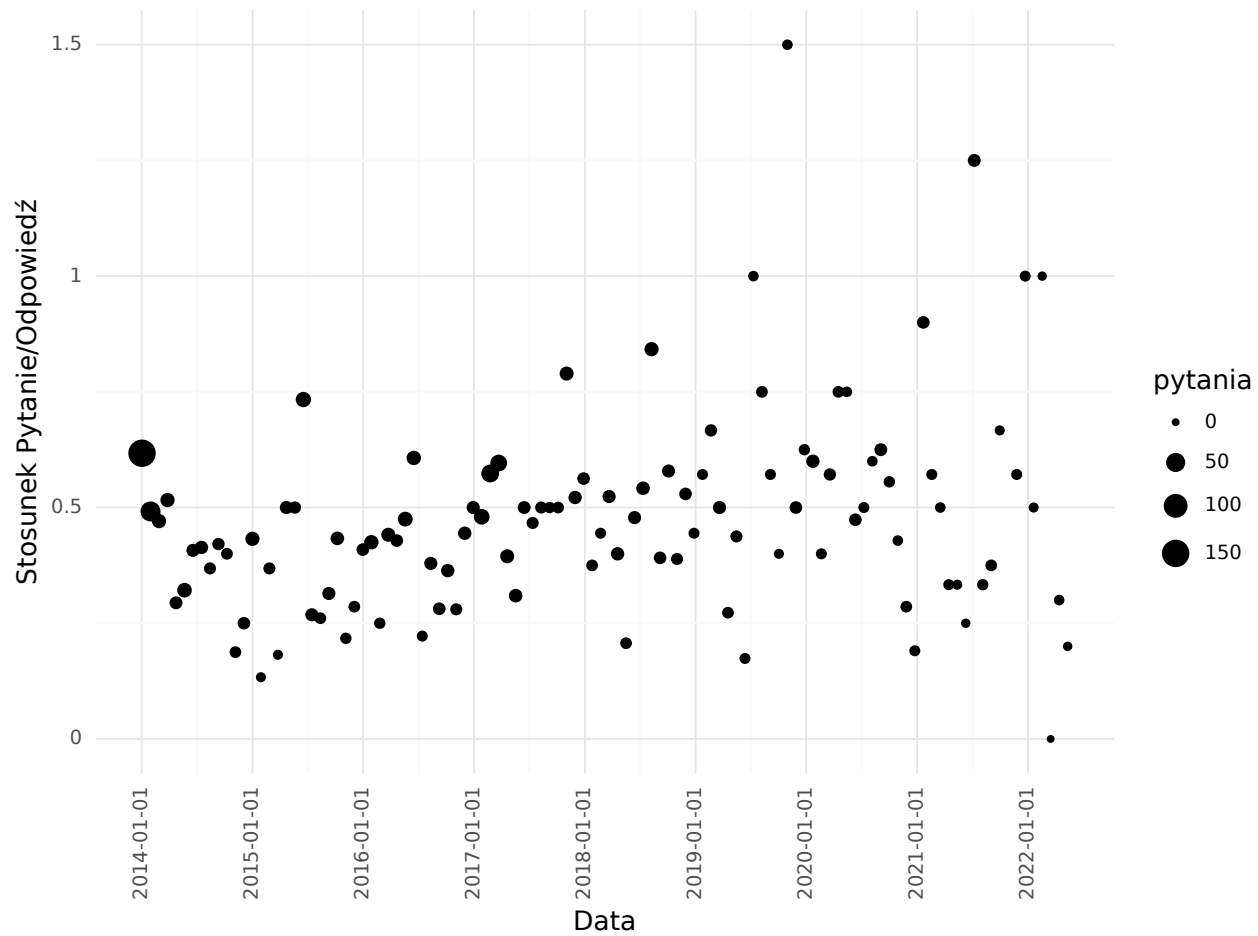


Rysunek 3.1: Liczba postów w czasie z podziałem na pytania i odpowiedzi. Lewy panel wskazuje surowe wartości liczby postów, prawy wartości logarytmiczne o podstawie 10.

Stosunek ilości odpowiedzi do zadawanych pytań rośnie w czasie, lecz ma na to wpływ zmniejszająca się ilość zadawanych pytań (maleje próba badana) co zostało przedstawione na Rysunek 3.2. Patrząc na wartości średnie tylko co drugie pytanie uzyskiwało odpowiedź (ratio  $0.48 \pm 0.22$ ). Ogólne statystyki stosunku pytań do odpowiedzi w czasie zostały przedstawione w Tabeli 3.1.

Tabela 3.1: Statystyki stosunku ilości odpowiedzi na pytania. Bez uwzględnienia czy było ono zaakceptowane czy też nie.

	średnia	odchylenie standardowe	min	max	mediana
0	0.476316	0.219824	0.0	1.5	0.444444



Rysunek 3.2: Stosunek ilości odpowiedzi na zadane pytania w czasie, uwzględniając ilość zadanych pytań

Tabela 3.2: Statystyki ocen odpowiedzi zaakceptowanych w stosunku do pozostałych

	is_accepted	avg_score	std_score	min_score	max_score	count(a_id)
0	None	2.755169	3.181837	-5	30	919
1	True	6.395044	5.915949	0	46	686
2	False	2.584169	2.735329	-4	26	897

Tabela 3.3: Statystyki ocen odpowiedzi zaakceptowanych w stosunku do pozostałych

	avg(time_to_accept_min)	stddev_samp(time_to_accept_min)	quantiles
0	25244.943571		[141.53, 753.25, 3605.8]

## 3.2 Dynamika oraz statystyki udzielanych odpowiedzi

Twórcy pytań na forum mają możliwość wybrania odpowiedzi, która jest najtrafniejsza i zawiera poprawną odpowiedź. Te odpowiedzi nazywane są zaakceptowanymi odpowiedziami. Zbadano jak często najwyżej oceniona odpowiedź nie była zaakceptowaną odpowiedzią.

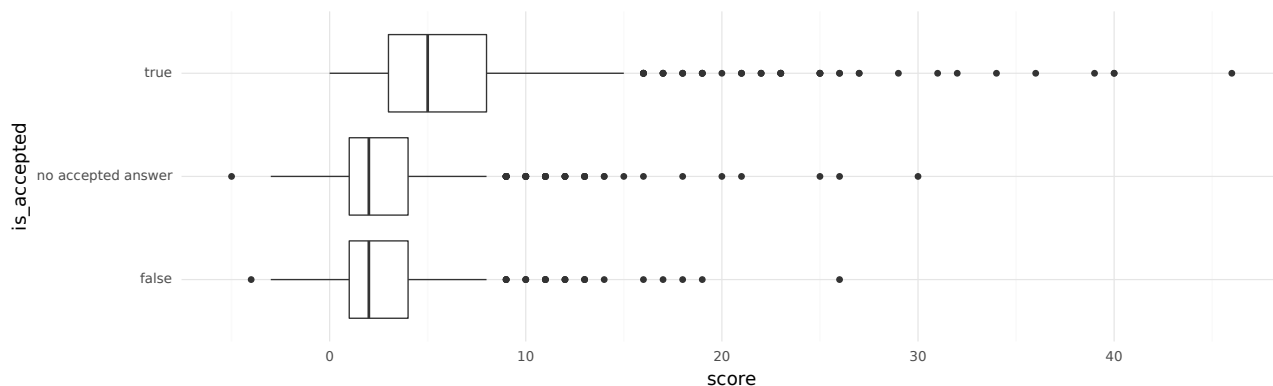
Okazało się, że w przypadku pytań, które posiadały jakąkolwiek odpowiedź około 12.7% (646) przypadków najlepiej ocenianych odpowiedzi nie było tą, która została zaakceptowana przez autora.

Następnie porównano oceny odpowiedzi zaakceptowanych z pozostałymi odpowiedziami a statystyki przedstawiono w Tabeli 3.2 oraz Rysunek 3.3.

Pośród odpowiedzi na zadawane pytania wyróżniono 3 kategorie:

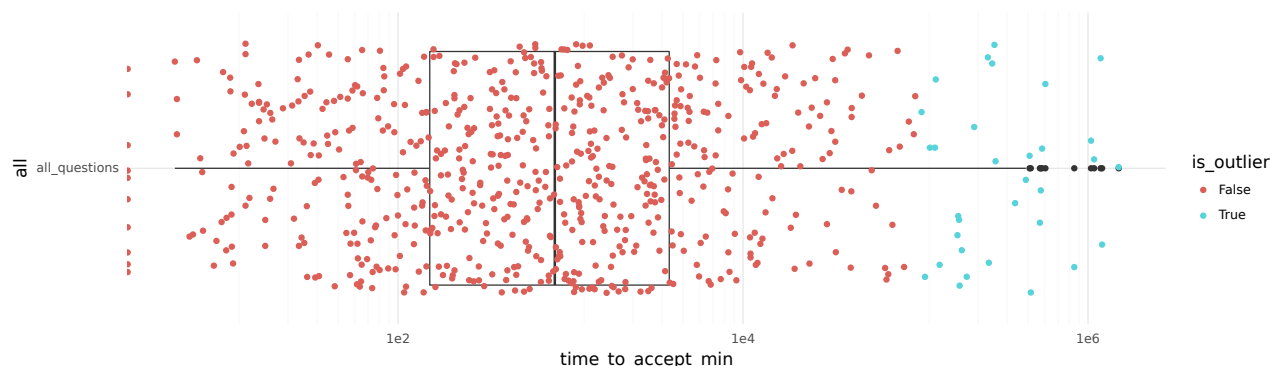
1. odpowiedź zaakceptowana (`is_accepted=True`)
2. odpowiedź niezaakceptowana (`is_accepted=False`)
3. odpowiedź niezaakceptowana ale równocześnie brak jest zaakceptowanej odpowiedzi na to pytanie (`is_accepted=None`)

Z analizy wynika, iż zaakceptowane odpowiedzi mają średnio wyższe oceny użytkowników (6,39) niż pozostałe oceny (2.75 - `is_accepted=None`; 2.58 - `is_accepted=False`), co było oczekiwanym wynikiem.



Rysunek 3.3: Rozkład ocen pytań zaakceptowanych w porównaniu do pozostałych

Następnie zbadano jak szybko od pojawienia się pytania, pojawia się zaakceptowana odpowiedź. Dla wszystkich pytań na tym forum jest to średnio 25244 minuty, ale wartość środkowa (753) sugeruje,



Rysunek 3.4: Rozkład czasu od pojawienia się pytania do zaakceptowanej odpowiedzi

Tabela 3.4: Statystyki ocen odpowiedzi zaakceptowanych w stosunku do pozostałych po odrzuceniu wartości odstających  $> 100000$

	avg(time_to_accept_min)	stddev_samp(time_to_accept_min)	quantiles
0	4769.308792	12694.627624	[127.72, 644.93, 2922.82]

że średnia może być zaburzona. W celu obliczenia średniej nie zaburzonej tak dużymi wartościami odstającymi odrzucono wartości powyżej 100000 minut. Tym razem uzyskano wartość 4769 minut ( $\sim 3$  dni), przy wartości środkowej 644 ( $\sim 10$  godzin).

Rozkłady wartości przedstawiono na Rysunek 3.4 oraz w Tabeli 3.3 dla całego zbioru danych oraz Tabeli 3.4 po odrzuceniu wartości odstających.

### 3.3 Retencja użytkowników

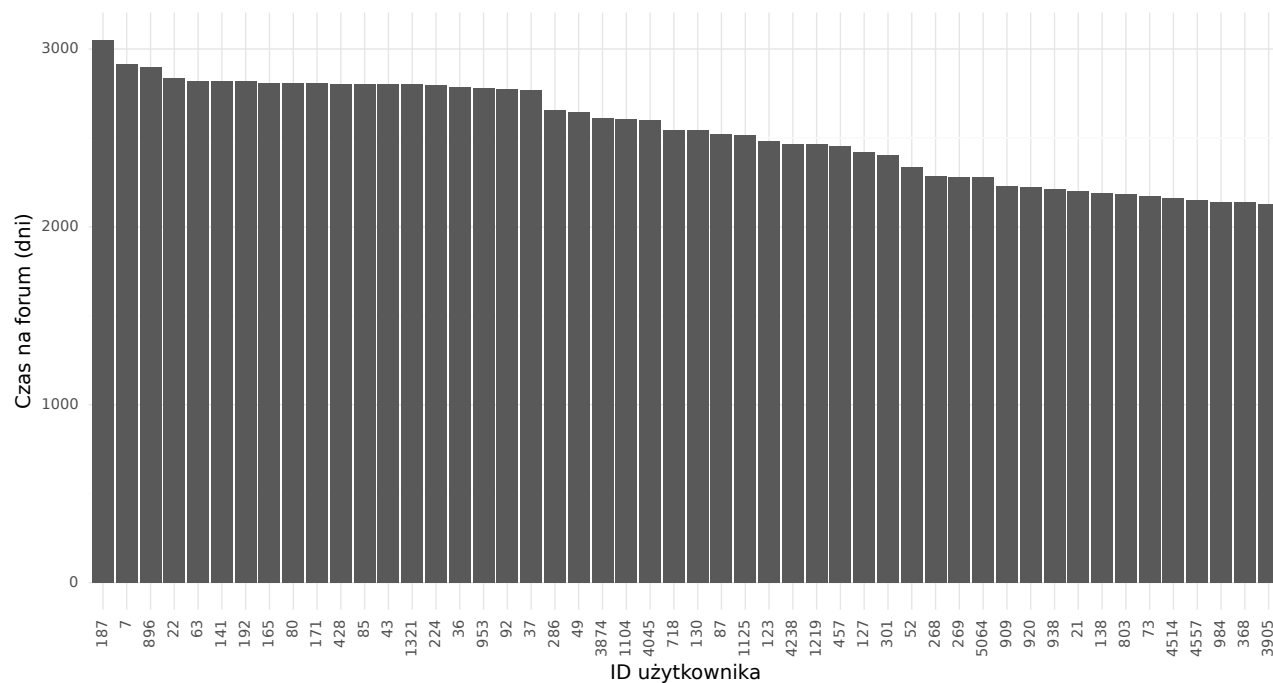
W całej historii forum zarejestrowanych zostało 8948 użytkowników, z czego jedno konto jest kontem bota. Miarą retencji użytkownika na forum określono czas od utworzenia konta to ostatniej zamieszczonej wiadomości. Wśród 50 najdłużej aktywnych kont zidentyfikowano konto z wynikiem aż 3052 dni a konto z ostatnim indeksem w tej grupie miało wynik 2128 dni. Jednakże patrząc na całą populację, wartość środkowa wyniosła 11, a 50% wartości mieści się pomiędzy 0 a 594 dniami. Użytkownicy z wartością 0, są to najprawdopodobniej użytkownicy, którzy zadali jedyne pytanie na forum w dniu założenia konta (410 użytkowników). Czas na forum najdłużej aktywnych użytkowników został zwizualizowany na Rysunek 3.5. Dodatkowo okazało się, że 7691 (86%) kont było biernymi użytkownikami forum i nigdy nie dodało żadnego posta.

### 3.4 Statystyki najwyżej oraz najniżej ocenianych pytań

Zbadano statystyki zadawanych pytań. Użytkownicy forum mogą oceniać pojawiające się tam pytania czego miarą jest wartość `score`. Sprawdzono, czy długość zadanego pytania ma wpływ na jego ocenę.

Średnia długość pytania wyniosła 415 znaków ( $\pm 330$ ) a wartość środkowa 331 znaków. Najdłuższe pytanie posiadało 3133 znaki a najkrótsze jedynie 30. Statystyki przedstawiono w Tabeli 3.5.

Średnio pytanie było oceniane na wartość 6.28 ( $\pm 5.88$ ) a wartość środkowa wyniosła 5. Najlepiej oceniane pytanie miało ocenę 67 a najgorzej -7. Statystyki zestawiono w Tabeli 3.6.



Rysunek 3.5: Czas na forum 50 najdłużej aktywnych kont

Tabela 3.5: Statystyki długości postów

	średnia	odchylenie standardowe	max	min	mediana
0	415.863676	330.836043	3133	30	331

Tabela 3.6: Statystyki ocen użytkowników

	średnia	odchylenie standardowe	max	min	mediana
0	6.278804	5.876114	68	-7	5

Tabela 3.7: Statystyki długości postów z podziałem na podgrupy najlepszych i najgorszych pytań

	type	średnia	odchylenie standardowe	max	min	mediana
0	top	349.08	275.088587	1823	46	261
1	bottom	389.26	424.654836	3133	30	270

Tabela 3.8: Statystyki ocen użytkowników z podziałem na podgrupy najlepszych i najgorszych pytań

	type	średnia	odchylenie standardowe	max	min	mediana
0	top	20.6	8.551685	68	14	18
1	bottom	0.4	1.206045	1	-7	1

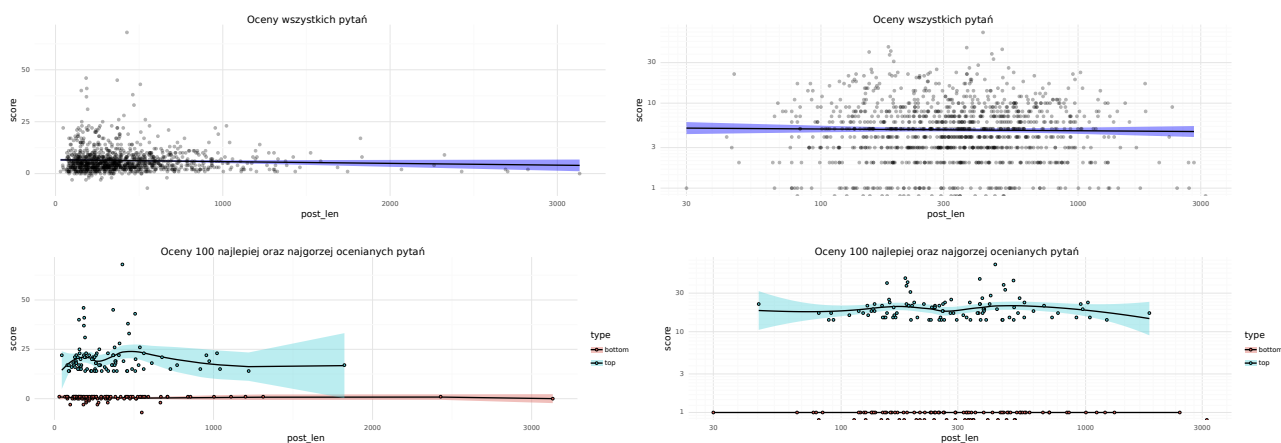
Zależność pomiędzy wartością `score` a długością wiadomości przedstawiono na Rysunek 3.6. Ze względu na obecność dużej ilości wartości odstających obie wartości przedstawiono również w skali logarymicznej.

Nie wykryto korelacji pomiędzy tymi dwoma zmiennymi. Współczynnik korelacji wyniósł -0.048 oraz -0.018 dla wartości zlogarytmowanych.

Postanowiono dodatkowo zbadać dwie podgrupy danych dla pytań najlepiej oraz najgorzej ocenianych. Wyodrębniono po 100 pytań z każdej z grup. Wyniki dla tych grup przestawiono na Rysunek 3.6 (dolny panel) oraz w Tabela 3.7 i Tabela 3.8.

W podgrupie najlepiej ocenianych pytań średnia ocena wyniosła  $20.6 \pm 8.5$  a w podgrupie najgorzej ocenianych  $0.4 \pm 1.2$ . Rozdzielność tych statystyk dla tych grup była oczekiwanym wynikiem.

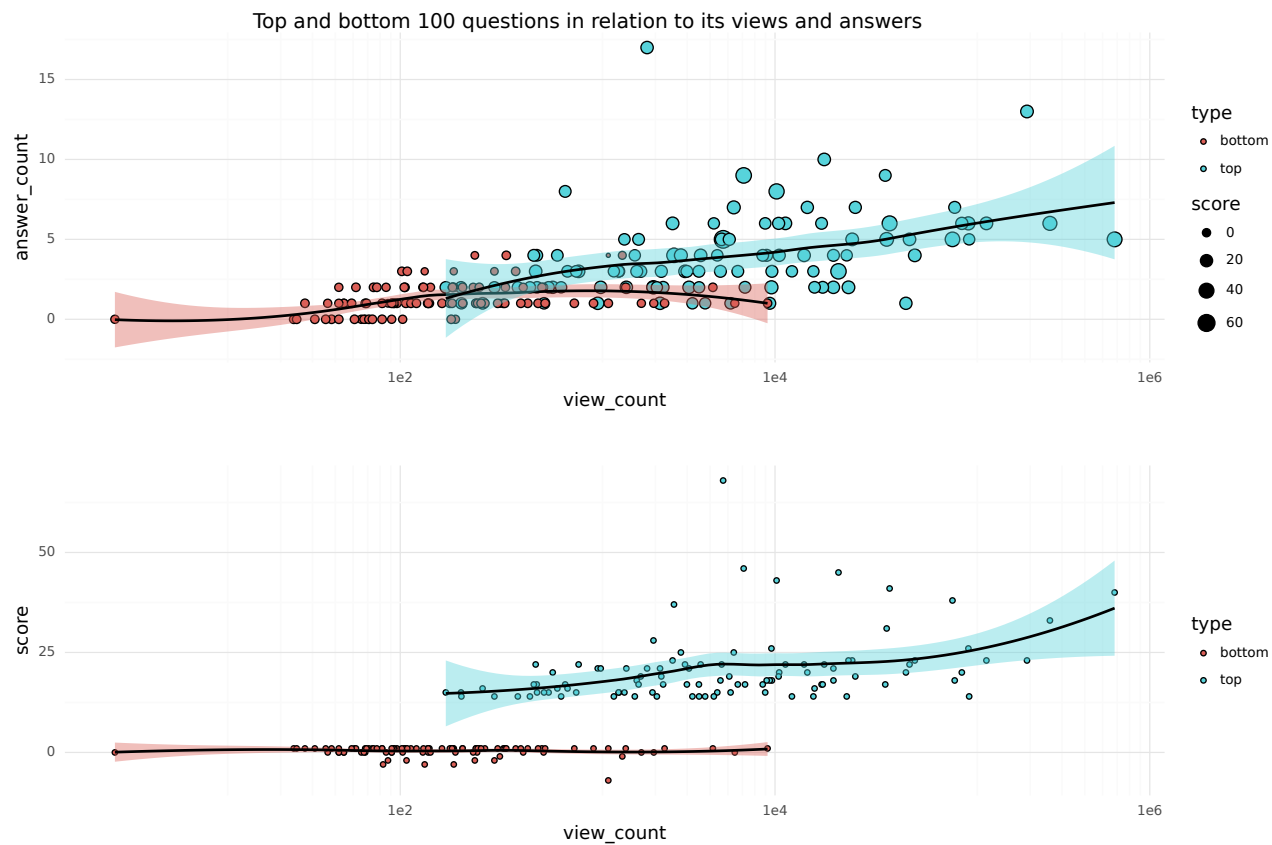
Statystyki długości pytań nie odbiegają od siebie w znaczący sposób (średnie  $349 \pm 275$  najlepiej oceniane oraz  $389 \pm 424$  najgorzej oceniane) sugerując iż to długość pytania nie ma znaczącego wpływu na jego ocenę.



Rysunek 3.6: Oceny pytań na forum w zależności od długości zadanego pytania

Zauważono również że najlepiej oceniane pytania są również częściej oglądane i mają więcej odpowiedzi niż pytania najgorzej oceniane (Rysunek 3.7). Najlepiej oceniane pytania mają średnio 17 odpowiedzi podczas gdy najgorzej jedynie 4 (Tabela 3.9) oraz odpowiednio średnio 26289 i 475 wyświetleń (Tabela 3.10)





Rysunek 3.7: Oceny pytań na forum w zależności od ilości wyświetleń i odpowiedzi

Tabela 3.9: Statystyki ilości odpowiedzi na pytania z podziałem na podgrupy najlepszych i najgorszych pytań

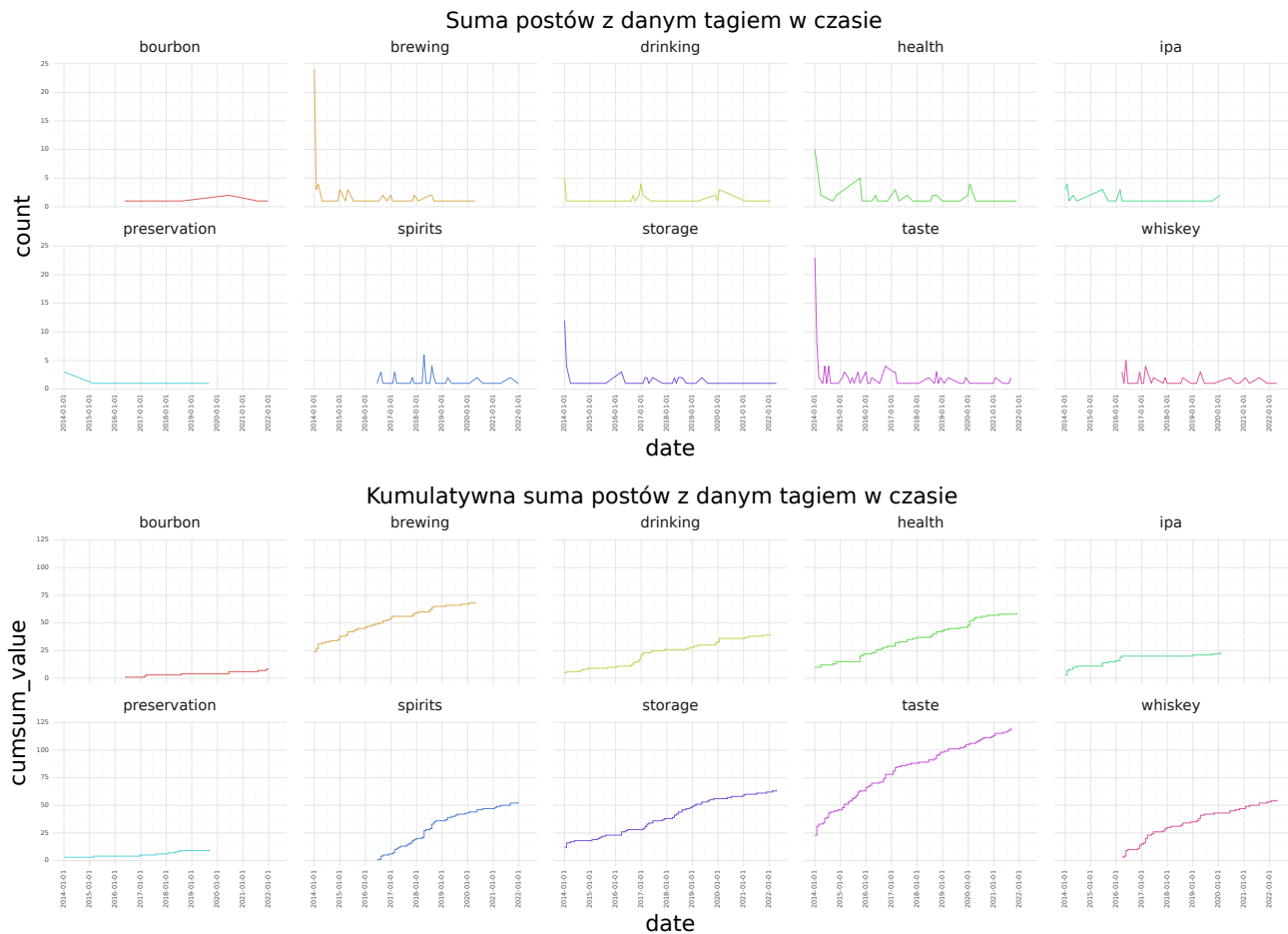
	type	max(answer_count)	min(answer_count)	mean	std_dev	median
0	top	17	1	3.96	2.581676	3
1	bottom	4	0	1.28	0.964836	1

Tabela 3.10: Statystyki ilości wyświetleń pytań z podziałem na podgrupy najlepszych i najgorszych pytań

	type	max(view_count)	min(view_count)	mean	std_dev	median
0	top	648941	175	26047.65	76276.200191	4715
1	bottom	9124	3	495.56	1220.756292	141



pierwszej wiadomości na forum. W danych zauważono również, że częstość używania znaczników jest skokowa. Może to być związane z ogólną małą ilością postów zamieszczanych na forum. Wyjątek stanowią najpopularniejsze znaczniki, takie jak **taste** czy **health**, których częstość występowania jest bardziej regularna.



Rysunek 3.9: Liczba postów w czasie dla każdego z najczęściej wyświetlanych znaczników. Wartości zagregowane na poziomie miesięcy. Górny panel przedstawia wartości miesięczne, dolny natomiast miesięczną sumę kumulatywną.

### 3.6 Analiza tytułów postów

Dodatkową metodą, oprócz analizy znaczników, którą można wykorzystać w celu zbadania tematów poruszanych na forum może być analiza najczęściej pojawiających się słów. Można do tego wykorzystać treść tytułów wiadomości jak i ich główną treść. W niniejszej pracy skupiono się na analizie treści tytułów wiadomości, jako że bardzo często zawierają one dużo słów kluczowych.

Tytuły wiadomości są nieustrukturyzowanymi ciągami znaków, z tego powodu do ich analizy wykorzystano powszechnie używane narzędzia stosowane przy analizach NLP (ang. *Natural Language Processing*). Proces zastosowanej tutaj analizy tekstu składał się z 4 kroków:

1. Wyodrębnienia tokenów
2. Usunięcia tokenów o długości znaku 1

Tabela 3.12: Przykładowe rekordy danych wizualizujące proces przetwarzania tekstu. Kolejność chronologiczna kolumn title -> words\_token -> words\_no\_stop -> words\_stem

0	
title	What is a citra hop, and how does it differ from other hops?
words_token	[what, is, citra, hop, and, how, does, it, differ, from, other, hops]
words_no_stop	[citra, hop, differ, hops]
words_stem	[citra, hop, differ, hop]

Tabela 3.13: Zliczenia tokenów słów najczęściej pojawiających się w tytułach postów (15 najliczniejszych)

	words	count
0	beer	476
1	wine	147
2	drink	104
3	alcohol	88
4	differ	72
5	bottl	68
6	use	50
7	tast	47
8	brew	43
9	make	41
10	good	33
11	cocktail	29
12	age	27
13	ale	26
14	recommend	26

3. Usunięcia tokenów nie niosących informacji o treści (ang. *stop words*)
4. Ujednolicenia różnych form danego wyrazu poprzez zabieg stemming'u (ang. *stemming*), mającego na celu ucinanie końcówek wyrazów (tokenów) i pozostawieniu jedynie jego wartości bazowej.

Przykładowa tabela wizualizująca tokeny surowe w porównaniu do tokenów po odfiltrowaniu słów typu **stop words** oraz tokenów krótszych niż 1 zaprezentowano na Tabela 3.12

Dzięki zabiegowi stemmingu otrzymywany jest bardziej jednorodny zestaw danych. Liczba unikalnych tokenów została zredukowana z 2055 do 1680.

Następnie zliczono, które tokeny pojawiają się w największej ilości tytułów i zaprezentowano w Tabela 3.13. Najczęściej używanymi tokenami były tokeny **beer** (476), **wine** (152) oraz **drink** (105). Wyniki pozostają w zgodzie z wnioskami uzyskanymi poprzez analizę znaczników.

## **Bibliografia**

## 4 Załączniki

### 4.1 Polecenia budujące infrastrukturę

#### 4.1.1 EMR

```
aws emr create-cluster --name="MyEMRCluster" \  
  --release-label emr-6.8.0 \  
  --applications Name=JupyterHub Name=Hadoop Name=Spark \  
  --log-uri s3://emr-logs-beer-and-wine/MyJupyterClusterLogs \  
  --use-default-roles \  
  --instance-groups InstanceGroupType=MASTER,InstanceCount=1,InstanceType=m4.large InstanceGroupType=SLAVE InstanceCount=2,InstanceType=m4.xlarge \  
  --ebs-root-volume-size 32 \  
  --configurations file://emr-configurations.json \  
  --bootstrap-actions Path=s3://misc-beer-and-wine/install_python_libraries.sh,Name=InstallJupyterLibraries
```

Plik `install-my-jupyter-libraries.sh` dostępny jest pod poniższym adresem

#### 4.1.2 S3

Koszyki S3 zostały utworzone przy pomocy poniższego polecenia:

```
aws s3api create-bucket --acl private --bucket <nazwa koszka>
```

### 4.2 Definicje funkcji

#### 4.2.1 tags\_remove()

```
from pyspark.sql.functions import udf  
from bs4 import BeautifulSoup  
from html import unescape  
  
def tags_remove(s):  
    if s is not None:  
        soup = BeautifulSoup(unescape(s), 'lxml')  
        return soup.text  
    else:  
        return None  
udf_tags_remove = udf(lambda m: tags_remove(m))
```

## 4.2.2 regexp\_extract\_all()

```
from pyspark.sql import DataFrame
from pyspark.sql import functions as f
```

```
def regexp_extract_all(
    df: DataFrame,
    regex: str,
    no_of_extracts: int,
    input_column_name: str,
    output_column_name: str = "output",
    empty_array_replace: bool = True,
):
    """Pyspark implementation for extracting all matches of a reg_exp_extract
```

### Background

-----

The regular implementation of `regexp_extract` (as part of `pyspark.sql.functions` module) is not capable of returning more than 1 match on a regexp string at a time. This function can be used to circumvent this limitation.

### How it works

-----

You can specify a ``no_of_extracts`` which will essentially run the `regexp_extract` function that number of times on the ``input_column`` of the ``df`` (``DataFrame``). In between extracts, a set of interim columns are created where every intermediate match is stored. A distinct array is created from these matches, after which the interim columns are dropped. The resulting array is stored in the defined ``output_column``. Empty strings/values in the resulting array can optionally be dropped or kept depending on how ``empty_array_replace`` is set (default is True).

### Usage example

-----

In the below example, we are extracting all email-addresses from a body of text. The returned DataFrame will have a new ArrayType column added named ``email_addresses``

```
> # Assuming `df` is a valid DataFrame containing a column named `text`
> email_regex = r"[\w.-]+@[ \w.-]+\.[a-zA-Z]{1,}"
> df = regexp_extract_all(df, email_regex, 6, "text", "email_addresses", True)
```

### Parameters

-----

`df: DataFrame`  
Input DataFrame

`regex: str`  
Regex string to extract from input DataFrame

```

no_of_extracts: int
    Max number of occurrences to extract

input_column_name: str
    Name of the input column

output_column_name: str
    Name of the output column (default: output)

empty_array_replace: bool
    If set to True, will replace empty arrays with null values (default: True)
"""
repeats = range(0, no_of_extracts)

# A set of interim columns are created that will be dropped afterwards
match_columns = [f"___{r}___" for r in repeats]

# Apply regexp_extract an r number of times
for r in repeats:
    df = df.withColumn(
        match_columns[r],
        f.regexp_extract(
            f.col(input_column_name),
            # the input regex string is amended with ".*?"
            # and repeated an r number of times
            # r needs to be +1 as matching groups are 1-indexed
            "".join([f"{regex}.*?" for i in range(0, r + 1)]),
            r + 1,
        ),
    )

# Create a distinct array with all empty strings removed
df = df.withColumn(
    output_column_name,
    f.array_remove(f.array_distinct(f.array(match_columns)), ""),
)

# Replace empty string with None if empty_array_replace was set
if empty_array_replace:
    df = df.withColumn(
        output_column_name,
        f.when(f.size(output_column_name) == 0, f.lit(None)).otherwise(
            f.col(output_column_name)
        ),
    )

# Drop interim columns
for c in match_columns:

```



```
df = df.drop(c)

return df
```

### 4.3 Repozytorium kodu wykorzystany w pracy

<https://github.com/michkam89/big-data-pw-project>

# Bibliografia

- [1] *Apache Hadoop*. URL: <https://hadoop.apache.org/>.
- [2] Kevin Bartley. “Data Statistics - how much data is there in the world?” W: *Rivery* (list. 2022). URL: <https://rivery.io/blog/big-data-statistics-how-much-data-is-there-in-the-world/>.
- [3] Jeffrey Dean i Sanjay Ghemawat. “System and method for efficient large-scale data processing”. Sty. 2010.
- [4] Álvaro Navarro, Álvaro Navarro Over the last years I’ve been working as a software engineer in several projects for public i private companies. *Understanding the data partitioning technique*. Lut. 2017. URL: <https://www.datio.com/iaas/understanding-the-data-partitioning-technique/>.
- [5] Matei Zaharia i in. “Resilient Distributed Datasets: A Fault-Tolerant Abstraction for In-Memory Cluster Computing”. W: (2012). URL: [http://people.csail.mit.edu/matei/papers/2012/nsdi\\_spark.pdf](http://people.csail.mit.edu/matei/papers/2012/nsdi_spark.pdf).
- [6] Matei Zaharia i in. “Spark: Cluster Computing with Working Sets”. W: (2010). URL: [http://people.csail.mit.edu/matei/papers/2010/hotcloud\\_spark.pdf](http://people.csail.mit.edu/matei/papers/2010/hotcloud_spark.pdf).