LAPORAN PROYEK AKHIR PRAKTIKUM DATA SCIENCE ANALISIS SENTIMEN REVIEW UBER MENGGUNAKAN METODE RANDOM FOREST



Zahida Nur Dzakirah 123200010 Windy Febrianti Ode 123200036

PROGRAM STUDI INFORMATIKA JURUSAN INFORMATIKA FAKULTAS TEKNIK INDUSTRI UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL "VETERAN" YOGYAKARTA 2022

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis ucapkan kehadirat Allah Yang Maha Esa atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga makalah yang berjudul "Analisis Sentimen Review Uber Menggunakan Metode Random Forest" dapat kami selesaikan dengan baik. Laporan ini ini diajukan sebagai bukti telah menjalankan tugas sarana syarat responsi dari mata kuliah Praktikum Data Science.

Pemilihan tema ini di dasari atas dasar karakteristik media yang sering digunakan dalam social media dan paling banyak digunakan oleh masyarakat. Data yang didapatkan berasal dari data komentar pengguna twitter sehingga digunakan dalam penelitian projek penulis dengan metode random forest

Laporan ini dapat diselesaikan tepat waktu dan tidak terlepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Untuk itu penulis ucapkan terima kasih atas kontribusi bantuan dalam berbagai bentuk.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kesalahan dalam penyusunan laporan ini, baik dari tatanan bahasa dan penyusunan materi. Maka dari itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk menjadikan sebagai evaluasi.

Demikian semoga laporan Analisis Sentimen Review Uber ini bisa diterima sebagai ide atau gagasan yang menambah kekayaan intelektual dalam bidang kajian media. Semoga laporan saya ini dapat bermanfaat bagi pembaca dan juga penulis sendiri.

Yogyakarta, 30 November 2022

Penulis

HALAMAN PENGESAHAN

Analisis Sentimen Review Uber Menggunakan Metode Random Forest

Disusun Oleh:

Zahida Nur Dzakirah
Windy Febrianti Ode

123200010
123200036

Telah Diperiksa dan Disetujui oleh Asisten Praktikum pada tanggal:.....

Menyetujui,

Asiten Praktikum Asisten Praktikum

Dio Cahyo Saputra S.Kom

Vincentius Willy Ardiy<mark>ant</mark>o 123190100

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Uber merupakan sebuah aplikasi yang menghubungkan pengemudi (driver) baik mobil atau motor dengan penumpang secara langsung. Aplikasi ini dikembangkan oleh perusahaan teknologi Amerika, Uber Technology, Inc. yang berbasis di San Francisco. Ide ride sharing yang dikembangka uber saat ini adalah Garret Campp dan Trafic Kalanic yang pada saat itu terjebak dan sulit menemukan akses layanan taxi. Sebagai sebuah aplikasi seluler, Uber menyediakan beragam layanan, mulai dari transportasi personal, pengiriman makanan, pengiriman paket, kurir, transportasi barang, hingga penyewaan kendaraan bermotor.

Layanan Uber awalnya hanya diluncurkan untuk kawasan San Francisco saja, namun pada tahun 2010 diperluas hingga ke New York. Di luar dugaan, respon publik sangat positif dan antusias dalam menggunakan aplikasi ini sebagai alternatif sistem transportasi umum bersifat personal yang sangat nyaman dengan biaya layanan yang terjangkau.

Seiring dengan waktu, Uber mengalami perkembangan yang sangat pesat. Bahkan Uber termasuk salah satu perusahaan yang mengalami pertumbuhan tercepat di dunia. Layanannya kini telah menjangkau seluruh dunia. Diperkirakan, Uber telah memiliki lebih dari 93 juta pengguna aktif di seluruh dunia. Di Amerika Serikat, Uber menguasai 71% pangsa pasar untuk layanan ride sharing dan 22% untuk layanan pengiriman makanan.

Perkembangan teknologi di berbagai negara memunculkan banyaknya aktivitas manusia yang dapat didukung dengan sarana digital, salah satunya dalam bidang transportasi. Hal ini terlihat dari bermunculannnya berbagai model transportasi berbasis online pada kota-kota besar di Indonesia. Salah satunya transportasi online dengan jasa antar adalah uber.

Pengguna atau pelanggan dapat mengorder layanan yang dibutuhkan melalui aplikasi Uber. Secara otomatis aplikasi akan memberikan rincian informasi pesanan termasuk biaya layanan. Jika pengguna melanjutkan pesanan, aplikasi akan mencarikan driver guna merealisasikan pesanan tersebut. Pelanggan dapat memantau pergerakan driver dengan mudah, karena aplikasi dilengkapi dengan 'peta layanan' secara real time. Setelah transaksi selesai, pelanggan dapat memberikan peringkat (rating) atas layanan driver. Driver dengan peringkat rendah bisa dinonaktifkan, karena dianggap telah memberikan layanan yang buruk.Hal ini membuat tuntutan akan mutu pelayanan aplikasi meningkat. Sehingga pengguna dapat memberikan rating dan ulasan di berbagai social media salah satunya adalah Twitter.

1.2 Rumusan Masalah

Pada permasalahan projek kami ini penulis menggunakan metode Random Forest dimana random forest adalah kombinasi dari masing masing tree yang baik kemudian dikombinasikan ke dalam satu model. Penggunaan metode ini memiliki nilai akurasi yang tinggi.

1.3 Tujuan

Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah mengetahui performa dari metode random forest dalam klasifikasi analisis sentiment review uber.

1.4 Manfaat

- Untuk memenuhi salah satu persyaratan responsi dalam mata kuliah Praktikum Data Science (penulis)
- Dapat memahami ilmu pengetahuan serta pengimplementasian wawasan khususnya dibidang Teknik Informatika analisis sentimen.
- Mengetahui hasil akurasi dari random forest untuk memprediksi nilai negatif dan positif dari uber.

2. METODE

Metode Klasifikasi Ensemble (Random Forest) adalah algoritma pembelajaran yang membangun satu set pengklasifikasi alih-alih satu pengklasifikasi, dan kemudian pengklasifikasikan titik data baru dengan mengambil suara dari prediksi mereka. Ensemble Clasifier yang paling umum digunakan adalah Bagging, Boosting, dan Random Forest (RF).

Algoritma Random Forest disebut sebagai salah satu algoritma machine learning terbaik, sama seperti Naïve Bayes dan Neural Network. Random Forest adalah kumpulan dari decision tree atau pohon keputusan. Algoritma ini merupakan kombinasi masing-masing tree dari decision tree yang kemudian digabungkan menjadi satu model. Dalam artian besar Random Forest adalah algoritma dalam machine learning yang digunakan untuk pengklasifikasian data set dalam jumlah besar. Karena fungsinya bisa digunakan untuk banyak dimensi dengan berbagai skala dan performa yang tinggi. Klasifikasi ini dilakukan melalui penggabungan tree dalam decision tree dengan cara training dataset yang Anda miliki.

Analisis Sentimen yang digunakan dalam projek penulis adalah suatu sentiment yang diperoleh dari twitter yang merupakan salah satu media social yang paling banyak digunakan saat ini. Analisis sentiment itu sendiri merupakan Sentiment analysis merupakan salah satu bidang dari Natural Languange Processing (NLP) yang membangun sistem untuk mengenali dan mengekstraksi opini dalam bentuk teks. Informasi berbentuk teks saat ini banyak terdapat di internet dalam format forum, blog, media sosial, serta situs berisi review. Dengan bantuan sentiment analysis, informasi yang tadinya tidak terstruktur dapat diubah menjadi data yang lebih terstruktur.

Twitter merupakan salah satu sosial media yang memiliki pengaruh cukup baik dalam menaikan engagement pada pelanggan yang dimiliki oleh sebuah brand. Salah satu cara yang dilakukan adalah menciptakan format tweet yang sesuai dengan identitas brand itu sendiri. Bentuk respon yang disediakan oleh twitter adalah retweet, favorite,

dan reply. Semakin tinggi respon yang didapatkan, makan akan semakin viral postingan tersebut dan meningkatkan engangement dari konsumen dan calon konsumen yang ada di Twitter. Namun ada 3 jenis sentimen yang terjadi dalam setiap respon, yaitu Positif, Netral, dan Negatif.

Cara kerja algoritma random forest dalam perhitungan manual pada projek kami sebagai berikut sebagai berikut :

 No
 Class
 Data Testing

 1
 Positif
 1000

 2
 Negatif
 1000

 3
 Netral
 2000

 Total
 4000

Tabel 1: Data Testing

Menghitung probabilitas kata dilakukan untuk mendpaatkanterm dengan nilai yang lebih penting dan dianggap relevan untuk dijadikan kata kunci. Proses pembobotan dilakukan dengan menggunakan algoritma Random Forest dalam proses perhitungan persamaan dapat dilihat pada Tabel 2.

	Frekuensi kemunculan kata (W κ)					
Kata	1000 Tweet - Positif	1000 Tweet - Negatif	2000 Tweet - Netral			
Тор	10	17	25			
Succes	31	8	11			
Recommend	30	20	23			
Great	15	12	40			

Tabel 2 Contoh Kemunculan Term Frekuensi

2.1 Pengumpulan Data

Proses Pengumpulan data dilakukan dengan crawling data twitter menggunakan R library Rlang, akun twitter yang digunakan dan mengambil 5000 tweet activity. Crawling data merupakan tahap dalam penelitian yang bertujuan untuk mengumpulkan atau mengunduh data dari suatu database. Pengumpulan data dari penelitian ini yaitu data yang diunduh dari server twitter berupa user dan tweet beserta atribut-atributnya.

2.2. Preprocesing Data / Pengolahan Data

Pada tahap pengolahan data dilakukan pemilihan atribut yang digunakan, pembersihan data, transformasi data. Atribut dipilih berdasarkan hasil penelitian yaitu: (1) TEMP; (2) SLP; (3) STP; (4) WDSP; dan (5) MXSPD. Kelas dari klasifikasi ini diambil dari atribut PRCP. Pembersihan data dilakukan dengan menghapus data kosong

yang ditemukan pada atribut MXSPD dan PRCP. Jumlah data kosong yang ditemukan adalah 205 data. Hasil dari pembersihan data didapatkan 1983 data yang akan diolah untuk tahap selanjutnya. Redundansi, inkonsistensi dan outlier tidak ditemukan. Fase pengolahan data selanjutnya adalah transformasi data. Tipe data dari atribut PRCP yang awalnya berupa real dengan ditambah kode pengukuran curah hujan, diubah terlebih dahulu ke dalam tipe numerikdengan menghapus kode tersebut. Selanjutnya format data numerikal diubah menjadi tipe data kategorikal, yaitu hujan atau tidak hujan. Apabila PRCP bernilai 0 maka tidak hujan, sebaliknya jika ada nilai PRCP lebih dari 0 maka Hujan. Contoh transformasi data yang dilakukan pada atribut PRCP dapat dilihat pada.

Hasil dari tahap pengolahan data ini adalah dataset yang siap untuk diproses pada algoritma random forest. Keterangan jenis atribut dari dataset yang siap diolah dapat dilihat pada.

2.3 Perhitungan Gini Index

2.3.1 Probobality perhitungan

Kemudian Gini (D1), Gini(D2), dan Gini Split dihitung sebagai berikut:

$$Gini(HOME_TYPE \le 10) = 1 - (1^{2} + 0) = 0$$

$$Gini(HOME_TYPE > 10) = 1 - \left(\left(\frac{1}{3} \right)^{2} + \left(\frac{2}{3} \right)^{2} \right) = 0.04452$$

$$Gini_{SPLIT} = \left(\frac{2}{5} \right) \times 0 + \left(\frac{3}{5} \right) \times 0.04452 = 0.2671$$

Lanjutkan mencari Gini Split untuk <= 15, <= 30, dan <= 31 sehingga akan mendapat seluruh Gini Split.

Tabulates Nilai Indeks Gini untuk Atribut Home_Type setiap kemungkinan Split

Gini SPLIT	Value
Gini _{SPLIT} (HOME_TYPE<=10)	0.2671
Ginisplit(HOME_TYPE<=15)	0.4671
Ginisplit(HOME_TYPE<=30)	0.3000
Gini _{SPLIT} (HOME_TYPE<=31)	0.4800

Tabel 2.3.1 Nilai Indeks Gini

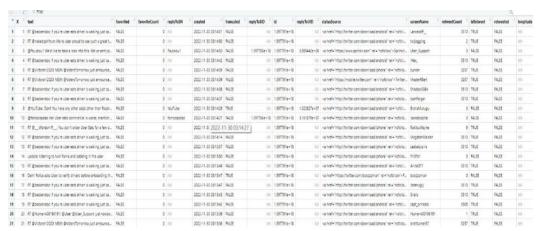
Dari Tabel diatas didapatkan bahwa Gini SPLIT Home_Type <= 10 adalah yang paling kecil yaitu 0.2671.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian proyek ini data yang diolah menggunakan metode Random Forest. Berikut ini merupakan langkah uji yang dilakukan

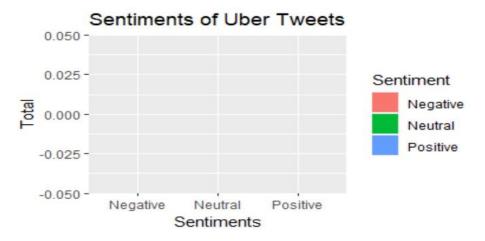
3.1 Data Original

Data berikut merupakan data kotor yang diambil dari twitter.



Gambar 3.1 Data Kotor

Berikut merupakan tampilan dari analisis sentiment



Gambar 3.2 Sentimen Uber Tweets

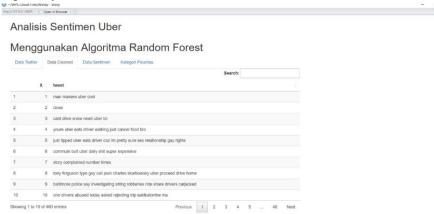
3.2 Cleaning

Pada tahap ini dilakukan untuk menghillangkan *URL*, *RT*, mention, hastag, new line, non alphabet, space, lowecase, stop words.

	tweet						
1	youre uber eats driver walking just cancel food bro						
2	uber proud see great turnout first tanggathon session last night than						
3	wed like t	ake look	weve sen	t direct m	essage ple	ease check	inbox tha
4	new just ar	nnounced	partnersh	ip uber o	ffer young	voters ge	orgia free
5	dont add	ds facenc	ok uber vi	ber snapch	at faceboo	k add sho	wing amp
6	uber eats	commerc	ial worse i	mentions	favorite cu	ult	
7	dont order uber eats days start getting aggressive w notifications know						
8	update list	ening tw	in flame so	obbing ub	er		
9	delhi polic	e asks ube	er verify d	rivers onb	oarding ch	eck alcoho	ol level ric
10	just nowb	ook oridu	driver cor	no lostion	ctourser		nallad tria

Gambar 3.3 Data Cleaning

Setelah data telah di bersihkan dari beberapa kategori yang dihapus untuk mendapatkan data akurat, maka selanjutnya data yang dihasilkan adalah data terstruktur yang merupakan data yang diperoleh dari tampilan shiny atau data cleaning shiny.



Gambar 3.4 Tampilan Data Cleaning Shiny

3.3 Data Terstruktur

Berikut merupakan tampilan dari data yang telah di cleaning sehingga menjadi data yang terstruktur



Gambar 3.5 Data bersih

3.4 Shiny Tabel Data

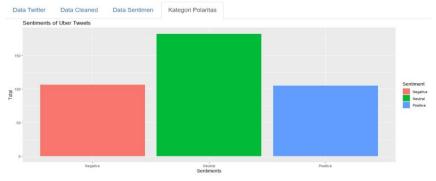
Dibawah ini merupakan tampilan worldcloud.



Gambar 3.6 Tampilan Worldcloud

Analisis Sentimen Uber

Menggunakan Algoritma Random Forest



Gambar 3.7 Tampilan Shiny Kategori

3.5 Listing Program

```
# Library
    ```{r}
4
5
 library(tidyverse)
6
 library(tm)
7
 library(SnowballC)
8 library(wordcloud)
9 library(ggplot2)
10 library(e1071)
11 library(caret)
12 library(randomForest)
13
14
15 # Ambil data
   ```{r}
16
17
   # memngambil data dari file csv
18 data <- read.csv("data.csv")</pre>
   datas <- data %>% select(tweet, sentiment)
19
20
21
   ```{r}
22
23 neutral <- length(which(datas$sentiment == "neutral"))</pre>
24 positive <- length(which(datas$sentiment == "positive"))
25 negative <- length(which(datas$sentiment == "negative"))</pre>
26 Sentiment <- c("Negative", "Neutral", "Positive")</pre>
27 Count <- c(negative, neutral, positive)
28 output <- data.frame(Sentiment, Count)</pre>
29 ggplot(data=output, aes(x=Sentiment, y=Count)) +
 geom bar(aes(fill = Sentiment), stat = "identity") +
 xlab("Sentiments") + ylab("Total")+ggtitle("Sentiments of
30
 Uber Tweets ")
31
32
33
34 # Membuat corpus (Cleaning)
   ```{r}
35
36 corpus <- VCorpus (VectorSource (datas$tweet))</pre>
37 corpus <- tm map(corpus, content transformer(tolower))</pre>
38 corpus <- tm map(corpus, removeNumbers)
39
   corpus <- tm map(corpus, removePunctuation)</pre>
40 corpus <- tm_map(corpus, removeWords, stopwords("english"))
41 corpus <- tm map(corpus, stemDocument)
   corpus <- tm map(corpus, stripWhitespace)</pre>
42
43
44
45
    # Membuat matrix dari data corpus
   ```{r}
46
47 dtm <- DocumentTermMatrix(corpus)
48 dtm <- removeSparseTerms(dtm, 0.999)
49
50
51 # Mencetak wordcloud
52 ```{r}
```

```
53 wordcloud(datas, min.freq = 500, colors=brewer.pal(8,
 "Dark2"), random.color = TRUE, max.words = 100)
54
55
56
   ```{r}
57
58 convert <- function(x) {
59
    y < - ifelse(x > 0, 1, 0)
     y \leftarrow factor(y, levels = c(0, 1), labels = c("No", "Yes"))
60
61
62
   }
63
64 datanaive <- apply(dtm, 2, convert)
65
66 dataset <- as.data.frame(as.matrix(datanaive))
67 dataset$Class <- as.factor(datas$sentiment)</pre>
   str(dataset$Class)
68
69
70
71
   ```{r}
72
73 set.seed(31)
74 split \leftarrow sample(2, nrow(dataset), prob = c(0.75, 0.25),
 replace = TRUE)
75 train set = dataset[split == 1,]
76 test set = dataset[split == 2,]
77
78 prop.table(table(train_set$Class))
79
 prop.table(table(test set$Class))
80
81
82
83 # Random Forest Algoritma
   ```{r}
84
85 rf classifier = randomForest(x = train set[-1210], y =
    train set$Class, ntree = 300)
86
  rf classifier
87
88
89 # Confusion matrix
   ```{r}
90
91 rf_pred = predict(rf_classifier, newdata = test_set[-1210])
92 confusionMatrix(table(rf pred, test set$Class))
93
```

**Listing 3.5.1** Modelling Lanjutan

```
Library
```{r}
library(twitteR) # scrapping
library(tm) # corpus
library(syuzhet) # labeling
library(caTools) # split data
library(dplyr) # case when
set.seed(100)
# Setting API Twitter
```{r}
consumer key <- "YTkbdeL6EymZy1HJp6tiPxUEr"</pre>
consumer secret <-</pre>
"OVoTq25uP4DTjnzKNaBhxcCoaSbdvAlfqsviZjd50iCinRj5C4"
bearer token <-
"AAAAAAAAAAAAAAAAAAAD9UjAEAAAAA8m3PgMs24tRhYCuJ0hQaQ5R2
moI%3DThYb3MRjCOlrHidGcDbn4ZDdOG0NtwbeZuY3IDFk0ay8Vdpla5"
access token <- "1437206819936501760-
zvrXApLJ4MRUDd5zwSDmKXYFTbJ7eV"
access token secret <-
"On6bGTCeEQUYDnwaImK0Big8ZhIMtIxwF2IYvXiRPiV20"
setup twitter oauth (consumer key, consumer secret,
access token, access token secret)
Scraping
```{r}
# Scrapping data (Ambil data dari twitter)
tweetsList <- searchTwitter('Uber', n = 1000,</pre>
retryOnRateLimit = 10e5, lang = "en")
# Mengubah data list twitter menjadi data frame
tweets <- twListToDF(twList = tweetsList)</pre>
write.csv(tweets, "data tweet.csv")
# Data Cleaning
```{r}
remove spam tweets
uniqueText <- unique(tweets$text)</pre>
remove retweet element
removeRetweet <- function(x) gsub("RT @\\w+: ", "", x)</pre>
cleanText <- lapply(uniqueText, removeRetweet)</pre>
#remove mentione element
removeMention <- function(x) gsub("@\\w+", "", x)</pre>
cleanText <- lapply(cleanText, removeMention)</pre>
remove url element
removeURL <- function(x) gsub("http\\S+", "", x)</pre>
cleanText <- lapply(cleanText, removeURL)</pre>
```

```
remove hastag element
removeHashtag <- function(x) gsub("#\\S+", "", x)</pre>
cleanText <- lapply(cleanText, removeHashtag)</pre>
remove new line character
removeNewLine <- function(x) gsub("\n", " ", x)</pre>
cleanText <- lapply(cleanText, removeNewLine)</pre>
remove nonalphabetical character
removeNonAlphabet <- function(x) gsub("[^A-Za-z]", "",</pre>
x)
cleanText <- lapply(cleanText, removeNonAlphabet)</pre>
trim space into one space
cleanText <- lapply(cleanText, stripWhitespace)</pre>
text to lowecase
cleanText <- lapply(cleanText, tolower)</pre>
remove stop words
cleanText <- lapply(cleanText, removeWords,</pre>
stopwords("english"))
dataframe <- data.frame(tweet = unlist(cleanText))</pre>
write.csv(dataframe, "data clean.csv")
Labeling
```{r}
positiveWords <- scan("positive.txt", what = "character",</pre>
comment.char = ";")
negativeWords <- scan("negative.txt", what = "character",</pre>
comment.char = ";")
# menentukan score tweet
scores <- lapply(cleanText, function(cleanText) {</pre>
 words <- unlist(str split(cleanText, pattern = "\\s+"))</pre>
  positiveMatches <- !is.na(match(words, positiveWords))</pre>
 negativeMatches <- !is.na(match(words, negativeWords))</pre>
  score <- sum(positiveMatches) - sum(negativeMatches)</pre>
  score
})
# melabeli jika score -1 maka negatif, jika score 0 maka
netral, jika score 1 maka positif
sentiment <- as.factor(ifelse(scores < 0, "negative",</pre>
ifelse(scores == 0, "neutral", "positive")))
# Build csv
```{r}
menyimpan data yang sudah dilabeli ke dalam file csv
dataframe <- data.frame(tweet = unlist(cleanText),</pre>
sentiment = sentiment)
```

```
write.csv(dataframe, "data_sentiment.csv")
```
```

Listing 3.5.2 Scrapper

```
```{r setup, include=FALSE}
knitr::opts chunk$set(echo = TRUE)
```{r}
library(shiny)
library(vroom)
library(here)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(RColorBrewer)
```{r}
ui <- fluidPage(</pre>
 headerPanel ("Analisis Sentimen Uber"),
 headerPanel ("Menggunakan Algoritma Random Forest"),
 mainPanel(
 tabsetPanel(
 tabPanel("Data Twitter",
DT::dataTableOutput('dataTwitter')),
 tabPanel("Data Cleaned",
DT::dataTableOutput('dataCleaned')),
 tabPanel("Data Sentimen",
DT::dataTableOutput('dataSentiment')),
 tabPanel ("Kategori Polaritas",
plotOutput("sentiment"))
)
)
```{r}
server <- function(input, output) {</pre>
 dataTwitter <- read.csv("data tweet.csv")</pre>
 output$dataTwitter = DT::renderDataTable({
    DT::datatable(dataTwitter, options =
list(lengthChange = FALSE))
  })
  dataCleaned <- read.csv("data clean.csv")</pre>
  output$dataCleaned = DT::renderDataTable({
    DT::datatable(dataCleaned, options =
list(lengthChange = FALSE))
  })
```

```
dataSentiment <- read.csv("data sentiment.csv")</pre>
 output$dataSentiment = DT::renderDataTable({
    DT::datatable(dataSentiment, options =
list(lengthChange = FALSE))
  })
  neutral <- length(which(dataSentiment$sentiment ==</pre>
"neutral"))
  positive <- length(which(dataSentiment$sentiment ==</pre>
"positive"))
  negative <- length(which(dataSentiment$sentiment ==</pre>
"negative"))
  Sentiment <- c("Negative", "Neutral", "Positive")</pre>
  Count <- c(negative, neutral, positive)</pre>
  plt sentiment <- data.frame(Sentiment, Count)</pre>
  plotSentiment <- function(plt sentiment) {</pre>
    ggplot(data=plt_sentiment, aes(x=Sentiment, y=Count))
+ geom bar(aes(fill = Sentiment), stat = "identity") +
    xlab("Sentiments") +
ylab("Total")+ggtitle("Sentiments of Uber Tweets ")
  }
  output$sentiment <- renderPlot({</pre>
    plotSentiment(plt sentiment)
  })
}
```{r}
shinyApp(ui = ui, server = server)
```

Listing 3.5.3 Shiny

#### 4. KESIMPULAN SARAN

#### 4.1 Kesimpulan

Dari penelitian projek, penulis dapat menarik kesimpulan bahwa tingkat akurasi dari penggunaan uber lebih besar sisi netral dibanding sisi negatif di banding nilai positif. Hal ini ditunjukkan pada analisis sentiment dengan grafik yang menunjukkan bahwa nilai postif dan nilai negatif sebesar 100 dengan presentase nilai netral lebih dari angka 150. Sehingga penggunaan aplikasi uber terbilang baik dan sangat membantu masyarakat. Tentunya dengan terus meningkatkan kualitas dengan mempertimbangkan saran dan kritik yang membangun guna keefektifan juga kenyamaan pengguna di masa yang akan dating.

#### 4.2 Saran

Projek ini masih dalam kata kurang sempurna tetapi masih dapat menjadi literature bagi pembaca dalam pengembangan ilmu pengetahuan. Diharapkan dapat membantu pembaca dalam memahami materi yang telah penulis tuangkan. Penulis juga mengharapkan kritikan dan saran yang membangun sebagai referensi dalam mengembangkan pengetahuan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Purwanti, T., 2021: Ekosistem Gojek jadi Andalan Masyarakat Saat Pandemi.
- Ramadinah,S., 2021 : Perbandingan Metode Klasifikasi Naïve Bayes dan SVM (Support Vector Machine) pada Analisis Sentimen Review Gojek.
- Jihad, Adna. AM., dkk. 2021 : Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Film Menggunakan Algoritma Random Forest
- Raja, Sandhika.H., dkk. 2019 : Twitter Sentimen Gojek Indonesia dan Grab Indonesia
- Primajaya, A., dkk. 2018: Random Forest Algorithm for Prediction of Precipitation
- Nanda,S., dkk. 2022: Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Terhadap Layanan Streaming Mola Menggunakan Algoritma Random Forest