Binar Academy April 2023

SENTIMENT ANALYSIS

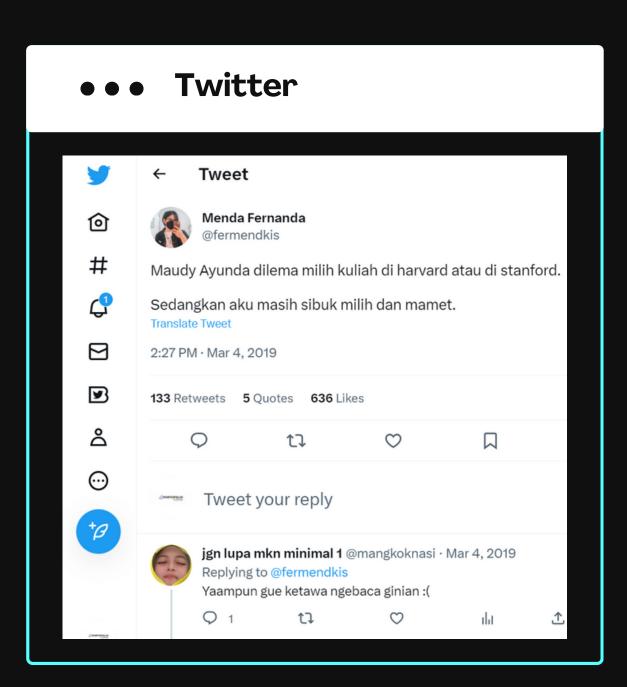
Bagas Hada - Robby Julian

PENGERTIAN

- Sentiment analysis adalah proses mengidentifikasi perasaan dan pendapat dalam text.
- Sentiment analysis menggunalan NLP untuk menidentifikasi sentiment dan memberikan interpretasi hasilnya

LATARBELAKANG

- Berkembangnya teknologi natural language processing (NLP) mepermudah analisis sentimen di media sosial.
- Analisis sentimen dapat memberikan wawasan tentang tanggapan pelanggan dan opini publik di Indonesia.



METODE PENELITIAN

■ EDA (Exploratory Data Analysis)

Features Extraction & Tst Split

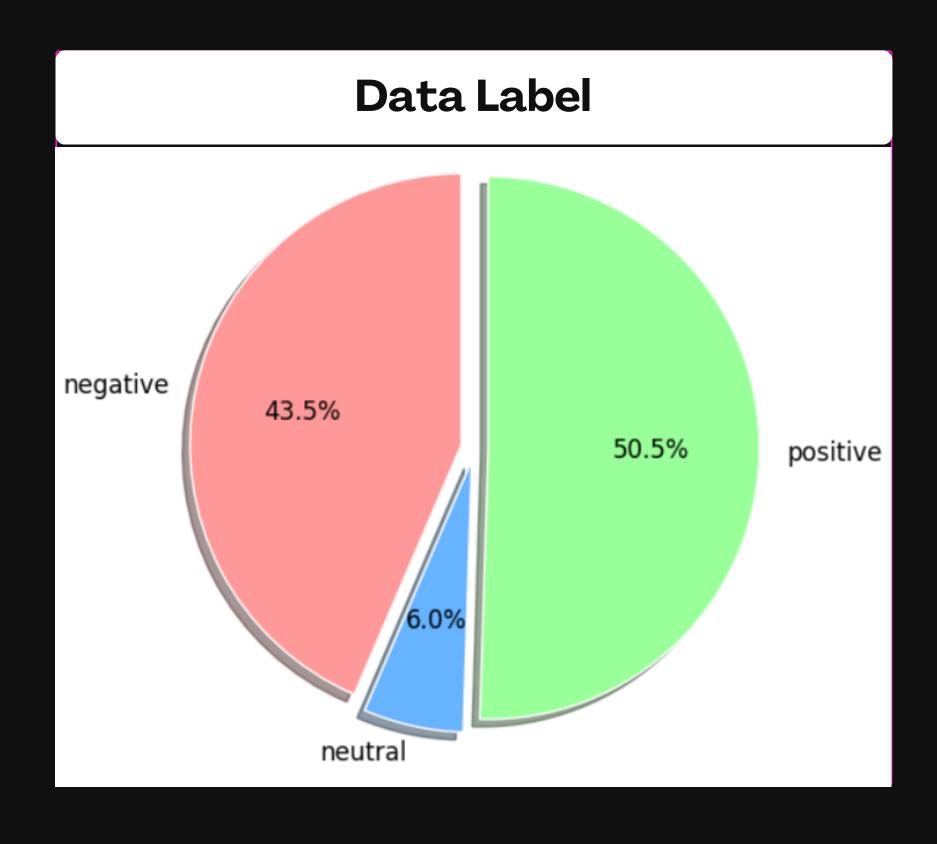
2 Data Cleansing

4

Modeling

EDA (EXPLORATORY DATA ANALYSIS)

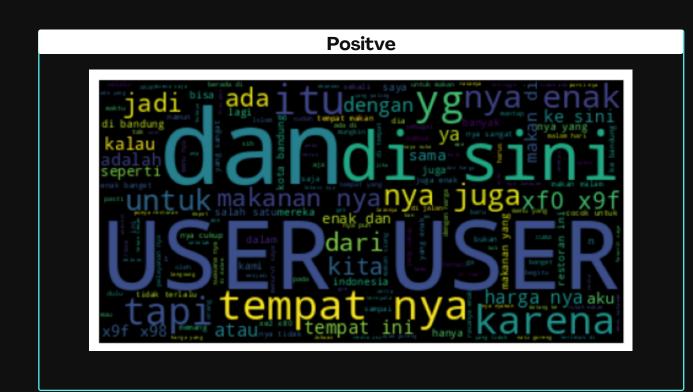
EDA (EXPLORATORY DATA ANALYSIS)

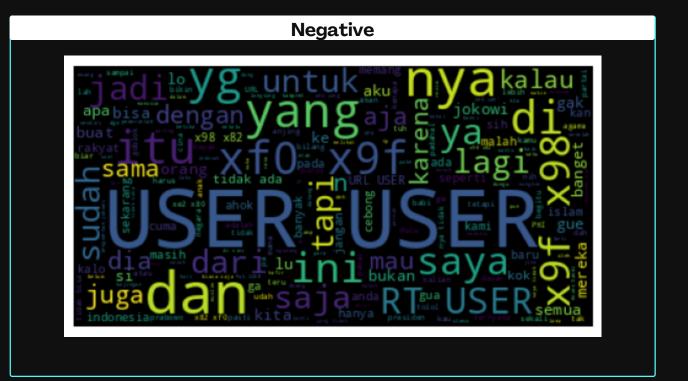


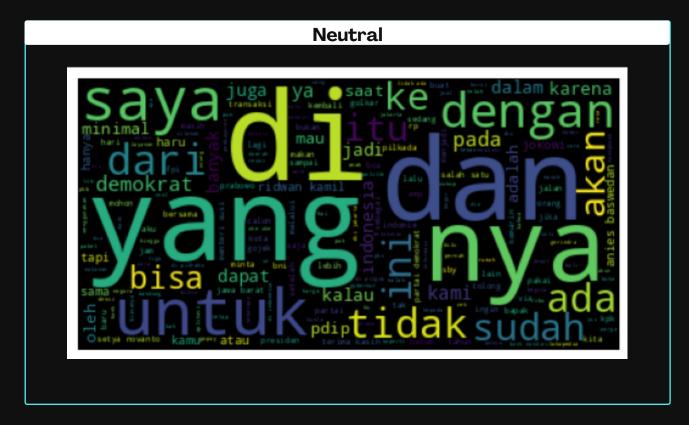
Note

Presentase pengguna lebih banyak menuliskan kata-kata dalam riview **positif** dibanding menuliskan kata-kata riview negatif atau netral

EDA (EXPLORATORY DATA ANALYSIS)







DATACLEANSING

DATA CLEANSING

- 1 Normalize
- 2 Punctuation
- 3 Stopword
- 4 Lowercase



Cleaning

```
import re
import pandas as pd
import string
import nltk
nltk.download('stopwords')
nltk.download('punkt')
import re
from nltk.corpus import stopwords
stop_words = set(stopwords.words('indonesian'))
def cleansing(sent):
 string = sent.lower()
 string = re.sub(r'[^a-zA-z0-9]',' ', string)
  string = re.sub(r'[^\w]',' ', string)
 words = nltk.word_tokenize(string)
 words = [word for word in words if word not in stop_words]
  text = ' '.join(words)
 return text
```

DATA CLEANSING

• • • Before

index	text	label
0	Nikmati cicilan 0% hingga 12 bulan untuk pemesanan tiket pesawat air asia dengan kartu kredit bni!	neutral
1	Kue-kue yang disajikan bikin saya bernostalgia. Semuanya tipikal kue zaman dulu, baik dari penampilan maupun rasa. Kuenya enak dan harganya juga murah.	positive
2	Ibu pernah bekerja di grab indonesia	neutral
	Paling suka banget makan siang di sini ayam sama sambalnya enak banget harganya luar biasa hemat, rasa ayamnya meresap sampai ketulangnya, es lidah buayanya juga segar bikin adem perut setelah makan sambal yang pedas, pelayannya sigap dan ramah, yang aku suka di tempat kasir ada tulisan 10% disumbangkan untuk beramal, buat makan jadi lebih enak ke perut	positive
4	Pelayanan bus DAMRI sangat baik	positive

• • • After

index	text	label
0	nikmati cicilan 0 12 pemesanan tiket pesawat air asia kartu kredit bni	neutral
1	kue kue disajikan bikin bernostalgia tipikal kue zaman penampilan kuenya enak harganya murah	positive
2	grab indonesia	neutral
3	suka banget makan siang ayam sambalnya enak banget harganya hemat ayamnya meresap ketulangnya es lidah buayanya segar bikin adem perut makan sambal pedas pelayannya sigap ramah suka kasir tulisan 10 disumbangkan beramal makan enak perut	positive
4	pelayanan bus damri	positive

FEATURES EXTRACTION & TEST SPLIT

FEATURES EXTRACTION



TF-IDF

Metode yang mengekspresikan bobot kata dalam dokumen teks dengan menggunakan rumus yang mengukur frekuensi kemunculan kata dalam dokumen dan di seluruh dokumen yang tersedia.

• • • Feature Extrac

```
# from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

count_vect = TfidfVectorizer()
# count_vect = CountVectorizer()
count_vect.fit(data_preprocessed)

X = count_vect.transform(data_preprocessed)
print("Feature Extraction Done !")
```

TRAIN TEST SPLIT



Test Split

Teknik yang membagi dataset menjadi data training dan data testing untuk membangun dan mengevaluasi model pembelajaran mesin.



Test Split

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
classes = df.label
classes
```

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, classes, test_size= 0.2)

MODELING

Studi yang dilakukan menmanfaatkan 3 (tiga) jenis model *machine learning* yang menggunakan arsitektur yang berbeda, yaitu:

- Recurrent Neural Network (RNN)
- Long Short Term Memory Networks (LSTM)
- MultiLayer Perception (MLP)

Recurrent Neural Network (RNN)

RNN (Recurrent Neural Network) adalah salah satu jenis arsitektur model dalam deep learning yang dirancang untuk mengatasi masalah pengolahan data berkelanjutan atau sequential data, seperti urutan kata dalam sebuah kalimat atau deret waktu.

RNN bekerja dengan cara memproses input data pada setiap waktu atau langkah iterasi dan menghasilkan keluaran dan juga mengirimkan sinyal kembali ke jaringan neural network. Setiap unit pada RNN menerima input dari unit sebelumnya dan juga mempertahankan sebuah state atau kondisi yang menyimpan informasi dari iterasi sebelumnya.

Implementasi RNN dalam studi ini dapat dilihat pada halaman-halaman selanjutnya ...

```
Start
Input data at time step t
RNN Unit
Output at time step t
Signal sent back to the network
Update state and go to the next time step
v
End
```

```
neg = df.loc[df['label']=='negative'].text.tolist()
pos = df.loc[df['label']=='positive'].text.tolist()
net = df.loc[df['label']=='neutral'].text.tolist()
neg_label = df.loc[df['label']=='negative'].label.tolist()
pos label = df.loc[df['label']=='positive'].label.tolist()
net_label = df.loc[df['label']=='neutral'].label.tolist()
total data = pos+neg+net
labels = pos_label+neg_label + net_label
import pickle
from tensorflow.keras.preprocessing.text import Tokenizer
from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import pad_sequences
from collections import defaultdict
max features = 100000
tokenizer = Tokenizer(num words=max features, split= ' ', lower=True)
tokenizer.fit on texts(total data)
with open('tokenizer.pickle','wb') as handle:
  pickle.dump(tokenizer, handle, protocol= pickle.HIGHEST PROTOCOL)
  print("tokenizer.pickle has created !")
X = tokenizer.texts to sequences(total data)
vocab size = len(tokenizer.word index)
maxlen = max(len(x) for x in X)
X = pad sequences(X)
with open('x_pad_sequences.pickle','wb') as handle:
  pickle.dump(X, handle, protocol = pickle.HIGHEST_PROTOCOL)
  print('x pad sequences.pickle has created !')
```

Ekstraksi dilakukan terhadap label-label dan datadata terkait pada setiap label di data frame yang digunakan

Terhadap data-data yang telah diekstraksi dilakukan proses tokenizing (mengubah data teks menjadi numerikal) dan padding (penyeragaman panjang sekuens numerikal yang telah terbentuk), kemudian disimpan kedalam bentuk file dalam variabel "X" untuk penggunaan lebih lanjut menggunakan pickle.

```
[ ] Y = pd.get_dummies(labels)
    Y = Y.values

with open('y_labels.pickle','wb') as handle:
    pickle.dump(Y, handle, protocol = pickle.HIGHEST_PROTOCOL)
    print('y_labels.pickle has created !')
```

```
from sklearn.model_selection import train_test_split

file = open('x_pad_sequences.pickle','rb')
X = pickle.load(file)
file.close()

file = open('y_labels.pickle','rb')
Y = pickle.load(file)
file.close()
```

#training

Proses konversi menjadi vektor/array dilakukan kepada setiap label menggunakan one-hot encoding dan kemudian disimpan dalam variabel "Y" dalam bentuk file menggunakan pickle

Terhadap data dalam variabel X dan Y dilakukan menjadi data training dan testing untuk keperluan pelatihan model RNN.

```
import numpy as np
from tensorflow.keras import layers
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Embedding, LSTM, SpatialDropout1D, SimpleRNN, Activation
from tensorflow.keras import optimizers
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, TensorBoard
from tensorflow.keras.layers import Flatten
from tensorflow.keras import backend as K
embed dim = 100
units = 64
model rnn = Sequential()
model_rnn.add(Embedding(max_features, embed_dim, input_length=X.shape[1]))
model_rnn.add(SimpleRNN(units, dropout=0.2))
model_rnn.add(Dense(3, activation='softmax'))
sgd = optimizers.Adam(1r=0.001)
model_rnn.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=sgd, metrics=['accuracy'])
print(model_rnn.summary())
es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1, patience=3)
history = model rnn.fit(X train, y train, epochs=10, batch_size=10, validation_data=(X test, y test), verbose=1, callbacks=[es])
```

Proses training dilakukan terhadap model RNN dengan menggunakan data-data yang telah di-define.

```
model_rnn.save('model_rnn.h5')
print("Model has been created !")
```

Model RNN kemudian disimpan/di-export untuk penggunaan lebih lanjut

```
#evaluation
from sklearn import metrics

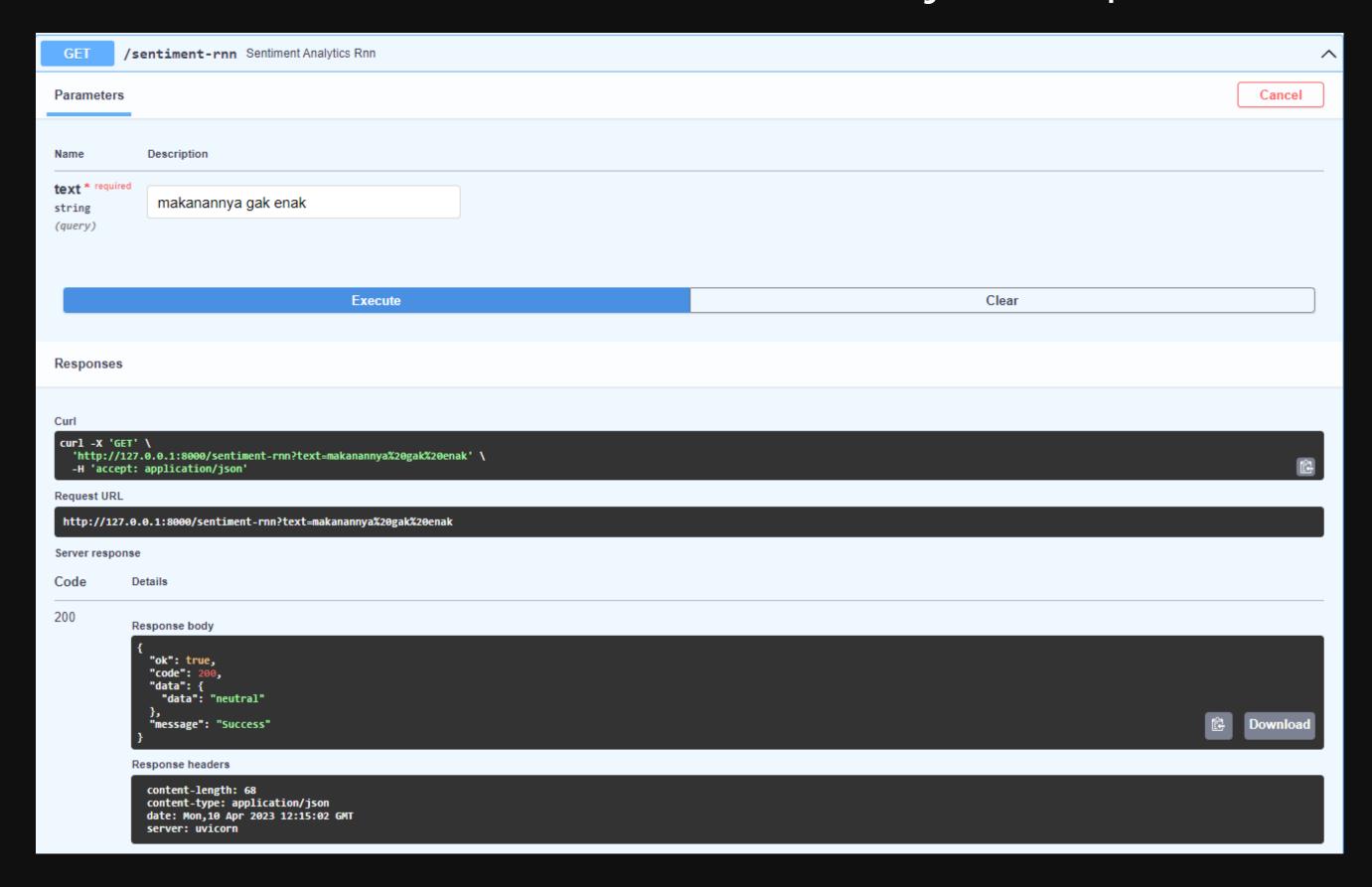
predictions = model_rnn.predict(X_test)
y_pred= predictions
matrix_test = metrics.classification_report(y_test.argmax(axis=1), y_pred.argmax(axis=1))
print("Testing Done !")
print(matrix_test)
```

Terhadap model RNN dilakukan evaluasi untuk mengukur akurasinya dalam skor precision, recall, and F1-score bagi ketiga label ("Positive", "Negative", dan "Neutral") beserta rata-rata setiap skor.

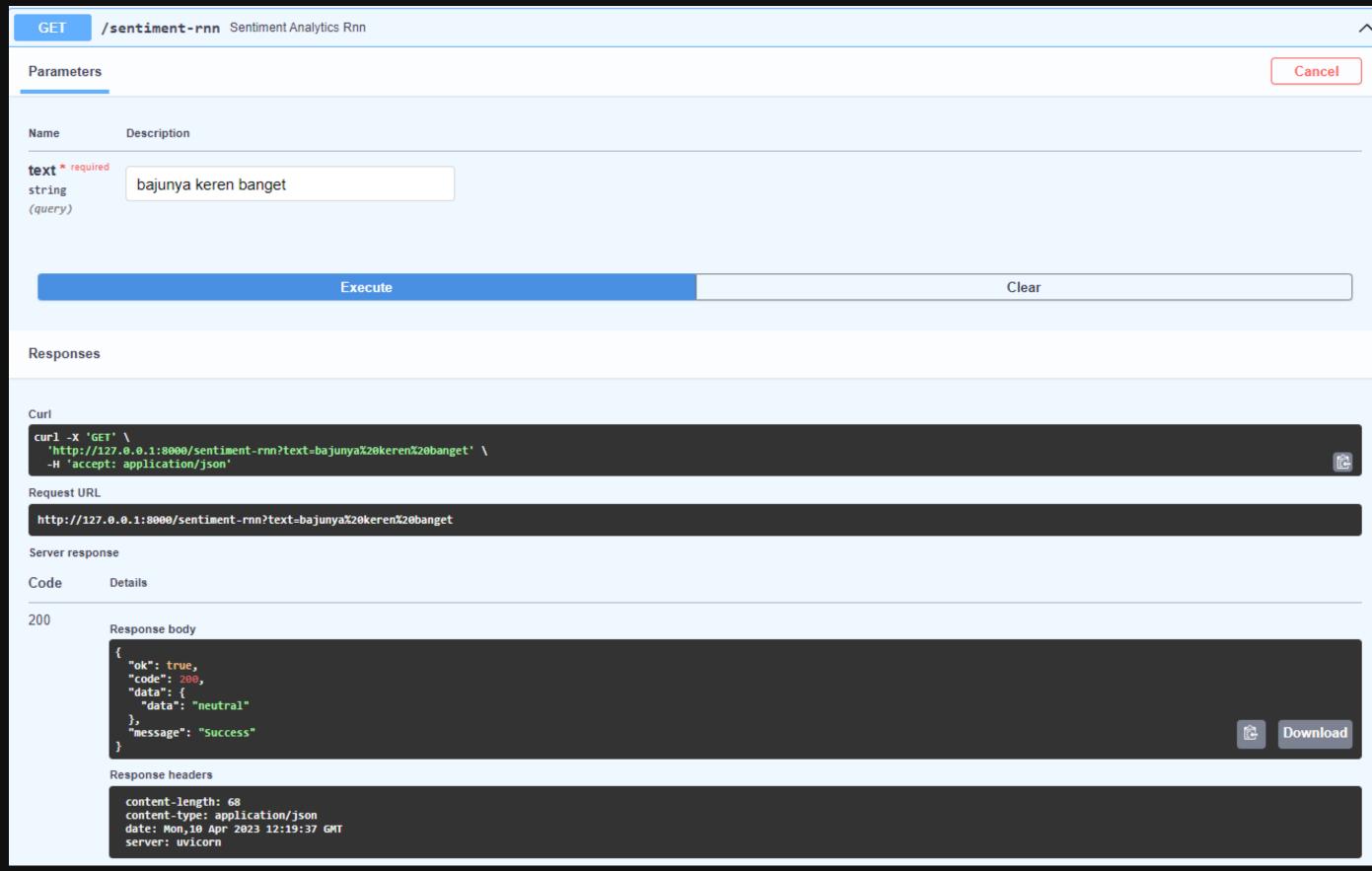
Hasil evaluasi skor akurasi model RNN dan uji coba prediksi label (1)

```
#evaluation
   from sklearn import metrics
   predictions = model_rnn.predict(X_test)
   y_pred= predictions
   matrix_test = metrics.classification_report(y_test.argmax(axis=1), y_pred.argmax(axis=1))
   print("Testing Done !")
   print(matrix_test)
169/169 [============= ] - 2s 14ms/step
Testing Done!
             precision
                         recall f1-score
                                            support
                            0.76
                                     0.77
                                               2274
                  0.77
                  0.75
                            0.46
                                     0.57
                                                353
                  0.78
                            0.82
                                     0.80
                                               2759
                                     0.77
                                               5386
    accuracy
                                     0.71
                                               5386
   macro avg
                  0.77
                            0.68
weighted avg
                  0.77
                            0.77
                                     0.77
                                               5386
```

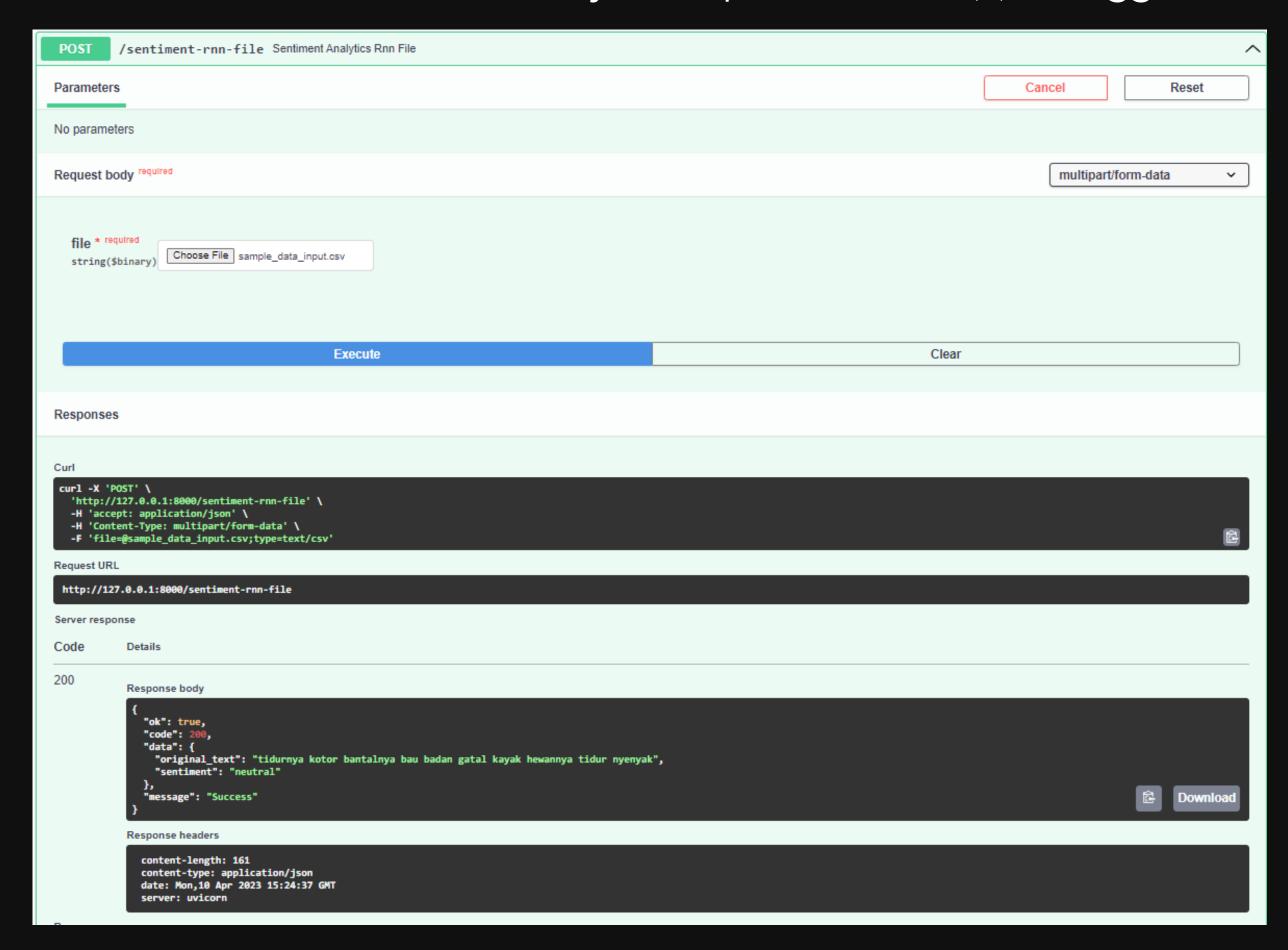
Hasil evaluasi skor akurasi model RNN dan uji coba prediksi label (2)



Hasil evaluasi skor akurasi model RNN dan uji coba prediksi label (3)



Hasil evaluasi skor akurasi model RNN dan uji coba prediksi label (4), menggunakan input file

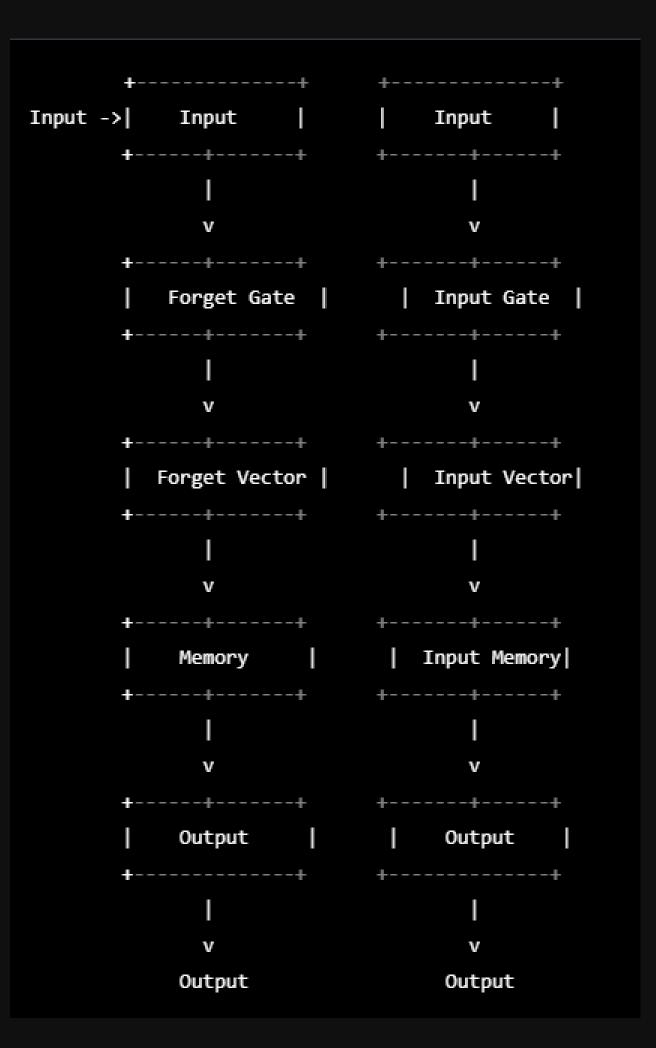


Long Short Term Memory Networks (LSTM)

LSTM adalah model yang dapat mengingat informasi dari peristiwa masa lalu dalam urutan dan menggunakannya untuk menginformasikan prediksi untuk peristiwa masa depan. Hal ini dilakukan dengan menggunakan "sel memori" yang dapat selektif menyimpan atau mengabaikan informasi, dan "pintu" (gates) yang mengontrol aliran informasi ke dan dari sel memori.

LSTM sendiri merupakan penerapan turunan dari RNN untuk menjawab masalah vanishing gradient yang dapat muncul dalam arsitektur RNN.

Implementasi LSTM dalam studi ini dapat dilihat pada halaman-halaman selanjutnya ...



```
[ ] #training
    import numpy as np
    from tensorflow.keras import layers
    from tensorflow.keras.models import Sequential
    from tensorflow.keras.layers import Dense, Embedding, LSTM, SpatialDropout1D, SimpleRNN, Activation
    from tensorflow.keras import optimizers
    from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, TensorBoard
    from tensorflow.keras.layers import Flatten
    from tensorflow.keras import backend as K
    embed dim = 100
    units = 64
    model lstm = Sequential()
    model_lstm.add(Embedding(max_features, embed_dim, input_length=X.shape[1]))
    model lstm.add(LSTM(units, dropout=0.2))
    model_lstm.add(Dense(3, activation='softmax'))
    adam = optimizers.Adam(1r=0.001)
    model_lstm.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=adam, metrics=['accuracy'])
    print(model lstm.summary())
    es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1, patience=3)
    history = model lstm.fit(X train, y train, epochs=10, batch size=10, validation data=(X test, y test), verbose=1, callbacks=[es])
```

Proses training dilakukan terhadap model LSTM dengan menggunakan data-data yang telah didefine sebelumnya.

```
[ ] model_lstm.save('model_lstm.h5')
print("Model has been created !")
```

Model LSTM kemudian disimpan/di-export untuk penggunaan lebih lanjut

```
#evaluation
from sklearn import metrics

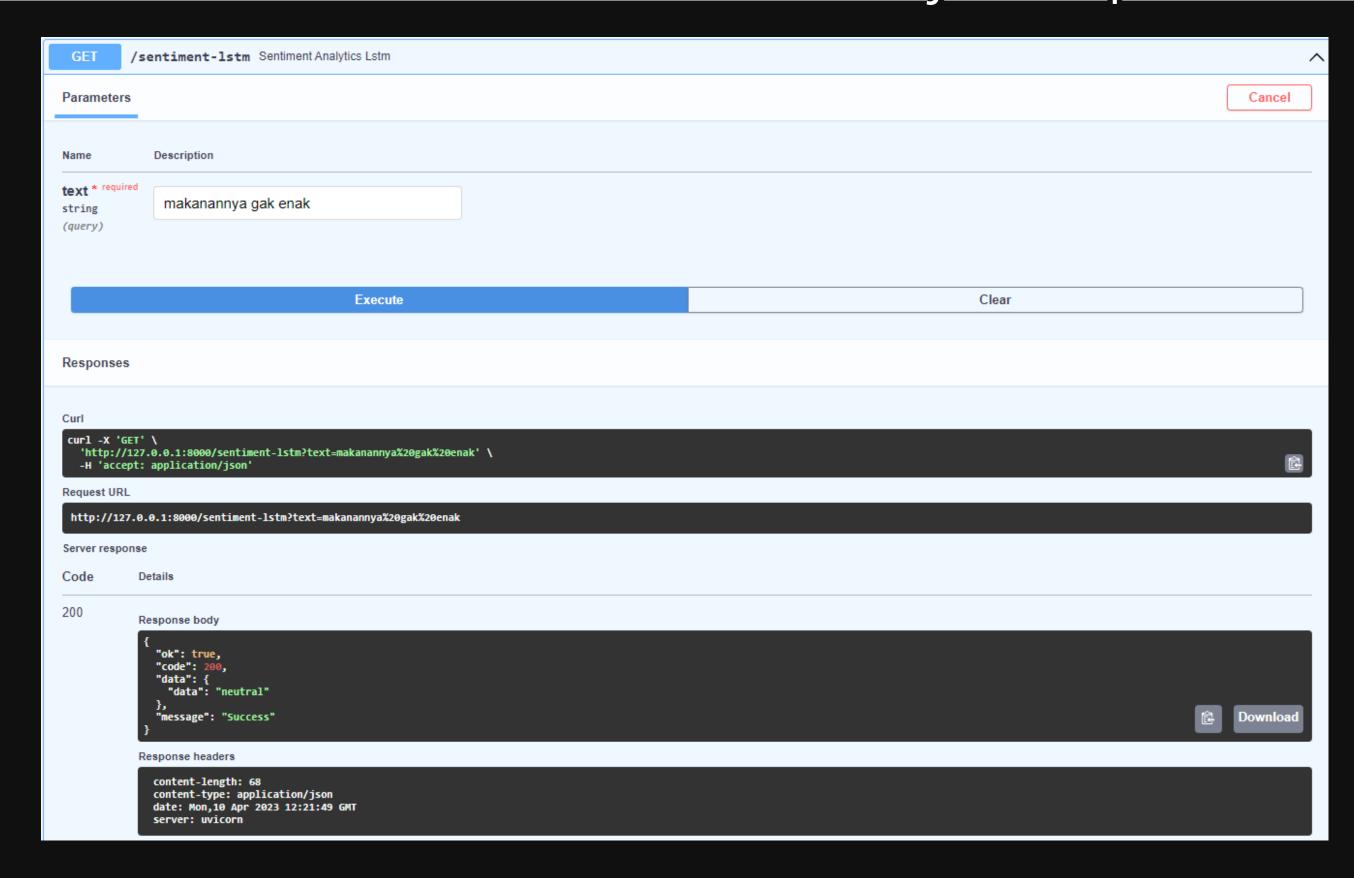
predictions = model_lstm.predict(X_test)
y_pred= predictions
matrix_test = metrics.classification_report(y_test.argmax(axis=1), y_pred.argmax(axis=1))
print("Testing Done !")
print(matrix_test)
```

Terhadap model LSTM dilakukan evaluasi untuk mengukur akurasinya dalam skor precision, recall, and F1-score bagi ketiga label ("Positive", "Negative", dan "Neutral") beserta rata-rata setiap skor.

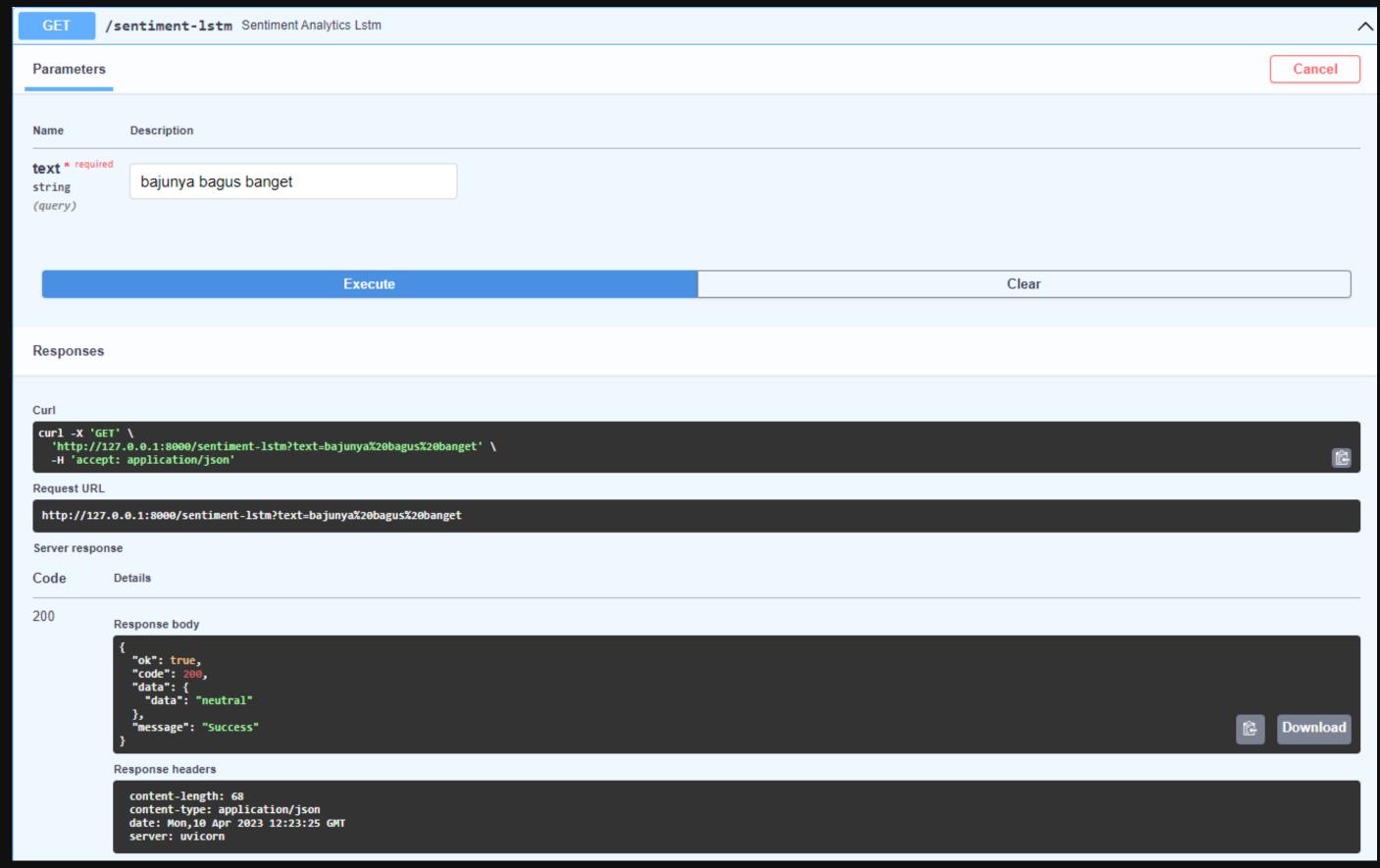
Hasil evaluasi skor akurasi model LSTM dan uji coba prediksi labe (1)

```
#evaluation
from sklearn import metrics
predictions = model_lstm.predict(X_test)
y_pred= predictions
matrix_test = metrics.classification_report(y_test.argmax(axis=1), y_pred.argmax(axis=1))
print("Testing Done !")
print(matrix_test)
Testing Done!
            precision
                      recall f1-score
                                         support
                 0.80
                         0.85
                                  0.82
                                           2274
                 0.72
                         0.61
                                  0.66
                                            353
                 0.85
                         0.83
                                  0.84
                                           2759
                                  0.82
                                           5386
   accuracy
                         0.76
                                  0.78
                                           5386
                 0.79
  macro avg
weighted avg
                 0.82
                         0.82
                                  0.82
                                           5386
```

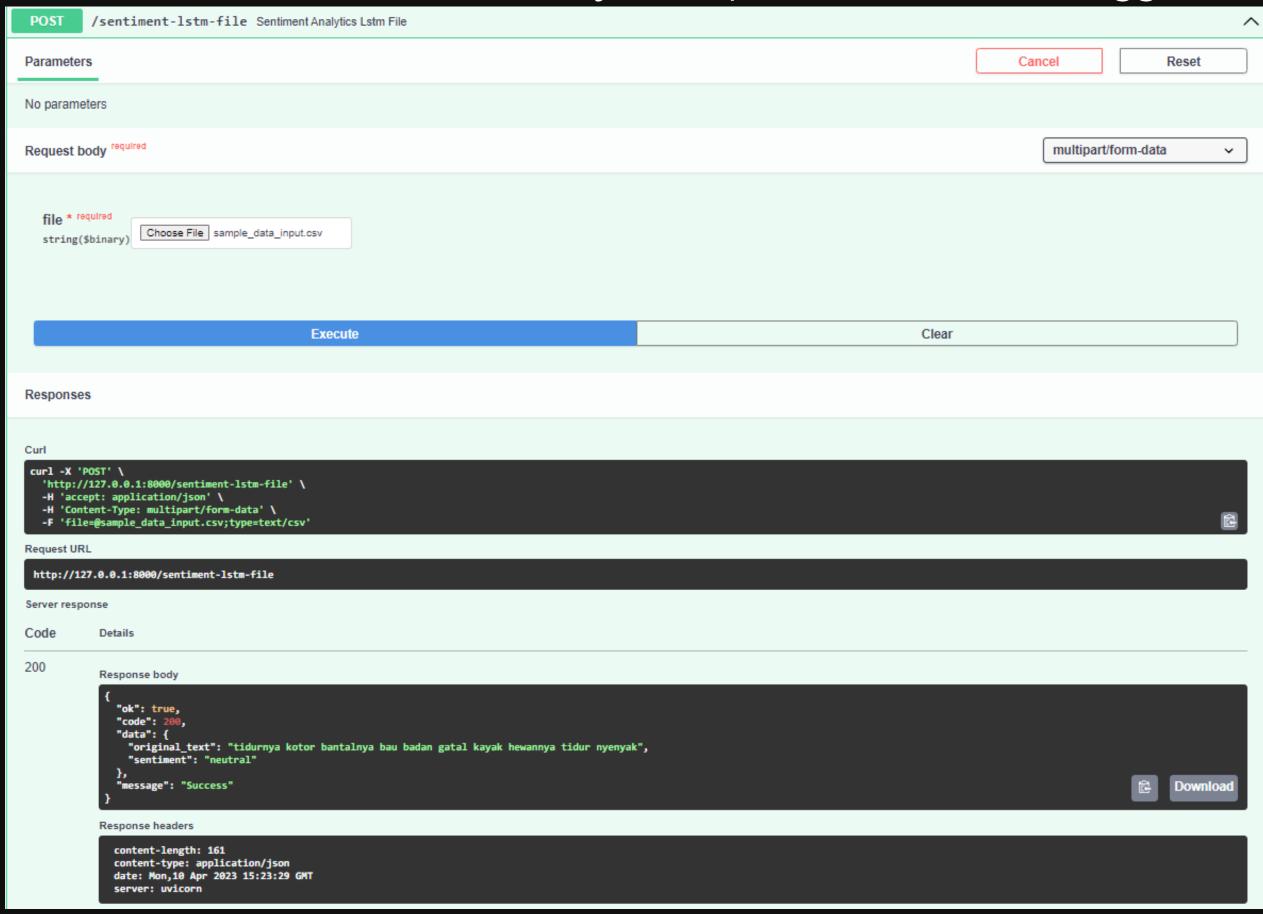
Hasil evaluasi skor akurasi model LSTM dan uji coba prediksi label (2)



Hasil evaluasi skor akurasi model LSTM dan uji coba prediksi label (3)



<u>Hasil evaluasi skor akurasi model LSTM dan uji coba prediksi label (4), menggunakan input file</u>



MultiLayer Perception (MLP)

MLP adalah model arsitektur yang umum digunakan untuk task klasifikasi dan regresi dalam machine learning.

MLP terderi dari satu input layer, satu atau lebih hidden layer, dan satu output layer. Selama training, MLP diberikan input data, untuk kemudian ditransformasi menggunakan activation function pada setiap hidden layer dan diteruskan ke layer berikutnya.

Implementasi LSTM dalam studi ini dapat dilihat pada halaman-halaman selanjutnya ...

```
from sklearn.neural_network import MLPClassifier

model_mlp = MLPClassifier()
model_mlp.fit(X_train, y_train)

print("Training Selesai !")
```

Proses training dilakukan terhadap model MLP dengan menggunakan data-data yang telah di-define sebelumnya.

```
[ ] pickle.dump(model_mlp, open("model_mlp.p", "wb"))
```

Model MLP kemudian disimpan/di-export untuk penggunaan lebih lanjut

```
[ ] #evaluations
    from sklearn.metrics import classification_report

test = model_mlp.predict(X_test)

print("Testing Selesai !")

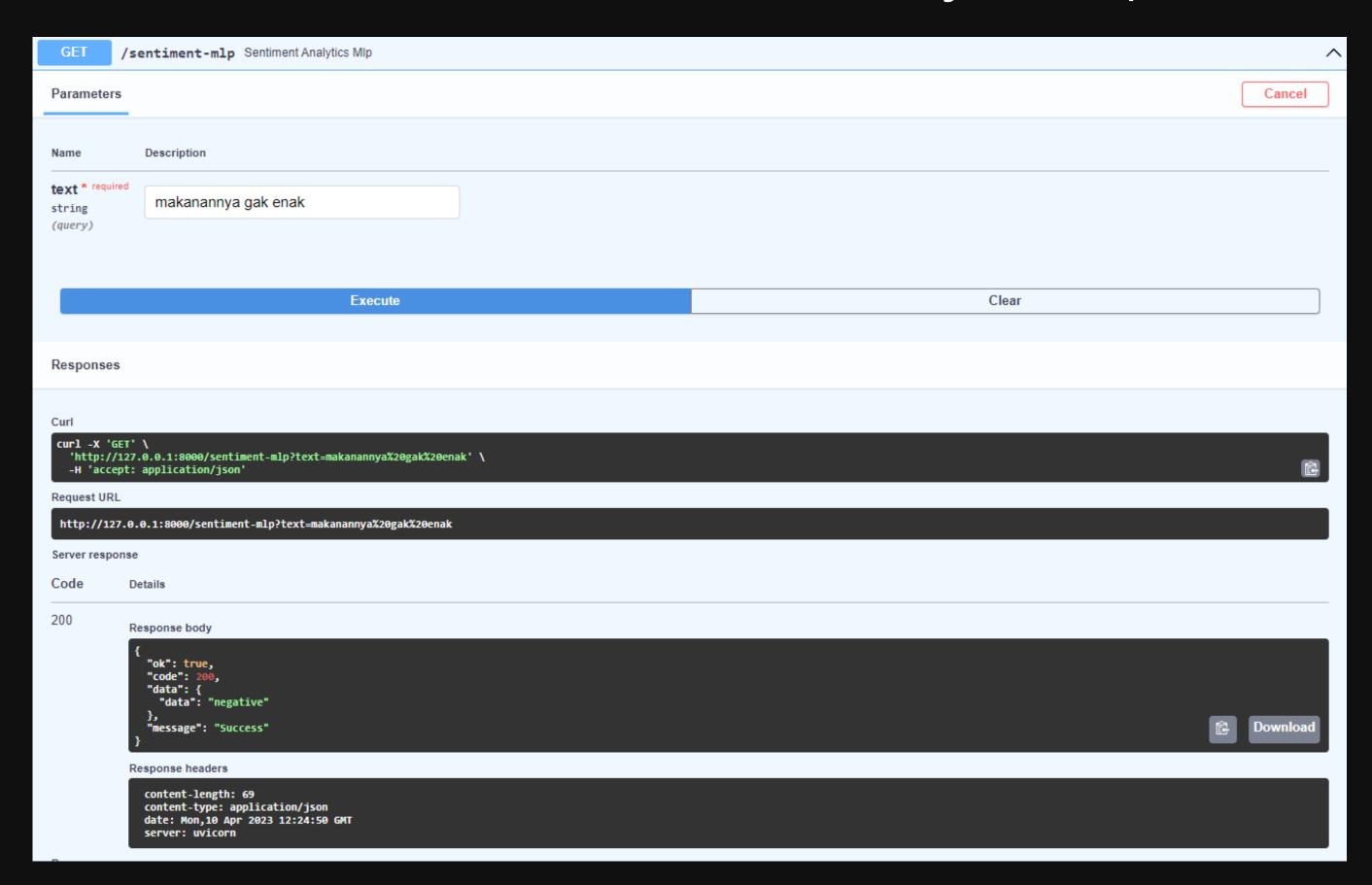
print(classification_report(y_test, test))
```

Terhadap model RNN dilakukan evaluasi untuk mengukur akurasinya dalam skor precision, recall, and F1-score bagi ketiga label ("Positive", "Negative", dan "Neutral") beserta rata-rata setiap skor.

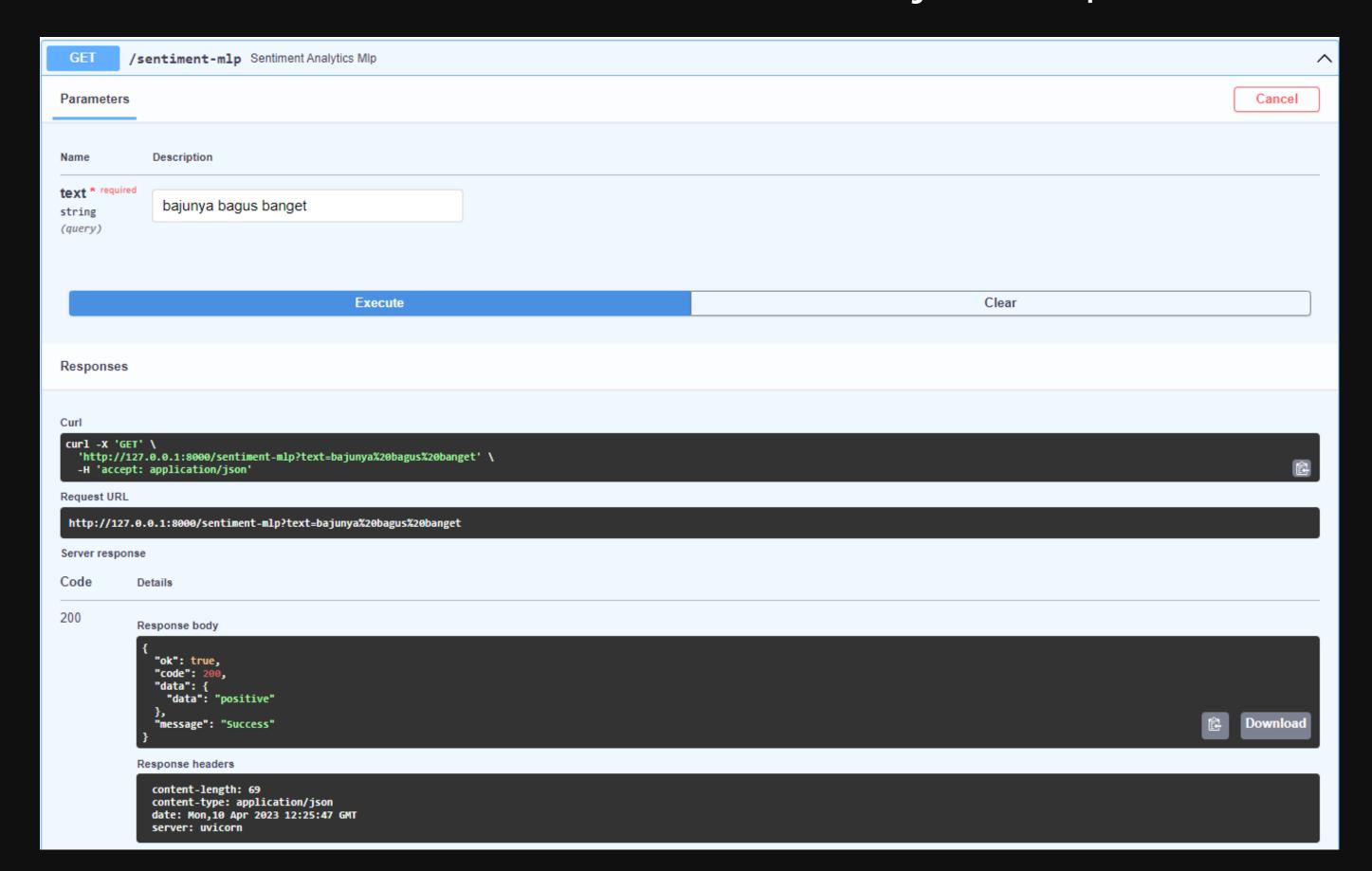
Hasil evaluasi skor akurasi model MLP dan uji coba prediksi label (1)

```
#evaluations
from sklearn.metrics import classification_report
test = model_mlp.predict(X_test)
print("Testing Selesai !")
print(classification_report(y_test, test))
Testing Selesai!
                           recall f1-score
              precision
                                              support
    negative
                             0.81
                                                 2356
                   0.79
                                       0.80
    neutral
                             0.57
                                       0.65
                   0.76
                                                  317
    positive
                   0.81
                             0.82
                                       0.82
                                                 2713
                                       0.80
                                                 5386
    accuracy
                                       0.76
                                                 5386
                   0.79
                             0.73
  macro avg
weighted avg
                             0.80
                                       0.80
                                                 5386
                   0.80
```

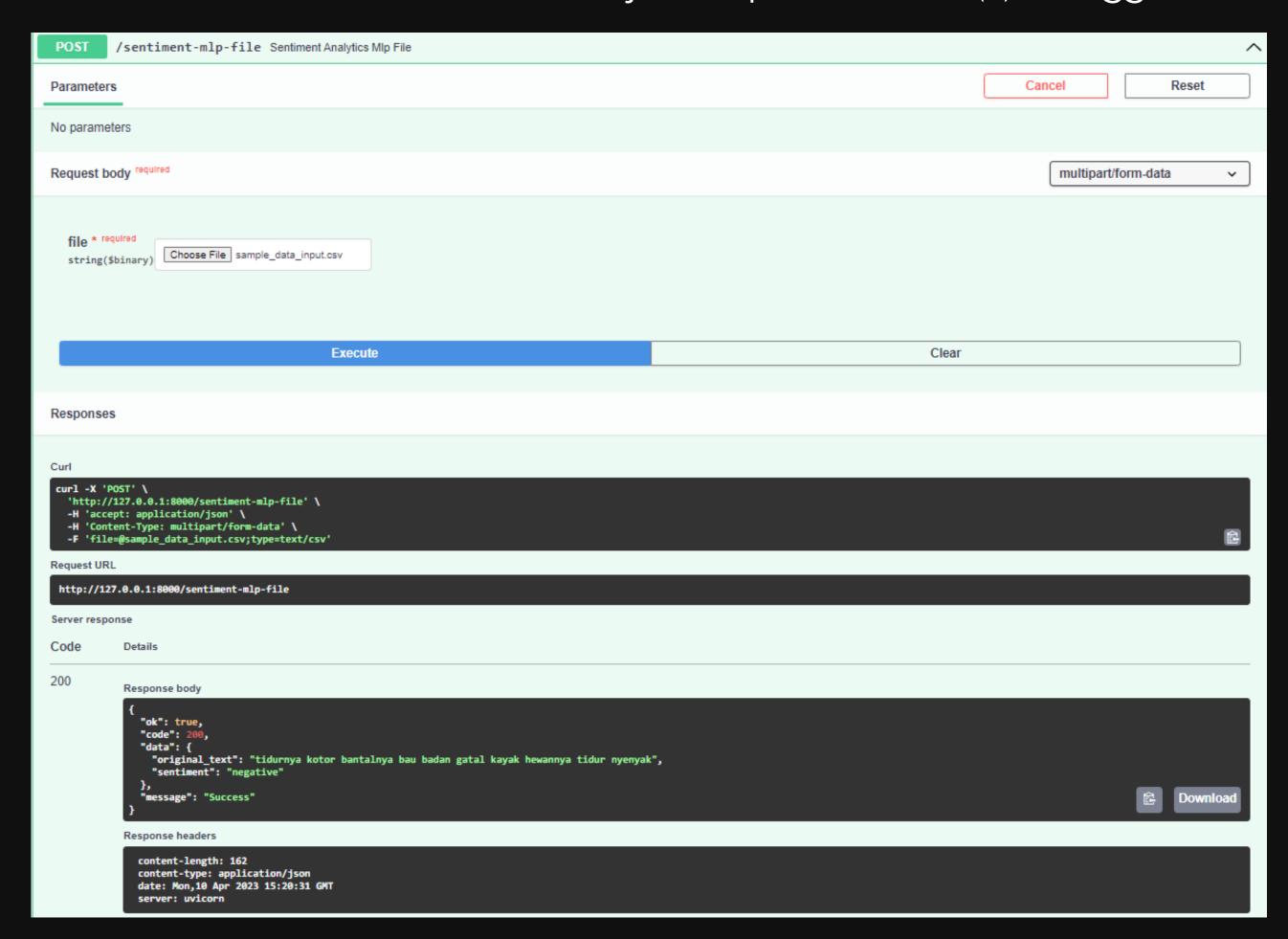
Hasil evaluasi skor akurasi model MLP dan uji coba prediksi label (2)



Hasil evaluasi skor akurasi model MLP dan uji coba prediksi label (3)



Hasil evaluasi skor akurasi model MLP dan uji coba prediksi label (4), menggunakan input file



KESIMPULAN



Metoda MLP, LSTM, dan RNN masing-masing memberikan hasil yang cukup baik dalam klasifikasi teks. Namun, pada beberapa kasus MLP memberikan hasil yang lebih baik dari pada LSTM atau RNN.



Pada kasus yang sama sebaiknya dilakukan balancing dahulu pada data, agar mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih signifikan.



Precision, recall, f1-score pada setiap kelas cukup tinggi, menandakan bahwa metode yang digunakan mampu mengelompokan teks ke dalam kelas yang tepat dengan tingkat keakuratan yang tinggi

Binar Academy April 2023

#