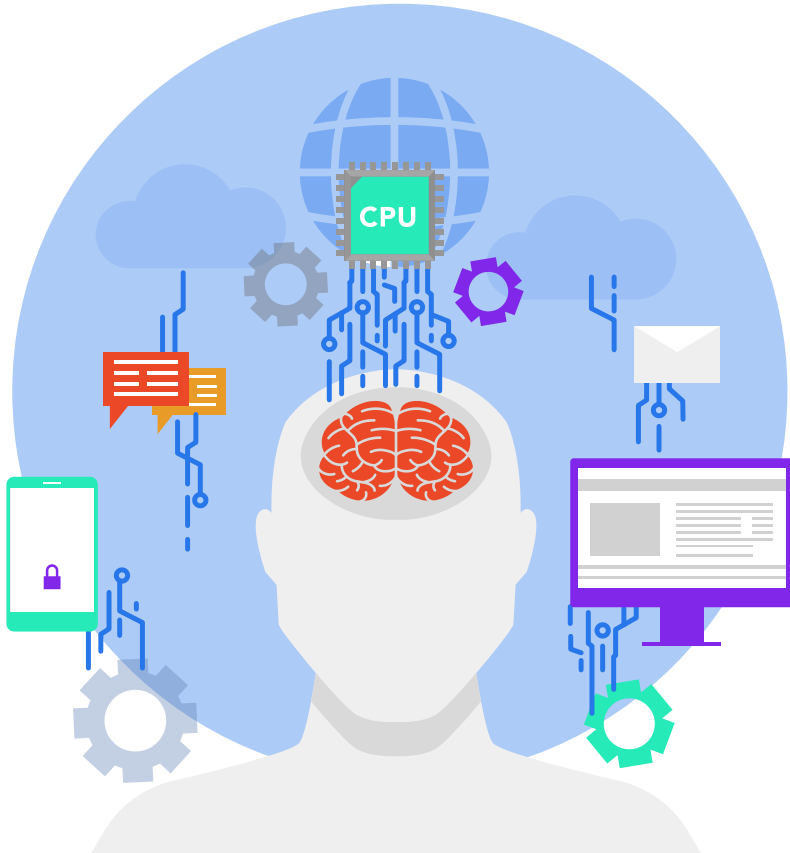
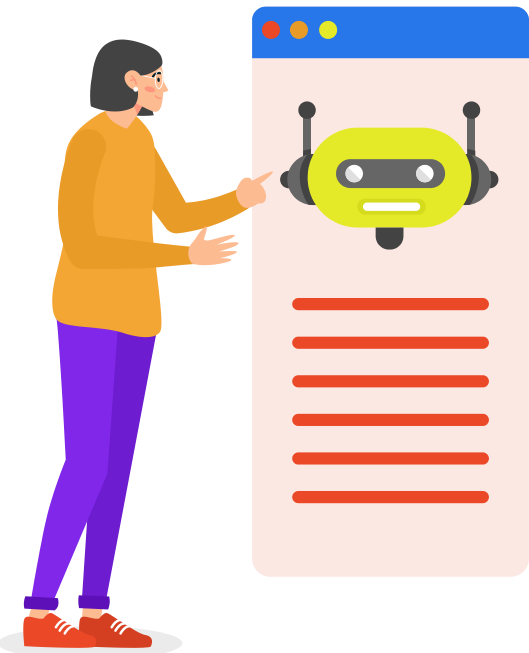


ANALISIS SENTIMEN MENGUNAKAN MODEL NEURAL NETWORK DAN LSTM

Oleh:
Andi, Atikah, dan Adi



PENDAHULUAN



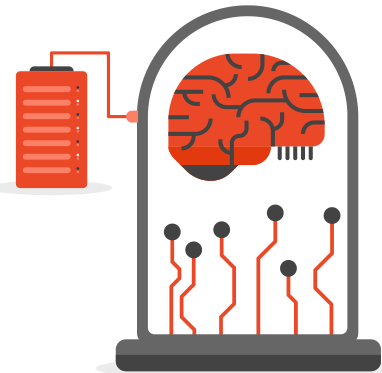
Dalam era informasi digital saat ini, di mana data teks teridentifikasi dalam volume yang besar seperti email, comment social media, review (google, transkrip obrolan, dan ecommers) analisis sentimen menjadi sangat relevan untuk memahami pandangan, respons, dan perasaan pengguna terhadap berbagai topik, produk, layanan, atau kejadian.

Apa yang dimaksud dengan Analisis Sentimen?

Analisis sentimen adalah proses menganalisis teks digital untuk menentukan apakah nada emosional pesan tersebut positif, negatif, atau netral.¹

Manfaat Sentimen Analisis:

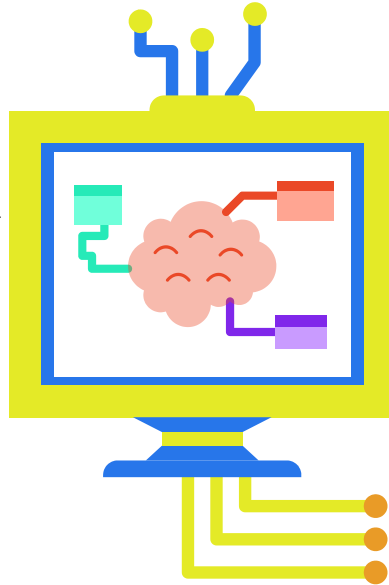
- 01 Memberikan wawasan yang objektif
- 02 Menemukan strategi marketing baru
- 03 Melacak performa kampanye
- 04 Meningkatkan persepsi media



METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan pada penelitian/challenge kali ini adalah sebagai berikut :

- 1. Cleansing data** pada dataset Analisis Sentimen menggunakan Pandas dan RegEx
- 2. Feature extraction** pada dataset Analisis Sentimen menggunakan Sklearn
- 3. Training**
menggunakan 2 metode:
 - a. Neural network**
(memakai tool Sklearn)
 - b. LSTM** (memakai tool Tensorflow)
- 4. Kalkulasi** analisis sentimen dari metode Neural Network



5. Evaluasi pada model Neural Network dan LSTM yang sudah di-training dengan Sklearn

6. Visualisasi evaluasi pada model Neural Network dan LSTM yang sudah di-training dengan menggunakan matplotlib dan seaborn

7. Membangun API untuk prediksi sentimen menggunakan model Neural Network dan LSTM dengan menggunakan Flask dan Swagger UI

MODEL NEURAL NETWORK

Data

01

Cleansing

Menggunakan library Pandas dan Regex untuk melakukan cleansing data

Feature

02

Extraction

Menggunakan library Sklearn dengan metode BoW (Bag of Words)

Training

03

Menggunakan tool Sklearn untuk melakukan training dengan modul MLPClassifier

Evaluasi

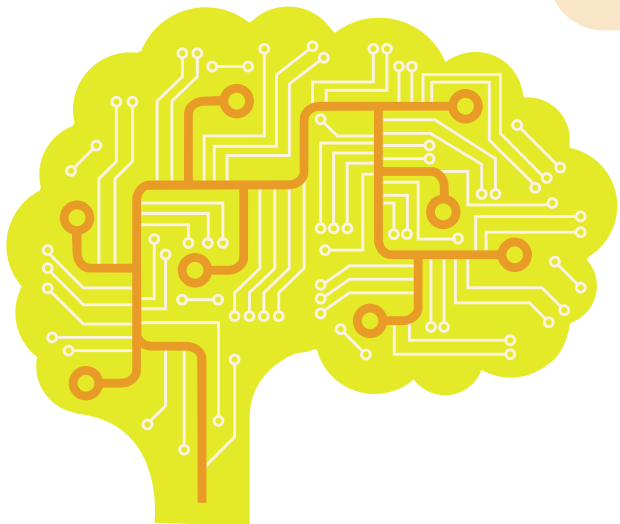
04

Evaluasi menggunakan modul Classification_Report kemudian melakukan Cross Validation

Predict

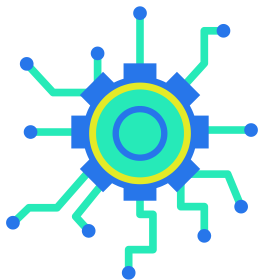
05

Melakukan tes apakah model yang kita buat bisa "berjalan" dengan baik atau tidak.





MODEL NEURAL NETWORK



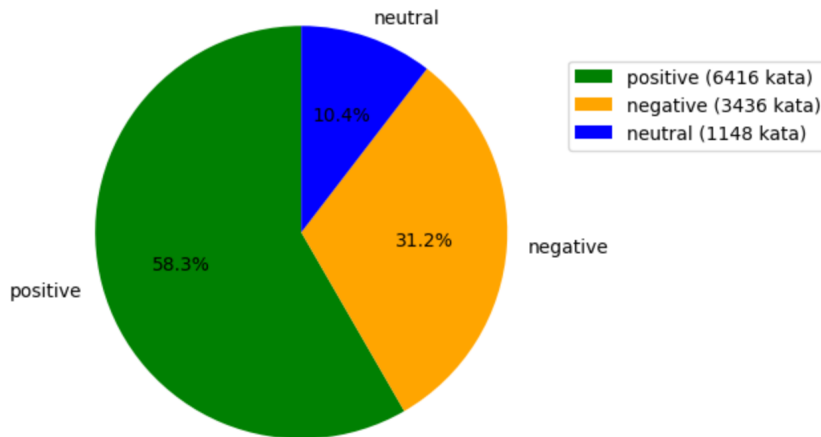
**MACHINE
LEARNING**



Data Cleansing

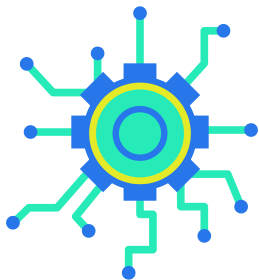
Mencari value dari data set untuk mengetahui komposisi data

Pie Chart of Sentiment Classification





MODEL NEURAL NETWORK



**MACHINE
LEARNING**



Data Cleansing

Menggunakan library Pandas dan Regex

Kemudian membuat fungsi untuk raw text sehingga menghasilkan text_clean

Text Cleansing

```
def cleansing(sent):  
    string = sent.lower()  
    string = re.sub(r'[^a-zA-Z0-9]', ' ', string)  
    return string
```

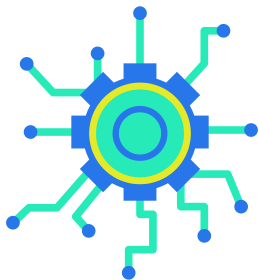
```
df['text_clean'] = df['text'].apply(cleansing)
```

```
df.head()
```

	text	sentiment	ln_text	text_clean
0	warung ini dimiliki oleh pengusaha pabrik tahu...	positive	404	warung ini dimiliki oleh pengusaha pabrik tahu...
1	mohon ulama lurus dan k212 mmbri hujjah partai...	neutral	102	mohon ulama lurus dan k212 mmbri hujjah partai...
2	lokasi strategis di jalan sumatera bandung . t...	positive	184	lokasi strategis di jalan sumatera bandung t...
3	betapa bahagia nya diri ini saat unboxing pake...	positive	93	betapa bahagia nya diri ini saat unboxing pake...
4	duh . jadi mahasiswa jangan sombong dong . kas...	negative	214	duh jadi mahasiswa jangan sombong dong kas...



MODEL NEURAL NETWORK



**MACHINE
LEARNING**



Feature Extraction

Menggunakan library Sklearn dengan metode BoW
(Bag of Words)

Feature Extraction Bag of Word

```
data_preprocessed = df['text_clean'].tolist()
```

```
count_vect = CountVectorizer()  
count_vect.fit(data_preprocessed)
```

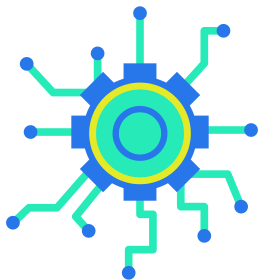
```
x = count_vect.transform(data_preprocessed)
```

```
pickle.dump(count_vect, open("feature.p", "wb"))
```

Type Markdown and LaTeX: α^2



MODEL NEURAL NETWORK



**MACHINE
LEARNING**



Data Training

Menggunakan tool Sklearn untuk melakukan training dengan modul MLPClassifier

Training(Splitting Dataset)

#berikut ini adalah split existing data menjadi 80% data training dan 20% data test

```
classes = df['sentiment']
```

```
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, classes, test_size = 0.2)
```

```
print(f"x_train size: {x_train.shape[0]}")  
print(f"y_train size: {y_train.shape[0]}")  
print(f"x_test size: {x_test.shape[0]}")  
print(f"y_test size: {y_test.shape[0]}")
```

```
x_train size: 8800  
y_train size: 8800  
x_test size: 2200  
y_test size: 2200
```

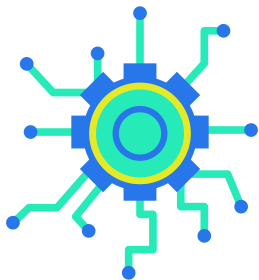
```
model = MLPClassifier()  
model.fit(x_train, y_train)
```

▼ MLPClassifier

MLPClassifier()



MODEL NEURAL NETWORK



**MACHINE
LEARNING**



Evaluasi

Evaluasi menggunakan modul `Classification_Report` kemudian melakukan `Cross Validation`

Evaluasi Model

```
y_pred = model.predict(x_test)  
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.77	0.78	0.78	682
neutral	0.74	0.68	0.71	218
positive	0.89	0.90	0.89	1300
accuracy			0.84	2200
macro avg	0.80	0.79	0.79	2200
weighted avg	0.84	0.84	0.84	2200

Cross Validation

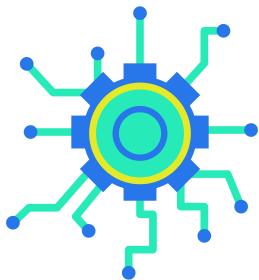
```
#KF ini adalah untuk melihat konsistensi nilai presisi, recall, dan f1  
kf = KFold(n_splits=5, random_state=42, shuffle=True)  
accuracies = []  
y = classes  
  
for iteration, data in enumerate(kf.split(x), start=1):  
    data_train = x[data[0]]  
    target_train = y[data[0]]  
    data_test = x[data[1]]  
    target_test = y[data[1]]  
    clf = MLPClassifier()  
    clf.fit(data_train, target_train)  
    preds = clf.predict(data_test)  
    # for the current fold only  
    accuracy = accuracy_score(target_test, preds)  
    print("Training ke-", iteration)  
    print(classification_report(target_test, preds))  
    print("=====")  
    accuracies.append(accuracy)  
  
# this is the average accuracy over all folds  
average_accuracy = np.mean(accuracies)  
  
print()  
print()  
print()  
print("Rata-rata Accuracy: ", average_accuracy)
```

Rata-rata Accuracy: 0.8447272727272728

Type Markdown and LaTeX: α^2



MODEL NEURAL NETWORK



MACHINE LEARNING



Evaluasi

Evaluasi menggunakan modul `Classification_Report` kemudian melakukan `Cross Validation`

Evaluasi Model

```
y_pred = model.predict(x_test)  
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.77	0.78	0.78	682
neutral	0.74	0.68	0.71	218
positive	0.89	0.90	0.89	1300
accuracy			0.84	2200
macro avg	0.80	0.79	0.79	2200
weighted avg	0.84	0.84	0.84	2200

– Performa Keseluruhan:

Model menunjukkan kinerja yang baik dengan rata-rata akurasi sebesar **84.47%**. Hal ini menunjukkan bahwa model secara umum mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan tepat pada dataset yang digunakan.

– Konsistensi Performa:

Hasil evaluasi pada masing-masing fold menunjukkan konsistensi yang relatif baik dalam nilai **precision**, **recall**, dan **F1-score**. Variasi antara fold-fold tidak terlalu besar, yang menandakan bahwa model memiliki kemampuan yang stabil dalam melakukan klasifikasi sentimen.

Training ke- 1	precision	recall	f1-score	support
negative	0.78	0.77	0.77	680
neutral	0.75	0.64	0.69	239
positive	0.87	0.89	0.88	1281
accuracy			0.83	2200
macro avg	0.80	0.77	0.78	2200
weighted avg	0.83	0.83	0.83	2200

Training ke- 2	precision	recall	f1-score	support
negative	0.81	0.77	0.79	706
neutral	0.74	0.71	0.73	220
positive	0.88	0.91	0.90	1274
accuracy			0.85	2200
macro avg	0.81	0.80	0.80	2200
weighted avg	0.84	0.85	0.85	2200

Training ke- 3	precision	recall	f1-score	support
negative	0.80	0.80	0.80	682
neutral	0.86	0.73	0.79	215
positive	0.89	0.91	0.90	1303
accuracy			0.86	2200
macro avg	0.85	0.82	0.83	2200
weighted avg	0.86	0.86	0.86	2200

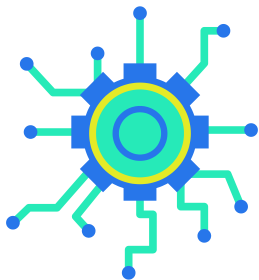
Training ke- 4	precision	recall	f1-score	support
negative	0.78	0.81	0.79	698
neutral	0.79	0.65	0.71	229
positive	0.89	0.90	0.89	1273
accuracy			0.84	2200
macro avg	0.82	0.79	0.80	2200
weighted avg	0.84	0.84	0.84	2200

Training ke- 5	precision	recall	f1-score	support
negative	0.77	0.81	0.79	670
neutral	0.79	0.67	0.72	245
positive	0.90	0.90	0.90	1285
accuracy			0.85	2200
macro avg	0.82	0.79	0.80	2200
weighted avg	0.85	0.85	0.85	2200

Rata-rata Accuracy: 0.8447272727272728



MODEL NEURAL NETWORK



**MACHINE
LEARNING**



Predict

Melakukan tes apakah model yang kita buat bisa “berjalan” dengan baik atau tidak. Dan hasilnya cukup akurat

Predict

```
# Melakukan prediksi dengan model yang telah dibuat
original_text = '''
saya mau makan
'''

text = count_vect.transform([cleansing(original_text)])

result = model.predict(text)[0]
print("Sentiment:")
print()
print(result)
```

Sentiment:

neutral

MODEL LSTM

Data Cleansing

01

Menggunakan library
Pandas dan Regex
untuk melakukan
cleansing data

Feature Extraction

02

Menggunakan
Tokenizer dan
pad_sequences

Training

03

Menggunakan tool
Tensorflow untuk
melakukan training

Evaluasi

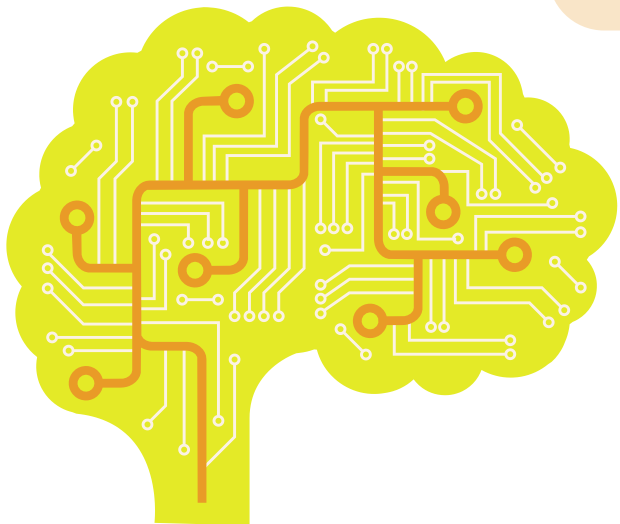
04

Evaluasi menggunakan
confusion matrix,
accuracy, F1, recall, dan
precision. Kemudian
melakukan cross
validation

Predict

05

Melakukan tes apakah
model yang kita buat
bisa "berjalan"
dengan baik atau
tidak.



MODEL LSTM



Training ke- 5

	precision	recall	f1-score	support
0	0.84	0.81	0.82	685
1	0.81	0.77	0.79	233
2	0.89	0.92	0.91	1282
accuracy			0.87	2200
macro avg	0.85	0.83	0.84	2200
weighted avg	0.87	0.87	0.87	2200

Rata-rata Accuracy: 0.8714545454545455

1/1 [=====] - 0s 395ms/step

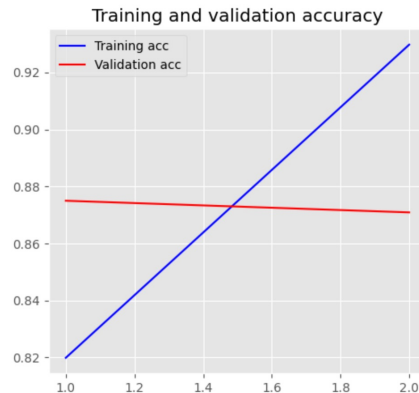
Text:

orang itu seperti bajingan tolol

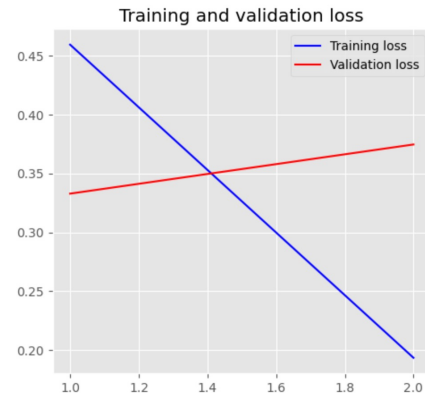
Sentiment: negative

- Performa Keseluruhan:

Hasil nilai rat-rata accuracy pada angka 0.87. Hal ini menunjukkan model cukup stabil di angka 0.87



```
none
Epoch 1/10
880/880 [=====]
Epoch 2/10
880/880 [=====]
Epoch 2: early stopping
```



Dari hasil model training bisa dilihat bahwa model yang dikembangkan tergolong underfitting, karena:

- Data yang di-training terlalu sedikit
- Proses training berhenti terlalu cepat.

MEMBANGUN API



**Membuat API
prediksi
sentimen
menggunakan
NN dan LSTM**

01

Neural Network

**Membuat dua endpoint untuk
model NN berupa text dan file**

02

LSTM

**Membuat dua endpoint untuk
model LSTM berupa text dan
file**



API Documentation for Sentiment Analysis API 1.0.0

[Base URL: 127.0.0.1:5000]

[/docs.json](#)

Dokumentasi API untuk Sentiment Analysis API

Sentiment Analysis using LSTM

POST

/lstm

Sentiment Analysis using LSTM from File

POST

/lstm-file

Sentiment Analysis using NN

POST

/nn

Sentiment Analysis using NN from File

POST

/nn-file

[Powered by [Flasgger](#) 0.9.5]

End point LSTM untuk masukan text

End point LSTM untuk masukan file

End point NN untuk masukan text

End point NN untuk masukan file

KESIMPULAN

Pada penelitian ini, telah dilakukan pembuatan model neural network menggunakan tensorflow dan sklearn. Pada saat dilakukan pembuatan model menggunakan neural network pada pustaka tensorflow, didapatkan accuracy sebesar <0.8 , dan dengan sklearn didapatkan accuracy sebesar 0.77.

Selain itu, API untuk melakukan klasifikasi telah dibuat menggunakan swager ui.

