Ristek Datathon 2022

Eduardus Tjitrahardja

NPM: 2106653602 Team Name: edutjie

Overview

Pada kompetisi ini, peserta diminta untuk menggunakan data cuitan tentang banjir beserta dengan gambarnya yang di-scrape dari Twitter. Data tersebut digunakan untuk memprediksi apakah cuitan tersebut dapat digunakan untuk actionable intelligence yang berguna untuk menanggulangi bencana.

Loading Data

Pertama saya load dulu data yang diberikan dari Kaggle, lalu saya inspect datanya.

1. Data preview



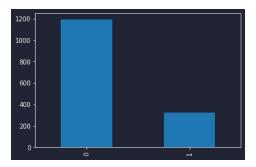
2. Check null value

Dataset ini sudah bersih dari null value, bisa kita lihat pada gambar di kiri bahwa tidak ada *missing data*.



3. Label distribution

Bisa dilihat disini bahwa data label/target prediksi sangat tidak *balanced* antara 0 dan 1. 0 (1192) jauh lebih banyak dibanding 1 (326). Hal ini mungkin harus ditangani jika diperlukan untuk meningkatkan performa model.



Data Preprocessing

1. Ini merupakan function yang berguna untuk membersihkan text:

```
def text_precessor(text):

# lowercose

text = text.lower()

# remove punctuarian

text = text.town()

# remove numbers

text = text.townslate(str.maketrans('', '', string.punctuation))

# remove numbers

text = text.translate(str.maketrans('', '', string.digits))

# remove numbers

text = text.translate(str.maketrans('', '', string.digits))

# remove numbers

text = text.strip()

# stemming

factory = StemmerFactory()

stemmer = factory.create_stemmer()

text = stemmer.stem(text)

# remove stopwords

factory = StopWordRemoverFactory()

stopword = factory.create_stop_word_remover()

# text = text.townize.mord_remover()

# text = stemmer.stemmer()

# text = stemmer.stem(text)

# remove stopword

# stopword = factory.create_stop_word_remover()

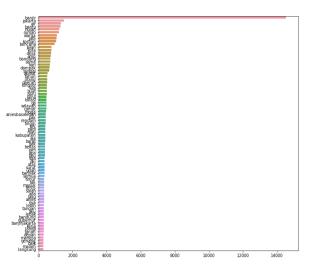
# text = text.townize.mord_tokenize(stop)

return ''.join(tokens)
```

Pertama-tama, semua text diubah menjadi lower case, lalu dihilangkan semua tanda baca, angka, dan whitespace. Saya menggunakan library Sastrawan untuk melakukan stemming dan stop words removing pada data text. Setelah itu, saya melihat masih ada kata-kata yang tidak diperlukan yaitu http, yg, dan di jadi saya melakukan penghapusan kata-kata tersebut.

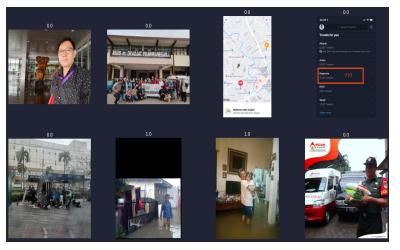
2. Word cloud kata-kata yang telah dibersihkan:

```
kalihari mana baru wilayah kab tahun ga banyak terus lokasi sampah timur barat baru pak desa mau gubernur lebak lahun ga banyak terus ada air gak desa mau gubernur lebak lahun ga banyak terus ada jadi rendam barat udah samamasuk kota tanah dampak an buat aniesbaswedan rumah camat buat aniesbaswedan rumah pagi bantu dapan orang salur banten banjar pakarta tak laku sungai warga nya bencanamoga kec bekas an korban salah lalu semua mengsa kec bekas
```



Dapat dilihat pada word cloud dan grafik diatas, bahwa kata-kata yang banyak terdapat pada dataset merupakan banjir, jakarta,air, bantu, dst. Dimana hal itu masuk akal karena dataset ini merupakan dataset tentang banjir.

3. **Images preview:**



Saat akan melakukan ekstraksi fitur image, image akan diresize menjadi 256 x 256 dan akan dipreprocess dengan function preprocessing bawaan dari pretrained model yang akan saya pakai.

Feature Extraction

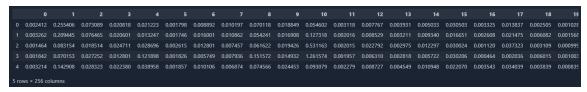
1. Ekstraksi fitur gambar

```
def extract_features(df, model, preprocess_input):

ing_size = 250
batch_size = 10
n_batches = df.shape[0] // batch_size + 1
features = ()
for b in notebook.tqdm(range(n_batches)):
start = 0 * batch_size
end = (0 + 1) * batch_size
batch = offscartend]
batch = offscartend]
batch = offscartend]
batch = infscartend]
ing = inspe.load.ing("reatasst/media/lnage/(image_path)", target_size=(img_size, img_size))
x = inage.ing, to_areny(ing)
x = inage.ing, to_areny(ing)
x = preprocess.input(s)
inages = no.vstack(image)
inages = no.vstack(image)
for i., index in enumerate(match_index):
features[index] = batch_features = model_precit(images)
for i., index in enumerate(match_index):
features[index] = batch_features[i]
return pd.BataFrame.from_dict(features, orient="index")
```

Fungsi ini akan me-resize dan me-preprocess matriks gambar dan mengekstrak fitur gambar dari model yang dipilih. Model yang saya gunakan adalah VGG19 dan DenseNet121. Dari percobaan yang saya lakukan, ternyata fitur yang diekstrak dari DenseNet121

lah yang meraih score akurasi dan f1 lebih tinggi dari VGG19, oleh karena itu saya memilih DenseNet121. Hasilnya merupakan dataframe dengan 256 kolom.



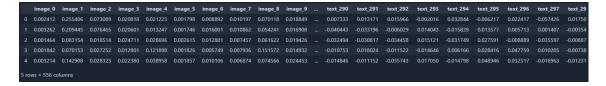
2. Extraksi fitur textual

- a. Pertama tokenize dulu text yang sudah dibersihkan menggunakan NLTK.
- Melakukan word embedding menggunakan pretrained model berbahasa Indonesia dari FastText yang bernama cc.id.300. Hasilnya adalah datafram dengan 300 kolom.



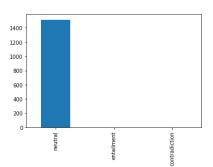
Feature Engineering

1. Rename kolomnya lalu combine fitur gambar dan textual.



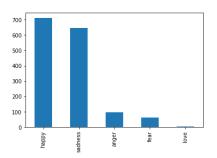
2. Fitur Sentiment

Menggunakan pretrained model dari "w11wo/indonesian-roberta-base-indonli" untuk menganalisis sentiment dari text data. Hasilnya hampir semua text sentimennya netral, jadi fitur ini tidak akan berdampak pada model dan tidak akan saya pakai.



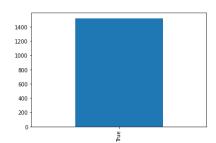
3. Fitur Emotion

Menggunakan pretrained model dari "StevenLimcorn/indonesian-roberta-base-emotion-classifier" untuk menganalisis emosi dari text. Hasilnya model ini dapat membedakan emosi senang dan sedih, jadi saya memutuskan untuk menggunakannya sebagai fitur. Hasil dataframe emosi yang dihasilkan model di-encode menjadi one hot encoder lalu di concat dengan X (features).



4. Fitur Is Banjir

Saya awalnya berpikir untuk menambahkan fitur flag apakah banjir adalah di text. Namun setelah di analisa, semua text pada dataset mengandung kata "banjir". Jadi fitur ini tidak akan saya gunakan karena tidak berguna.



Prepare Data For Training

1. Split training dan validation data

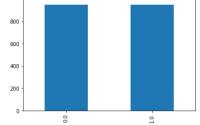
```
1 X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

2. **SMOTE**

Saya menggunakan SMOTE untuk melakukan oversampling supaya data dan label menjadi balanced.

smt = SMOTE()
print("Size of X_train before SMOTE: ", X_train.shape)
X_train, Y_train = smt.fit_resample(X_train, Y_train)
print("Size of X_train after SMOTE: ", X_train.shape)

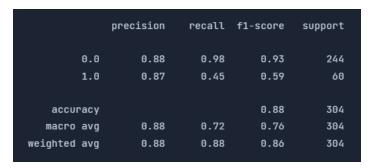
Size of X_train before SMOTE: (1214, 561)
Size of X_train after SMOTE: (1896, 561)



Modeling and Training

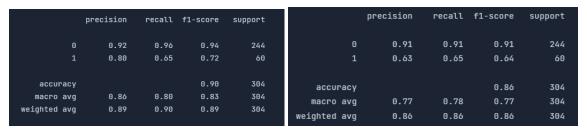
1. CatBoost

Saya menggunakan CatBoostClassifier dengan max_depth 9. Dari sini saya mendapatkan classification report seperti ini (Tidak memakai SMOTE):



2. LightGBM

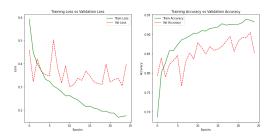
Saya mencoba juga menggunakan LightGBM(LGBM) dan memperoleh score f1 yang cukup baik dibandingkan dengan CatBoost. Classfication report (kiri tidak memakai SMOTE dan yang kanan menggunakan SMOTE):



Dengan model yang tanpa SMOTE, saya mendapatkan score f1 sekitar 0.78 di submisi publik dan yang denga SMOTE lebih rendah.

3. Deep Learning (Final Model dengan SMOTE mendapatkan f1 score 0.8 di submisi publik)

Saya mencoba membuat model sederhana deep learning yang menggunakan 3 layer dense dan 2 layer drop out, lalu dicompile dengan optimizer adam, binary crossentropy loss, dan accuracy metric. Classfication report (kiri tidak memakai SMOTE dan yang kanan menggunakan SMOTE):



	precision	recall	f1-score	support	
θ	0.91	0.95	0.93	244	
1	0.75	0.63	0.68	60	
accuracy			0.88	304	
macro avg	0.83	0.79	0.81	304	
weighted avg	0.88	0.88	0.88	304	

	precision	recall	f1-score	support
0	0.95 0.59	0.86 0.82	0.90 0.69	244 60
accuracy			0.85	304
macro avg	0.77	0.84	0.79	304
weighted avg	0.88	0.85	0.86	304