Работа с датасетом по твитам

Проект по курсу ООП

Подготовили: Мария Кузовкова, Ксения Лазебная, Анастасия Тищенкова







Цель

Определить, какие из твитов датасета описывают реальные катастрофы



План работы

О1Загрузка данных и библиотек

04

Перебираем алгоритмы...

Пробуем разные классификаторы (Logistic Regression, ансамбли, деревья и т.д.), токенизаторы (nltk/razdel)...

02

Предобработка датасета

05

...и оцениваем

ИХ

Метрики: accuracy, precision, recall, f-1 score, MSE

03

Подготовка

данных

Функции токенизации, шум, traintest split, смотрим матрицу эмбеддингов

06

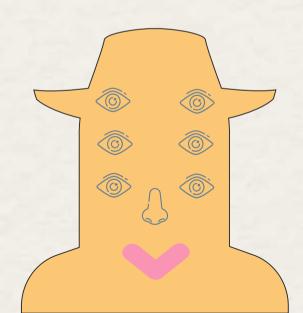
Выбрали лучший алгоритм!



Загрузка данных и модулей

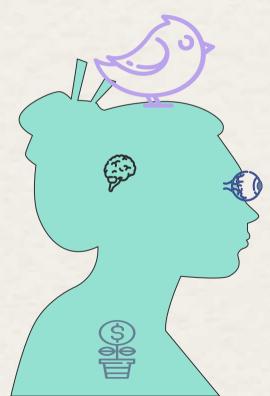
Для обучения нам нужны:

- Датасет
- Модели
- Метрики
- Лингвистические библиотеки
- TF-IDF и Count Vectorizer для получения эмбеддингов
- Инструменты регуляризации, pipeline



Обрабатываем данные и готовимся обучать

- Удалили лишние колонки location и id
- Добавили к текстам ключевое слово
- Ввели переменную шум (стоп-слова и пунктуация)
- Делаем функции токенизации с помощью nltk и razdel
- Делаем train-test split



Результаты тестирования разных алгоритмов

Тут пропробовали разные классификаторы. Ансамбли показали себя не очень

| 0 | wec = TfidfWe bow = vec.fit clf = RandomF clf.fit(bow, pred = clf.pr print(classif | _trunsform[s orestClassif y_train) edictivec.tr ication_repo | _train Ler(class ansform(x srt(pred, | _weight="6 _test)} y_test)} | emizer = word_tokemize, stop_words= lunced" | noise) | |
|---|--|--|---|-----------------------------------|---|--------|--|
| 0 | /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/feature_extraction/text.py:528: UserWarniz warmings.warm! /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/feature_extraction/text.py:400: UserWarniz warmings.warm! | | | | | | |
| | | | | | | | |
| | 110.1300 | precision | recall | fl-score | support | | |
| | 8 | 8,91 0,63 | #.75 #.85 | 0.82 | Se4 258 | | |

| 1.1 | <pre>vec = TfidfVectorizer(ngram_range=(1, 1), tokenizer=tokenize_text) bow = vec.fit_transform(x_train) clf = xgb.XGBClassifier(random_state=0, n_jobs=1) clf.fit(bow, y_train) pred = clf.predict(vec.transform(x_test)) print(classification_report(pred, y_test))</pre> | | | | | | | | |
|-----|---|-----------|--------|----------|---------|--|--|--|--|
| | /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/feature_extraction/te warnings.warn(| | | | | | | | |
| | | precision | recall | f1-scare | support | | | | |
| | 0 | 0.98 | 0.73 | 0.81 | 532 | | | | |
| | 1 | 0.57 | 0.81 | 0.67 | 230 | | | | |
| | accuracy | | | 0.76 | 762 | | | | |
| | macro avg | 0.74 | 0.77 | 0.74 | 762 | | | | |
| | weighted avg | 0.80 | 0.76 | 0.77 | 762 | | | | |



XGBoost: 57 % precision на тесте



RandomForest: 63 % precision на тесте

Результаты тестирования разных алгоритмов

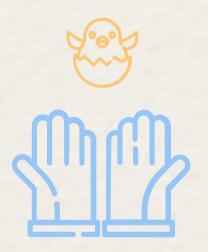
Используем униграммы, больший размер понижает качество предсказаний

| 3 clf = 4 clf.fi 5 pred = | togis t(bow | <pre>it_transfor ticRegressi , y_train) predict(vec ification_r</pre> | on(solver | -'liblinea m(x_test)) | r', random_state-4 |
|---------------------------------|----------------|---|-----------|--------------------------|--------------------|
| ∃ | | precision | recall | f1-score | support |
| | 0 | 0.86 | 0.77 | 0.81 | 463 |
| | 1 | 0.69 | 0.81 | 0.74 | 299 |
| accur | acy | | | 0.78 | 762 |
| macro | avg | 0.78 | 0.79 | 0.78 | 762 |
| | avg | 0.79 | 0.78 | 0.79 | 762 |





Результаты тестирования разных алгоритмов

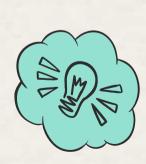


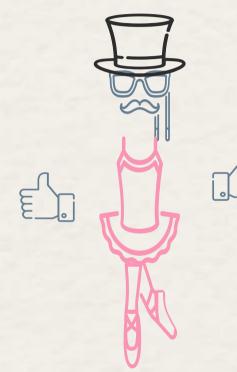
Остановились на логистической регрессии Также в процессе работы видно, что, когда мы учитываем шум, качество улучшается Токенизатор в итоге взят из библиотеки nltk

```
vec = CountVectorizer(ngram_range=(1, 1), tokenizer = word_tokenize, stop_words=noise)
bow = vec.fit_transform(x_train)
clf = LogisticRegression(solver='liblinear', random_state=42)
clf.fit(bow, y_train)
pred = clf.predict(vec.transform(x_test))
```

546/1178

Наше место в соревновании на kaggle.com









Репозиторий проекта:

https://github.com/resonansss/oop_proje ct

