Twitter Sentiment Analysis

Filip Jovanovic

Sadrzaj

Uvod

U nastavku ce biti prikazan rad nad skupom podataka za analizu tweet-ova. Zadatak je da se na osnovu tweet-a zakljuci da dati tweet sadrzi ili ne sadrzi govor mrznje. Na pocetku ce biti govora o pretprocesiranju I obradi teksta nakon cega ce uslediti priprema podataka za algoritme klasifikacije I klasterovanja.

Analiza skupa

Skup podataka je podeljen na test/train podatke medjutim u test.csv fajlu nedostaje atribut “label” koji oznacava da li je dati tweet oznacen kao tweet koji sadrzi govor mrznje, pa se zato dati skup ne korisit vec koristimo skup train.csv koji cemo kasnije podeliti na train/test podatke.

Prikaz prvih 10 instanci naseg skupa:

	id	label	tweet
0	1	0	@user when a father is dysfunctional and is so selfish he drags his kids into his dysfunction. #run
1	2	0	@user @user thanks for #lyft credit i can't use cause they don't offer wheelchair vans in pdx. #disapointed #getthanked
2	3	0	bihday your majesty
3	4	0	#model i love u take with u all the time in urð□□±!!! ð□□□ð□□□ð□□□ð□□□ ð□□¦ð□□¦ð□□¦
4	5	0	factsguide: society now #motivation
5	6	0	[2/2] huge fan fare and big talking before they leave. chaos and pay disputes when they get there. #allshowandnogo
6	7	0	@user camping tomorrow @user @user @user @user @user @user @user dannyâ¯¦
7	8	0	the next school year is the year for exams.ð□□¯ can't think about that ð□□ #school #exams #hate #imagine #actorslife #revolutionschool #girl
8	9	0	we won!!! love the land!!! #allin #cavs #champions #cleveland #clevelandcavaliers â¯¦
9	10	0	@user @user welcome here ! i'm it's so #gr8 !

Skup ima 31,962 instance.
Iz prilozenog se moze videti da postoje 3 atributa:

- id – Jedinstveni broj tweet-a
- label – Da li je tweet okarakterisan kao tweet sa govorom mrznje ili ne, odnosno vrednost 0 / 1
- tweet – Tekst koji predstavlja tweet odnosno objavu na mrezi Twitter

Kako je atribut “id” irelevantan njega izbacujemo.

Zatim sledi obrada nedostajucih vrednosti. Iako nas skup ne sadrzi “NaN” vrednosti potrebno je proveriti sta zapravo NaN vrednost moze predstavljati u slucaju obrade teksta, pa je potrebno izbaciti prazne tweet-ove u slucaju da oni postoje.

Nakon obradjivanja nedostajucih vrednosti proveravamo da li nas skup podataka sadrzi duplikate, odnosno identicne tweet-ove. I nakon izbacivanja duplikata nas skup se od inicijalnih 31,962 instanci sveo na skup od 29,530 instaci I 2 atributa

Obrada duplikata

```
print(f'Ima {len(data.loc[data["tweet"].duplicated() == True])} duplikata') if data.duplicated().any() else print('Nema duplikata')
```
Python

```
Ima 2432 duplikata
```

```
data = data.drop_duplicates(keep='first')
data.shape
```
Python

```
(29530, 2)
```

Naredni korak predstavlja sama obrada tweet-ova. Iz tweet-ova se izbacuju tzv. “stopwords” (npr. “I”, “myself”, “your”, “like”, …), znaci interpunkcije (“,”, “.”, “!”, …), emojis (“:)”, “:(“, “;)”, …) i sl. sto ne moze znacajnije uticati na tekst. Takodje se vrsi uklanjanje brojeva, smanjenje svih slova, izbacivanje ‘@user’ reci koja zapravo predstavlja tagovanje na drustvenim mrezama, lematizacija koja reci svodi na njihov osnovni oblik (npr. [“improve”, “improving”, “improved”] i sl. ce se svesti na “improve”). Takodje pored lematizacije postoji I stemming cija je funkcija uklanjanje poslednjih karaktera koji vode ka pogresnom zakljucku I spelovanju.

Obrada teksta

	label	tweet	tweet_cleaned
0	0	@user when a father is dysfunctional and is so selfish he drags his kids into his dysfunction. #run	father dysfunctional selfish drag kid dysfunction run
1	0	@user @user thanks for #lyft credit i can't use cause they don't offer wheelchair vans in pdx. #disapointed #getthanked	thanks lyft credit use cause offer wheelchair van pdx disapointed getthanked
2	0	bihday your majesty	bihday majesty
3	0	#model i love u take with u all the time in urð□□±!!! ð□□□ð□□□ð□□□ ð□□¦ð□□¦ð□□¦	model love u take u time ur
4	0	factsguide: society now #motivation	factsguide society motivation
5	0	[2/2] huge fan fare and big talking before they leave. chaos and pay disputes when they get there. #allshowandnogo	huge fan fare big talking leave chaos pay dispute get allshowandnogo
6	0	@user camping tomorrow @user @user @user @user @user @user dannyâ¬¦	camping tomorrow danny
7	0	the next school year is the year for exams.ð□□¯ can't think about that ð□□ #school #exams #hate #imagine #actorslife #revolutionschool #girl	next school year year exam think school exam hate imagine actorslife revolutionschool girl
8	0	we won!!! love the land!!! #allin #cavs #champions #cleveland #clevelandcavaliers â¬¦	love land allin cavs champion cleveland clevelandcavaliers
9	0	@user @user welcome here ! i'm it's so #gr8 !	welcome gr

Nakon obrade teksta moramo opet proveriti da li postoji prazan tweet, jer je moguce da sam tekst bude samo tag ili neka od stopwords ili nesto slicno. Treba napomenuti da smo prilikom analize nedostajucih vrednosti mogli da izvrsimo neku od metoda rada sa nedostajucim vrednostima:

- Popunjavanjem default vrednostima, ovde se postavlja pitanje sta izabrati kao default vrednost, u slucaju da nemamo vrednost za label atribut ako izaberemo

0 tweet-ovi koji sadrze govor mrznje mogu biti okarakaterisani kao tweet-ovi koji ne sadrze govor mrznje, slicno za 1)

- Popunjavanje unapred / unazad
  - ffill() - popunjava null vrednost na osnovu vrednosti koja se nalazi iznad nje
  - bfill() popunjava null vrednost na osnovu vrednosti koja se nalazi ispod nje
- …

Kako nas skup ne sadrzi veliki broj nedostajucih vrednosti mi ih mozemo izbaciti iz skupa.

Nakon obrade tweet-ova potrebno je podeliti nas skup podataka train.csv na prave skupove za trening odnosno za testiranje. Ulazni parametar naseg modela ce predstavljati tweet, dok ce izlazni parametar ce predstavljati odgovor na pitanje da li tweet sadrzi govor mrznje ili ne, odnosno atribut label. Podela se vrsi pozivom funkcije “train_test_split” koja vrsi stratifikovanu podelu (ako postoji ¼ skupa sa labelom 0 I ¾ skupa sa labelom 1 onda ce i train i test podaci imati tu razmeru) pri cemu ce 1/3 skupa biti odvojena za testiranje samog modela.

Podela na train / test skup

```python
(X_train, X_test, Y_train, Y_test) = train_test_split(X, Y, stratify=Y, test_size=0.3, random_state=42)
```

Python

```python
print(f'Broj instanci trening skupa: {X_train.shape[0]}')
print(f'Broj instanci test skupa: {X_test.shape[0]}')
```

Python

```
Broj instanci trening skupa: 20645
Broj instanci test skupa: 8848
```

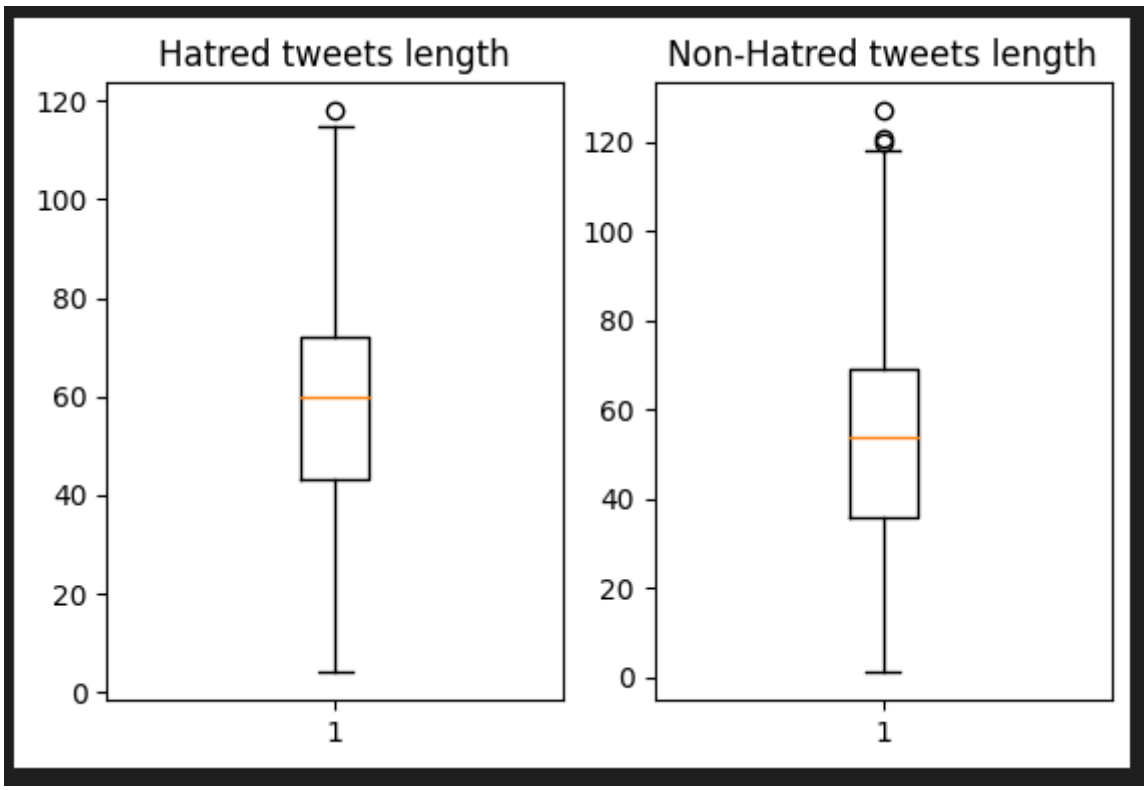
Kao parametar za odredjivanje autlajera (outliers) cemo koristiti samu duzinu tweet-a, jer duzina samo teksta moze uticati na nas model prilikom treniranja.

Duzina tweet-a kao parametar za autlajer

	label	tweet	tweet_cleaned	length
0	0	@user when a father is dysfunctional and is so selfish he drags his kids into his dysfunction. #run	father dysfunctional selfish drag kid dysfunction run	53
1	0	@user @user thanks for #lyft credit i can't use cause they don't offer wheelchair vans in pdx. #disapointed #getthanked	thanks lyft credit use cause offer wheelchair van pdx disapointed getthanked	76
2	0	bihday your majesty	bihday majesty	14
3	0	#model i love u take with u all the time in urð□□±!!! ð□□□ð□□□ð□□□ð□□□ ð□□¦ð□□¦ð□□¦	model love u take u time ur	27
4	0	factsguide: society now #motivation	factsguide society motivation	29

Nakon dodavanje date kolone odredjujemo boxplot na osnovu koga mozemo videti kako izgledaju nasi autlajeri

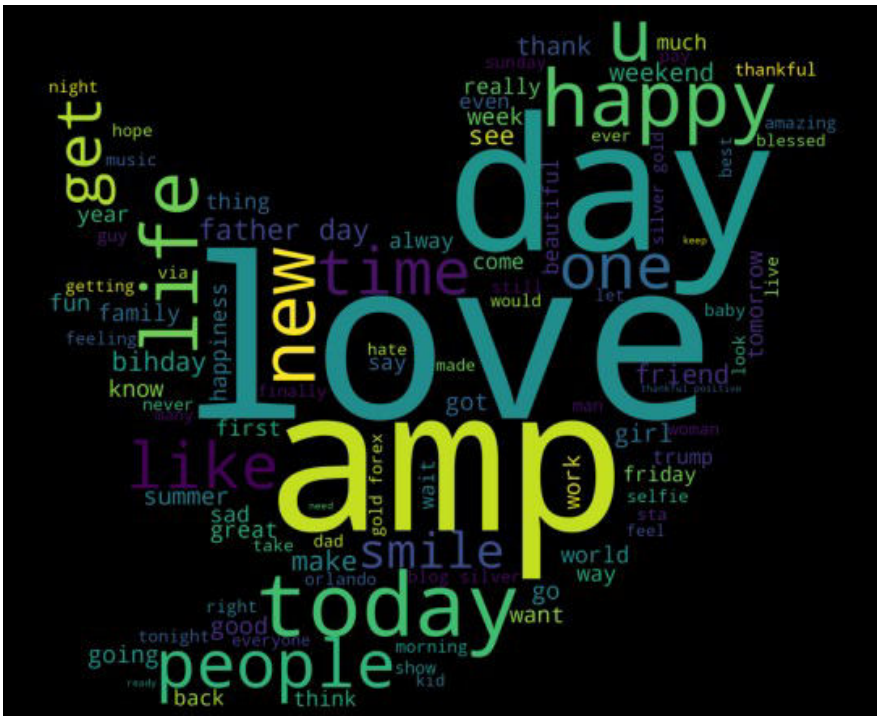
Autlajeri



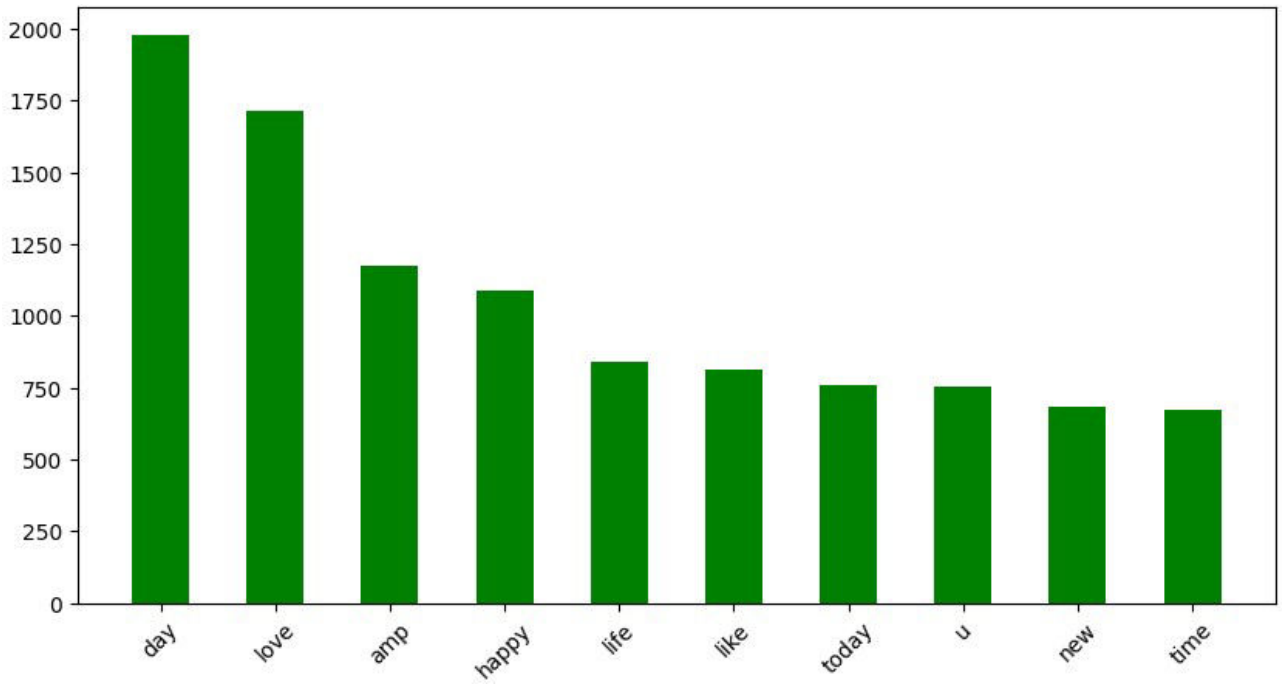
Iz datog skupa izbacujemo autlajere, i to 1 tweet sa govorom mrznje odnosno 3 tweet-a bez govora mrznje

Nakon obrade autlajera odradjen je vizuelni prikaz podataka:

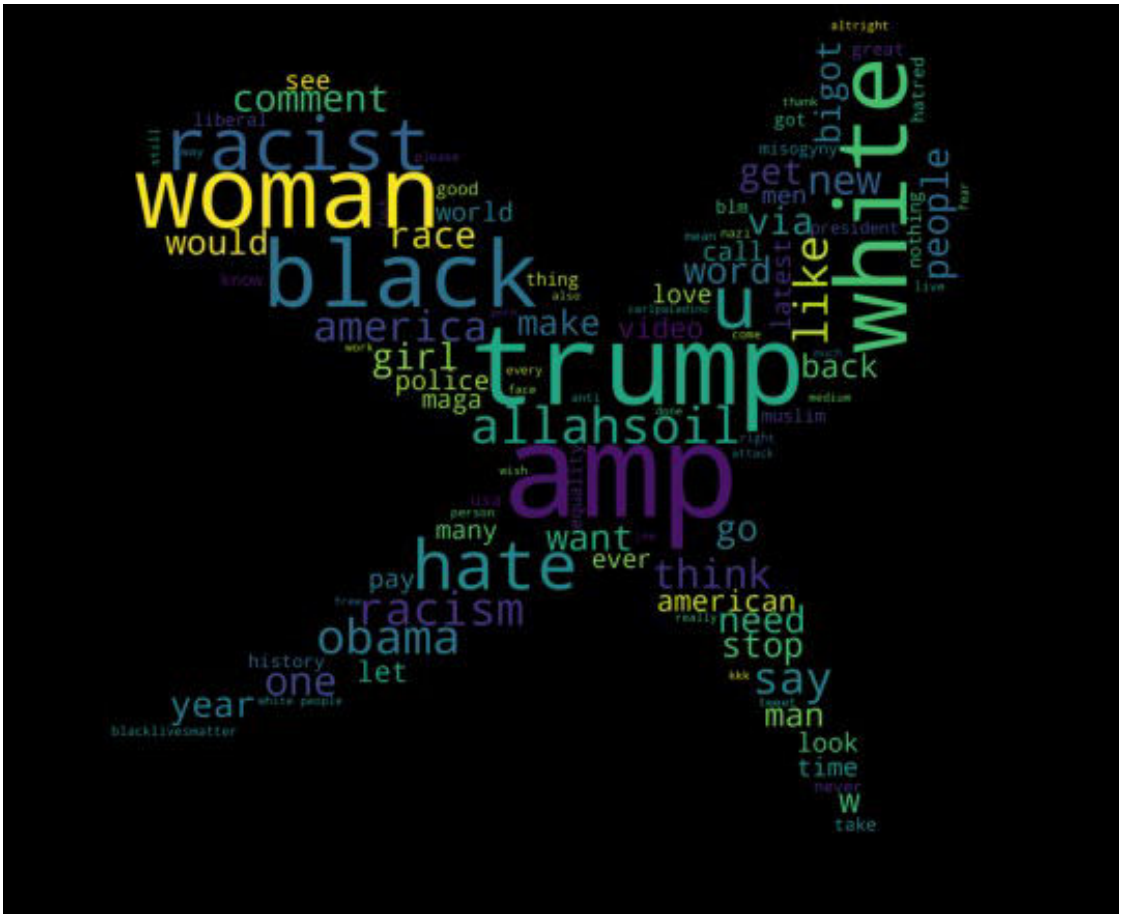
Najzastupljenije reci u trening podacima



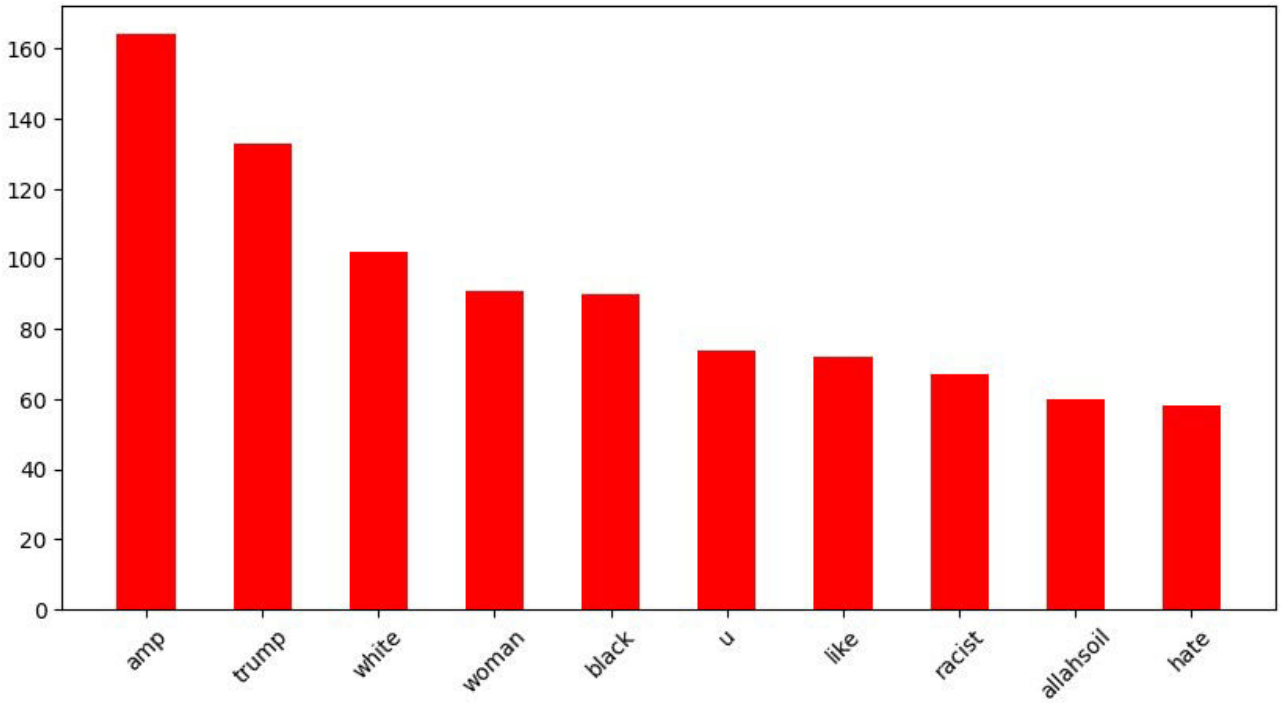
Najzastupljenije reci u trening podacima (graf)



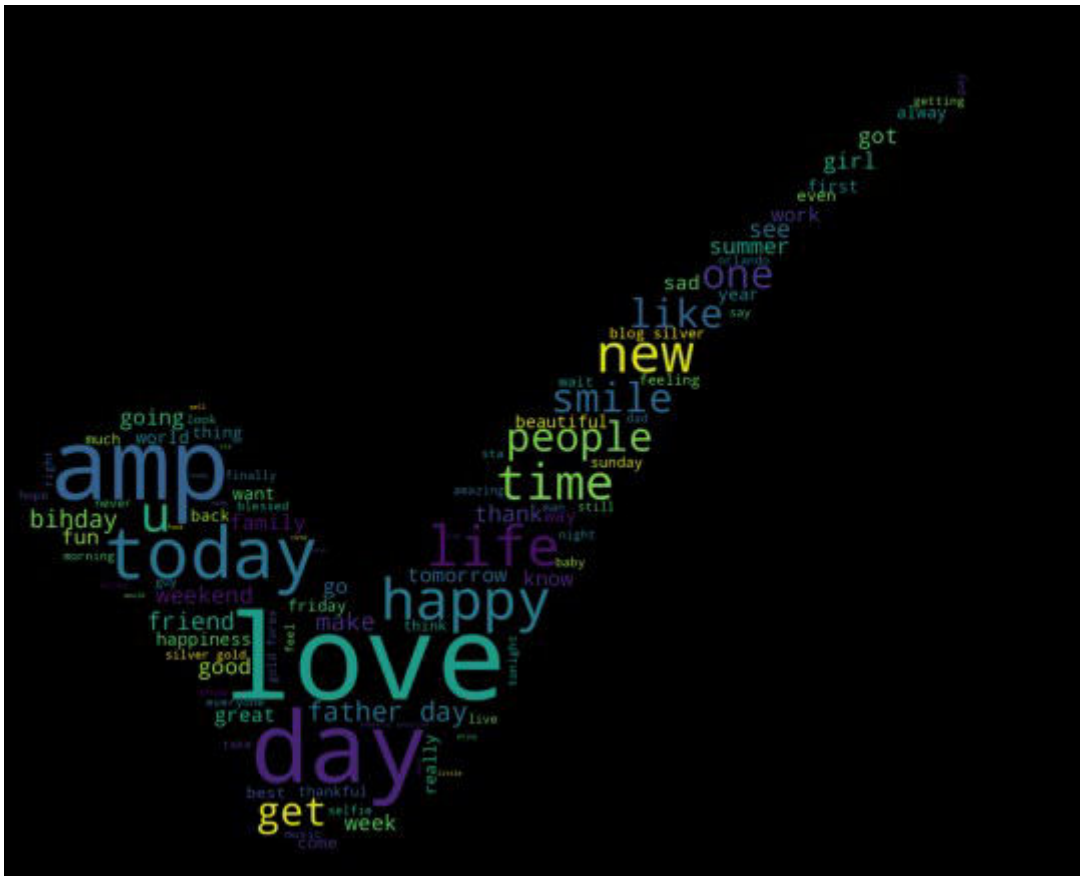
Najzastupljenije reci u tweet-ovima koji sadrze govor mrznje



Najzastupljenije reci u tweet-ovima koji sadrze govor mrznje (graf)

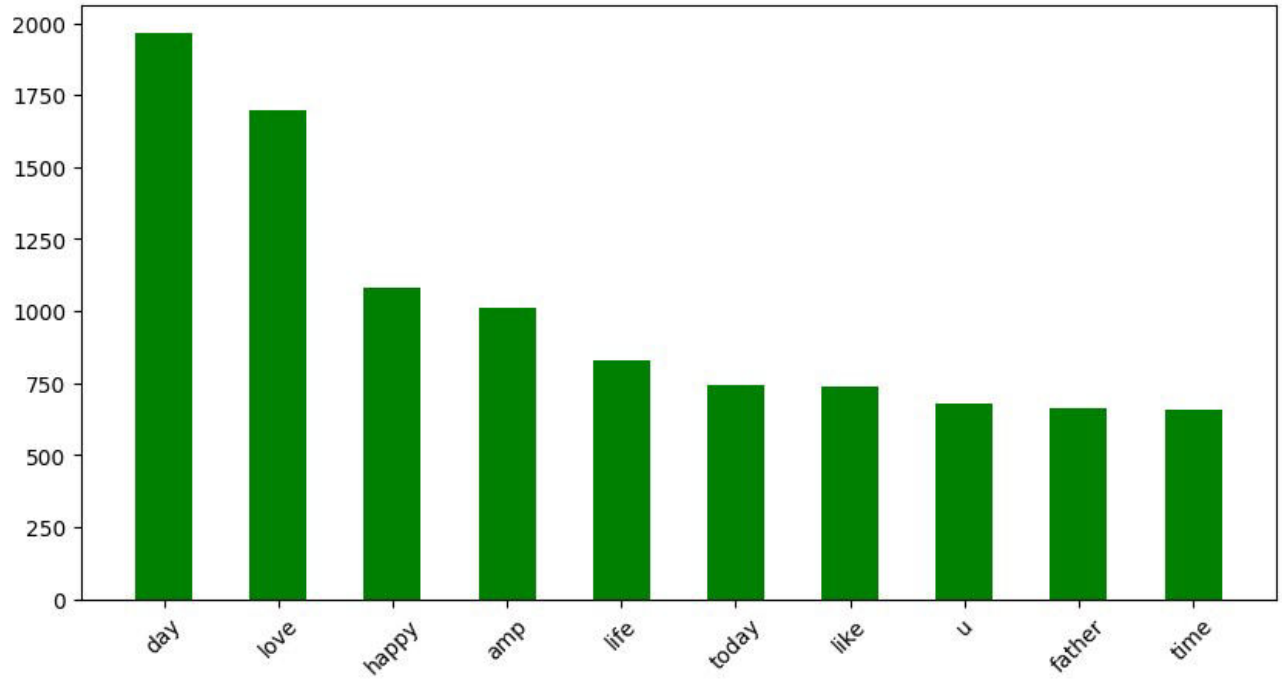


Najzastupljenije reci u tweet-ovima koji ne sadrze govor mrznje



d

Najzastupljenije reci u tweet-ovima koji ne sadrze govor mrznje (graf)



Nakon vizualizacije sledi pregled o odnosu klasa. Kako je odnos klasa 93 % / 7 % u korist tweet-ova koji su okarakterisani kao govor mrznje rec je o jako velikoj nebalansiranosti medju klasama. Problem sa nebalansiranim klasama moze dovesti do toga da nas model preprilagodi podacima koji su okaraksterisani kao tweet-ovi koji ne sadrze govor mrznje I da daje jako dobru preciznost, medjutim kada bi pogledali TF matricu videli bi da model ne vrsi dobru predikciju kada na ulazu dobije hatred tweet.

Neke od tehnika za rad sa nebalansiranim klasama:

- OverSampling (Prilagodjavanje manjeg skupa vecem)
  - RandomOverSampler
  - SMOTE
- UnderSampling (Prilagodjavanje veceg skupa manjem)
  - RandomUnderSampling
  - NearMiss
  - CondenseNearestNeighbour
- Combination Oversampling & Undersampling (Kombinacija prethodna 2)
  - SMOTEENN
- Imbalanced Ensemble
  - BalancedRandomForestClassifier

Pre primene nekog modela potrebno je izvrsiti transformaciju podataka iz tekstualne u numericku kategoriju koristeci “TfidVectorizer” klasu. TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency) matrica koristi frekvenciju pojavljivanja reci da bi odredila koliko je data rec relevantna u datom dokumentu.

Nakon sto smo obradili nase podatke sada ih mozemo proslediti nekom modelu. U ovom primeru cemo iskoristiti kao primer DecisionTreeClassifier da bismo prikazali zasto je potrebno obraditi nebalansiranost podataka.

Treniranje modela

```
model_dtc = DecisionTreeClassifier(max_depth=6, min_samples_split=50, criterion='gini')

model_dtc.fit(X_train_tf_idf, Y_train)
```

Python

```
DecisionTreeClassifier(max_depth=6, min_samples_split=50)
```

```
print(f'{model_dtc.score(X_test_tf_idf, Y_test)}')
```

Python

```
0.9423598553345389
```

Preciznost naseg modela je 94%, sve je u redu? Za nebalansirane klase mozemo koristiti funkciju “classification_report_imbalanced” koja nam daje bolju sliku modela i njegovih ocena.

Prava slika modela

```
print(classification_report_imbalanced(Y_test, Y_pred))
```

	pre	rec	spe	f1	geo	iba	sup
0	0.95	1.00	0.21	0.97	0.45	0.22	8245
1	0.80	0.21	1.00	0.33	0.45	0.19	603
avg / total	0.93	0.94	0.26	0.93	0.45	0.22	8848

Iz tabele mozemo videti da ocene nisu tako sjajne za nas model.

U ovom primeru smo iskoristili RandomOverSampler kao tehniku koja vrsi prilagodjavanje manje klase vecoj (SMOTE nije mogao da se iskoristi jer je previse zahtevan za lokalni racunar ili Google Colab).

Sledi cuvanje podataka za potrebe algoritama klasifikacije. Obradjene podatke objedinjujemo u 2 skupa (X_train i Y_train u jedan, X_test i Y_test u drugi) i kao takve ih cuvamo u posebne fajlove za prethodno pomenute potrebe.

Zatim sledi cuvanje podataka za potrebe algoritama klasterovanja. Vrsimo objedinjavanje trening i test skupa u jedan skup i uklanjamo atribut label. Cuvamo podatke u posebnom fajlu za klasterovanje.

Algoritmi klasifikacije
Stabla odlucivanja (DecisionTree)

Prethodno sacuvane podatke ucitavamo i delimo na trening i test skup. Nakon toga delimo trening podatke na podatke za treniranje i podatke za validaciju modela. Treniramo nas model i prikazujemo rezultate.

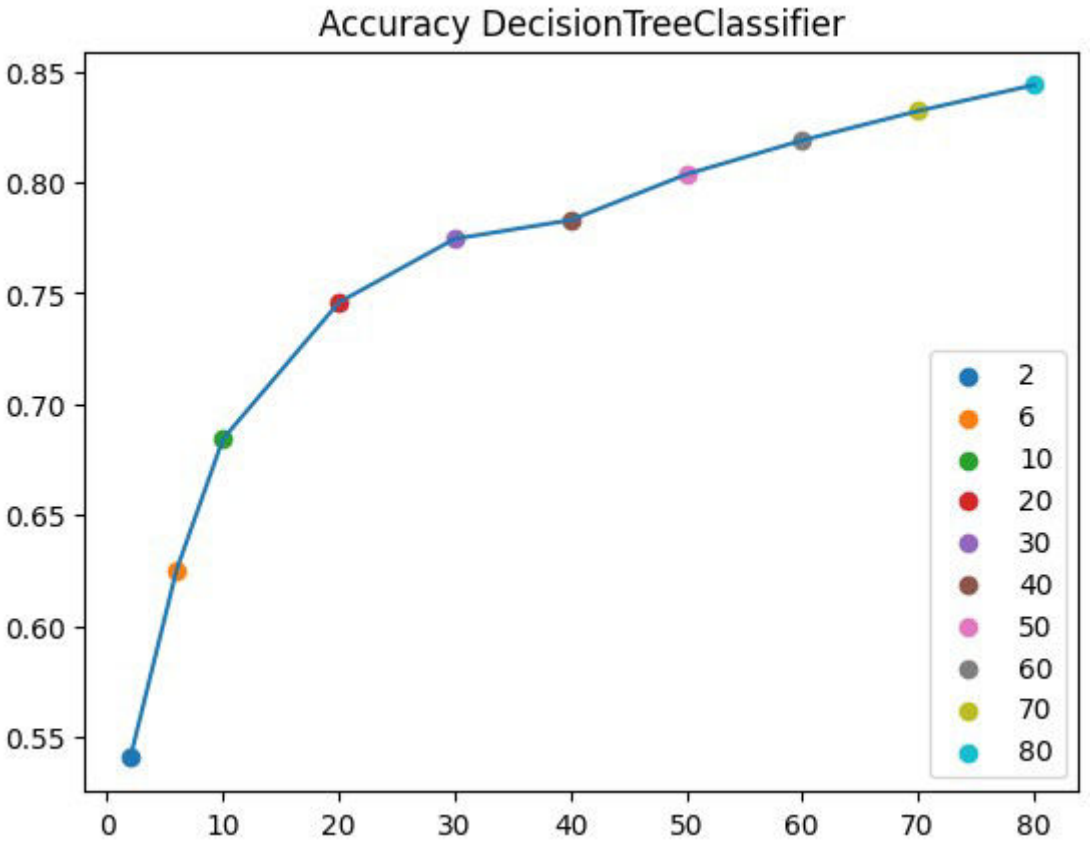
Prikaz rezultata

```
report(dtc_model, X_train, Y_train, 'train')
report(dtc_model, X_test, Y_test, 'test')
```

```
Output exceeds the size limit. Open the full output data in a text editor
Classification report for model DecisionTreeClassifier on train data
------------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       1.00      1.00      1.00     15391
           1       1.00      1.00      1.00     15391

    accuracy                           1.00     30782
   macro avg       1.00      1.00      1.00     30782
weighted avg       1.00      1.00      1.00     30782

------------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model DecisionTreeClassifier on train data
------------------------------------------------------------------------------
       0      1
0  15355     36
1      6  15385
------------------------------------------------------------------------------
Classification report for model DecisionTreeClassifier on test data
------------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.97      0.94      0.96      8245
           1       0.44      0.61      0.51       603
...
      0    1
0  7788  457
1   237  366
------------------------------------------------------------------------------
```

Iako su ocene za trening skup savrsene, podaci nad test skupom nam govore da je doslo do preprilagodjavanja. Jedan od nacina kako da izaberemo pravi model jeste pronalazenje hiper parametra. Takodje vazno je napomenuti da se prilikom trazenja pravog hiperparametra koristi validacioni skup podataka da bi dobili prave ocene modela, inace bi test skup bio kompromitovan, sto ne zelimo. Ispitujemo hiperparametre I biramo najbolji model.

Trazenje hiper parametra



Mozemo videti da preciznost modela raste sa povecanjem hiper parametra, pa cemo kao najbolji parametar uzeti 80 i iskoristiti ga za treniranje najboljeg modela, uz to cemo koristiti kriterijum gini. Takodje vazno je napomenuti da rezultati sa povecanjem hiper parametra iznad 80 nisu bili znacajno bolji pa je zbog toga uzet broj 80 kao hiper parametar.

Najbolji DecisionTree model

```
best_dtc_model = DecisionTreeClassifier(max_depth=80, criterion='gini')
best_dtc_model.fit(X_train, Y_train)

report(best_dtc_model, X_test, Y_test, 'test')
```

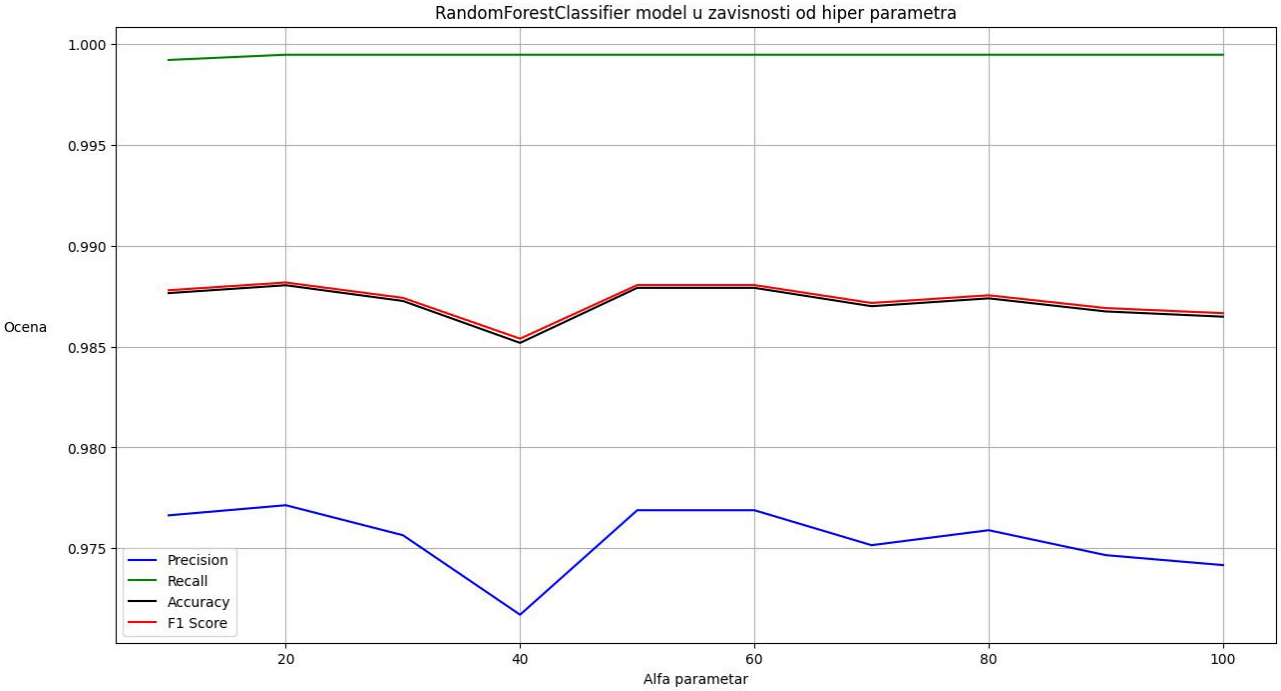
```
Classification report for model DecisionTreeClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.96      0.96      0.96      8245
           1       0.49      0.51      0.50       603

    accuracy                           0.93      8848
   macro avg       0.73      0.74      0.73      8848
weighted avg       0.93      0.93      0.93      8848

--------------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model DecisionTreeClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
      0    1
0  7921  324
1   293  310
--------------------------------------------------------------------------------
```

Mozemo videti da rezultati nisu najbolji ali su znatno bolji nego sto su bili pre tehnike obrade nebalansiranih klasa. Ipak je inicijalni skup podataka sadrzao jako nebalansirane klase pa ne cudi ovako los rezultat.

Slucajne sume (RandomForest)

Slicno kao za prethodno pomenuti algoritam, algoritmu slucajnih suma prosledjujemo parametar n_estimators koji predstavlja broj stabala u sumi. Sledi odabir najboljeg parametra i uporedjivanje modela u zavisnosti od broja stabala u sumi.

RandomForest u zavisnosti od broja stabala



Algoritam RandomForest se najbolje ponasa sa 20 stabala u sumi za nase podatke pa sledi treniranje datog najboljeg modela.

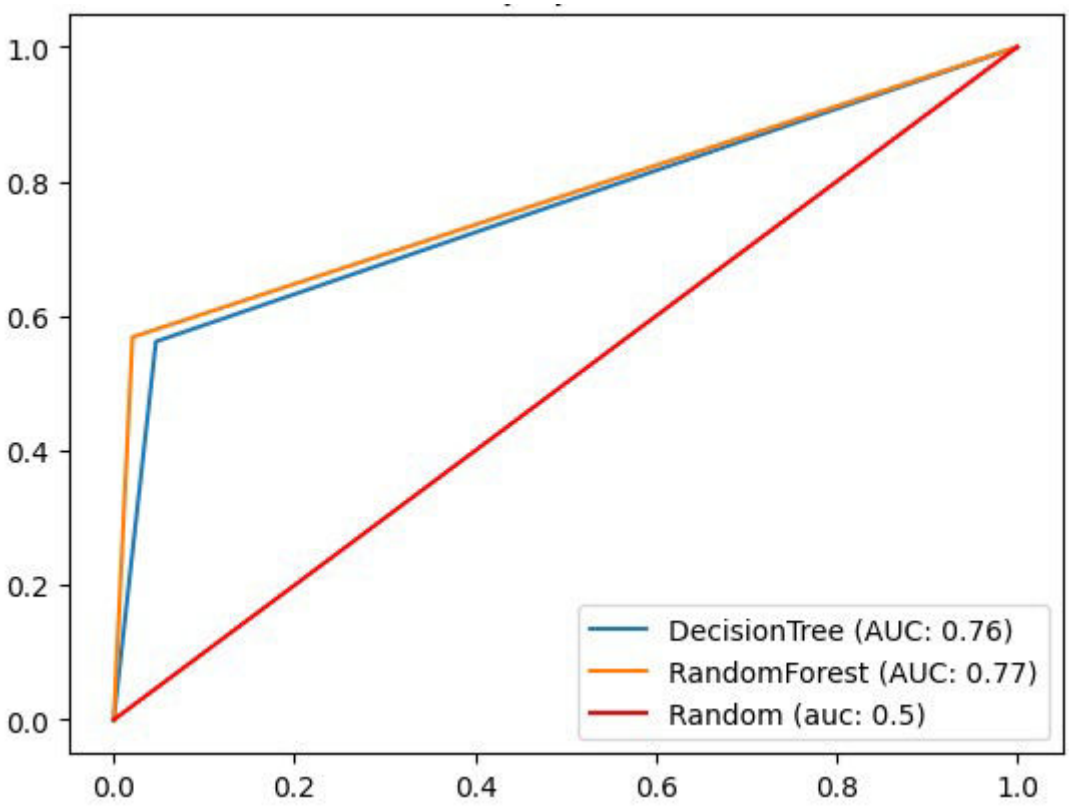
Prikaz rezultata najboljeg modela

```
best_random_forest = RandomForestClassifier(n_estimators=best_estimator)
best_random_forest.fit(X_train, Y_train.values.ravel())

report(best_random_forest, X_test, Y_test, 'test')
```

```
Classification report for model RandomForestClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.97      0.98      0.97      8245
           1       0.67      0.57      0.61       603

    accuracy                           0.95      8848
   macro avg       0.82      0.77      0.79      8848
weighted avg       0.95      0.95      0.95      8848

--------------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model RandomForestClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
      0    1
0  8074  171
1   260  343
--------------------------------------------------------------------------------
```

Nakon obrade oba algoritma sledi poredjenje datih najboljih DecisionTree i RandomForest modela.

Poredjenje modela



Moze se videti da vecu vrednost AUC-a ima RandomForest algoritam pa cemo njega odabrati kao najbolji model klasifikacije medju odabranim modelima.