DOCUMENTATIE PROIECT INTELIGENTA ARTIFICIALA

Introducere

Scopul proiectului este acela de a construi un model care sa diferentieze intre dialectul limbii romane si al limbii moldovenesti (datele au fost initial vizibile, sub forma unor cuvinte separate prin spatii; ulterior, acestea au fost criptate, insa spatiile au fost pastrate)

Am primit ca set de date:

- train_samples (propozitii din limba romana si limba moldoveneasca, fiecare avand un id; acestea sunt folosite pentru antrenarea modelului)
- train_labels (id-urile propozitiilor din train_samples, urmate de label-ul fiecarei propozitii: 0 limba moldoveneasca; 1 limba romana)
- validation_samples (la fel ca train_samples, contine propozitii din ambele limbi, fiecare cu cate un id; acestea sunt folosite pentru testarea modelului)
- validation_labels (id-urile propozitiilor din validation_samples cu label-urile corespunzatoare)
- test_samples (propozitii din ambele limbi, fiecare cu cate un id; acestea sunt folosite pentru prezicere)

Dupa antrenarea (train_samples) si testarea modelului (validation_samples), vom prezice label-urile propozitiilor din train_samples si vom pune prezicerile intr-un fisier de tip CSV, pe care mai apoi il postam pe pagina competitiei (Kaggle) pentru a verifica corectitudinea.

Functii si clase folosite pentru implementare:

• def read_data(cale)

```
# functie pentru citirea datelor din fisiere

def read_data(cale):
    data = []

iduri = []

with open(cale, 'r', encoding='utf-8') as fin:

line = fin.readline()

while line:
    cuvinte_text = line.split()
    iduri.append(cuvinte_text[0])

data.append(cuvinte_text[1:])

line = fin.readline()

return iduri, data
```

- este o functie pentru citirea datelor din fisiere
- functia returneaza doi vectori: iduri (toate id-urile propozitiilor din fisier) si data (toate cuvintele din fiecare propozitie a fisierului curent)

- am citit cate o linie din fisier, iar pentru fiecare linie am format un vector cu toate cuvintele separate prin spatiu (cu functia split())
- am pus id-ul fiecarei propozitii in vectorul iduri (id-ul este mereu pe prima pozitie)
- am pus toate celelalte cuvinte separate prin spatiu in vectorul data
- def normalize_data(train_data, test_data, norm = None)

```
# functie pentru normalizarea datelor

def normalize_data(train data, test data, norm=None):

if norm == 'L1':

train_data /= np.sum(abs(train_data), axis=1, keepdims=True)

test_data /= np.sum(abs(test_data), axis=1, keepdims=True)

if norm == 'L2':

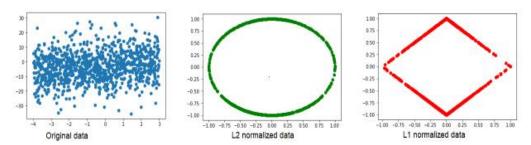
train_data /= np.sqrt(np.sum(train_data ** 2, axis=1, keepdims=True))

test_data /= np.sqrt(np.sum(test_data ** 2, axis=1, keepdims=True))

return train_data, test_data
```

- este o functie pentru normalizarea datelor
- am folosit norma L1 si norma L2

2.2. Normalizarea L1. Normalizarea L2



În partea **stângă** sunt reprezentate datele 2D originale. În **mijloc**, sunt reprezentate datele normalizate folosind norma L_2 . În partea **dreaptă**, sunt reprezentate datele normalizate folosind norma L_1 .

 scalarea individuală a vectorilor de caracteristici corespunzători fiecărui exemplu astfel încât norma lor să devină 1.

Folosind norma L_1 : $x_scaled = \frac{x}{||X||_1}, ||X||_1 = \sum_{l=1}^n |x_l|$ Folosind norma L_2 : $x_scaled = \frac{x}{||X||_2}, ||X||_2 = \sqrt{\sum_{l=1}^n |x_l|^2}$

def write_submission(nume_fisier, predictii, iduri)

```
# functie pentru scriere in fisier
def write_submission(nume_fisier, predictii, iduri):
with open(nume_fisier, 'w') as fout:
fout.write("id,label\n")
for id_text, pred in zip(iduri, predictii):
fout.write(str(id_text) + ',' + str(int(pred)) + '\n')
for id_text, pred in zip(iduri, predictii):
```

- este o functie pentru a scrie in fisierul CSV
- pe prima linie se gaseste "id,label"
- pe urmatoarele linii se gasesc id-urile propozitiilor din test_samples, urmate de label-urile prezise de model

Class BagOfWords

```
class BagOfWords:
24
                self.words = []
                self.vocabulary = {}
           def build_vocabulary(self, sentences):
                for sentence in sentences:
                    for word in sentence:
                        if word not in self.words:
                            self.words.append(word)
                            self.vocabulary[word] = self.words.index(word)
           def get_features(self, sentences):
                features = np.zeros((len(sentences), len(self.words)))
                for index, sentence in enumerate(sentences):
                    for word in sentence:
                        if word in self.words:
                            features[index][self.vocabulary[word]] += 1
                return features
```

- def __init__(self)
 - constructorul clasei BagOfWords
 - initializeaza vectorul de cuvinte (words) si dictionarul (vocabulary)
- def build_vocabulary(self, sentences)
 - functie ce construieste vocabularul

- pentru fiecare cuvant din propozitie, verific daca cuvantul exista deja in lista de cuvinte (words) a clasei
- in caz negativ, adaug cuvantul in lista si in vocabular (in vocabular, pe pozitia unde am salvat cuvantul, adaug un index – acesta corespunde cu pozitia cuvantului in words)
- def get_features(self, sentences)
 - functie ce construieste matricea de features a datelor (frecventa aparitiei cuvintelor din vocabular in fiecare propozitie)
 - cand este apelata, initializeaza o matrice de dimensiunea nr_propozitii x nr_cuvinte (len(sentences) x len(words))
 - pentru fiecare cuvant din propozitie, daca cuvantul se regaseste in lista de cuvinte, vom creste valoarea in matricea de features, contorizand astfel frecventa fiecarui cuvant

Detalii despre implementare:

Cum datele au fost sub forma unor propozitii in care exista cuvinte criptate, dar separate prin spatii, am considerat ca cea mai buna varianta pentru a antrena modelul ar fi sa folosesc Bag of Words.

Astfel:

- am citit datele (train_samples, train_labels, validation_samples, validation_labels, train_samples) cu ajutorul functiei read_data
- am initializat un obiect de tip BagOfWords
- am format vocabularul (build_vocabulary) cu toate cuvintele unice din toate propozitiile din train_samples
- am construit matricele de features (get_features) pentru train_samples si validation_samples (astfel, am doua matrice de dimensiunea nr_propozitii_fisier x nr_cuvinte_vocabular)
- am normalizat datele (matricile de features) cu ajutorul functiei normalize_data (am incercat diferite variante: fara normalizare, cu norma L1, cu norma L2, insa cel mai bun scor l-am avut cu norma L2)

Am incercat sa antrenez modelul cu diferite variante ale clasificatorilor:

- MultinomialNB cu alpha = 1 / 0.1 / 0.01 / 0.001 / 0.0001
- MultinomialNB cu fit prior = True / False
- LinearSVC()
- SVC()
- SVC(C=100, kernel='linear')
- SVC cu C = 1 / 10 / 100

Am ales ca submisii finale doua dintre incercari: MultinomialNB(alpha=.01) si LinearSVC()

Initial, am antrenat modelul pe train_samples si am testat pe validation_samples. Am folosit classification_score si confusion_matrix din libraria sklearn pentru a verifica acuratetea prezicerilor. Mai jos sunt detalii despre submisiile finale:

LinearSVC()

Rezultate classification report:

		precision	recall	f1-score	support
	0	0.68	0.66	0.67	1301
	1	0.68	0.70	0.69	1355
micro	avg	0.68	0.68	0.68	2656
macro	avg	0.68	0.68	0.68	2656
weighted	avg	0.68	0.68	0.68	2656

Matricea de confuzie:

[[856 445] [408 947]]

MultinomialNB

Rezultate classification report:

support	f1-score	recall	precision	
1301	0.71	0.69	0.74	0
1355	0.74	0.76	0.72	1
2656	0.73	0.73	0.73	micro avg
2656	0.73	0.73	0.73	macro avg
2656	0.73	0.73	0.73	weighted avg

Matricea de confuzie:

[[898 403] [322 1033]]

Bibliografie:

- https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVC.html
- https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html
- https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.naive_bayes.MultinomialNB.html
- https://scikit-learn.org/stable/modules/naive-bayes.html
- https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
- https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html#preprocessing-normalization
- https://scikit-learn.org/stable/tutorial/text analytics/working with text data.html
- https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.classification_report.html
- https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.confusion matrix.html
- https://fmi-unibuc-ia.github.io/ia/ (cursurile + laboratorele 3, 4 si 5)