METİNLERİN 6 TEMEL DUYGUYA GÖRE SINIFLANDIRILMASI İÇİN LSTM TABANLI BİR ÖĞRENME MODELİ

Proje Ekibi: Burak Can Kuş, Giray Budan

Danışman: Dr. Öğr. Ü. Mete Eminağaoğlu

Amaç ve Kapsam

Projenin amacı, yazı ile iletişimde aktarılmak istenen duygunun tespit edilmesidir.
Bu amaç için Paul Ekman'ın 1992 yılında kategorize ettiği 6 farklı duygu (happiness, sadness, anger, disgust, surprise, fear) temel alınır.

Proje kapsamındaki ana konular ve temel yöntemler:

- Deep Learning
- LSTM (Long Short-Term Memory)
- Word2Vec
- Çoklu Sınıflandırma

Hedefler

İngilizce metinleri 6 farklı duygu kategorisine göre sınıflandıran LSTM temelli bir derin öğrenme modeli oluşturulmasıdır.

Analiz

Eğitim için iki farklı veri seti kullanılmıştır.
Aman'ın veri setinde 536 happiness, 173 sadness, 179 anger, 172 disgust, 115 surprise ve 115 fear cümlesi olmak üzere toplam 1290 cümle vardır.
Ek olarak Twitter veri setinden 93 anger, 13 disgust, 44 fear, 174 sadness ve 49 surprise cümlesi bizim tarafımızdan filtrelenip küçük bir veri seti oluşturulmuştur.

Sonuçlar

Aşağıda verilen hyperparametrelerle farklı modeller oluşturulup test edilmiştir. En başarılı modelimizi kullanarak test verisinde aşağıdaki şekilde sonuçlar alınmıştır. Literatürdeki sonuçlara göre test verilerinde iyi sonuçlar gözlemlenmiştir.

```
lrlist = [0.001, 0.003, 0,005]
batchsizelist = [8, 16, 32, 64, 128, 256]
hdlist = [70, 128, 256, 300, 512, 768, 1024]
lylist = [1, 2, 4]
bdlist = [True, False]
bnlist = [True, False]
dphlist = [0.0, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7]
dpolist = [0, 0.2, 0.3 0.4, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9]
number_of_epochs = 1000
n_splits = 5
early_stopping_patience = 15
```

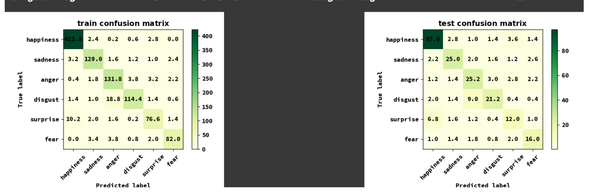
```
LEARNING RATE = 0.003
BATCH SIZE = 16
HIDDEN_SIZE = 512
1 LAYERS
BIDIRECTIONAL NO
BATCHNORM NO
DROPOUT HIDDEN = 0.0
DROPOUT OUTPUT = 0.9

5 FOLD AVERAGE
EPOCH 28
                    TRAIN DATA
              precision recall f1-score   support
happiness         0.968  0.986    0.976   428.800
sadness           0.924  0.930    0.926   138.400
anger             0.846  0.922    0.878   143.200
disgust           0.946  0.832    0.882   137.600
surprise          0.876  0.834    0.842    92.000
fear              0.932  0.892    0.910    92.000

micro avg         0.928  0.928    0.928  1032.000
macro avg         0.914  0.900    0.904  1032.000
weighted avg      0.930  0.928    0.928  1032.000
```

```
                    TEST DATA
              precision recall f1-score support
happiness         0.884  0.908    0.892 107.200
sadness           0.746  0.722    0.734  34.600
anger             0.632  0.700    0.658  35.800
disgust           0.752  0.620    0.676  34.400
surprise          0.558  0.522    0.524  23.000
fear              0.684  0.696    0.686  23.000

micro avg         0.760  0.760    0.760 258.000
macro avg         0.708  0.694    0.696 258.000
weighted avg      0.766  0.760    0.756 258.000
```



En iyi sonucun kategoriler için detaylı gösterimi

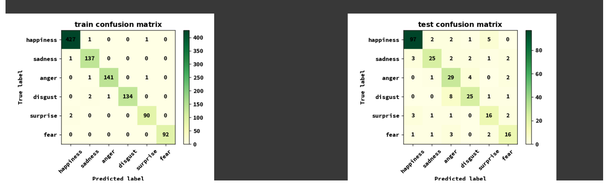
```
LEARNING RATE = 0.003
BATCH SIZE = 16
HIDDEN_SIZE = 256
1 LAYERS
BIDIRECTIONAL NO
BATCHNORM NO
DROPOUT HIDDEN = 0.0
DROPOUT OUTPUT = 0.7

FOLD 2/5
EPOCH 26/1000
                    TRAIN DATA
              precision    recall  f1-score   support
happiness          0.99      1.00      0.99       429
sadness            0.97      0.99      0.98       138
anger              0.99      0.99      0.99       143
disgust            1.00      0.98      0.99       137
surprise           0.98      0.98      0.98        92
fear               1.00      1.00      1.00        92

micro avg          0.99      0.99      0.99      1031
macro avg          0.99      0.99      0.99      1031
weighted avg       0.99      0.99      0.99      1031
```

```
                    TEST DATA
              precision    recall  f1-score   support
happiness          0.93      0.91      0.92       107
sadness            0.83      0.71      0.77        35
anger              0.64      0.81      0.72        36
disgust            0.78      0.71      0.75        35
surprise           0.64      0.70      0.67        23
fear               0.70      0.70      0.70        23

micro avg          0.80      0.80      0.80       259
macro avg          0.75      0.76      0.75       259
weighted avg       0.81      0.80      0.81       259
```



En iyi model sonucu

Sonuçların Literatürdeki Diğer Çalışmalarla Karşılaştırılması

Arora'nın ISEAR veri setinde test sonuçları ile bizim Aman veri setindeki test sonuçlarımız:

- Arora'nın en iyi LSTM modeli: 0.64 accuracy
- Bizim en iyi LSTM modelimiz: 0.75 accuracy

Algorithm	Happiness	Sadness	Anger-Disgust	Fear	Surprise	Neutral
	Accuracy					
Majority class baseline	%31 (Happiness)					
Keyword baseline	%45					
Alm's unsupervised lextag method	%54-55					
Agrawal's method (Without context (Wikipedia))	%56.31					
Agrawal's method (With context (Wikipedia))	57.25%					
Best model (second fold of es_n5+b16+e1000+lr0.003+hidden256 +ly1+dp_h0.0+dp_o0.7)	59.7%					

Alm fairy tale dataset sonuçları

Algorithm	Average F-score
Agrawal's Wikipedia	0.430
Agrawal's Gutenberg	0.401
Agrawal's Wiki-Guten	0.412
Best model (second fold of es_n5+b16+e1000 +lr0.003+hidden256+ly1+dp_h0.0+dp_o0.7)	0.446

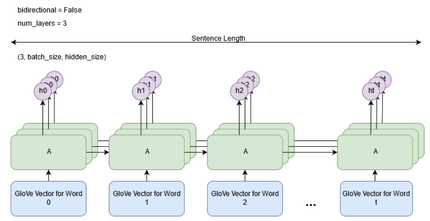
ISEAR Dataset'inde ortalama F-score değerleri

Algorithm		Average F-score
Aman's supervised ML with unigrams		0.530
Aman's supervised ML with unigrams, Roget's Thesaurus and WordNet-Affect features		0.586
Agrawal's method with context	Wikipedia	0.535
	Gutenberg	0.546
	Wiki-Guten	0.516
Best model (second fold of es_n5+b16+e1000 +lr0.003+hidden256+ly1+dp_h0.0+dp_o0.7)		0.696

Aman Dataset'inde ortalama F-score değerleri (modelimizdeki test verilerinde)

Uygulama ve Tasarım

Uygulama kodu Python'da Google Colaboratory'de yazılmıştır. En sade haliyle model tasarımımız aşağıda görüldüğü gibidir. Ekstra olarak batchnorm katmanı, dropout eklenebilir. En son h_t çıktıları fully connected bir layer'a girer ve 6 kategoriden birine atanır.



Öneriler

Gelecek çalışmalarda, tüm veri setleri üzerinde eğitim yapılması ile daha iyi sonuçlar elde etmek, veri temizliği için otomasyon bir sistem üretmek (stop wordlerin kaldırılması gibi), girdiler için, POS tagger gibi diğer Doğal Dil İşleme araçlarını kullanıp, bu taglerin de eğitimde modele verilmesi ile daha düzenli ve tutarlı bir sistem oluşturulabilir.

Kaynakça

- S. Aman & S. Szpakowicz, 2007, Identifying Expressions of Emotion in Text, V. Matousek, P. Mautner (eds.): Proc 10th International Conf. on Text, Speech and Dialogue TSD 2007, Plzeň, Czech Republic, Lecture Notes in Computer Science 4629, Springer, 196-205.
- S. Aman, 2007, Recognizing Emotions in Text, Master of Computer Science, University of Ottawa.
- J. Yang, J. Leskovec, 2011, Patterns of Temporal Variation in Online Media, ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM '11).
- Ebba Cecilia Ovesdotter Alm, 2008, Affect in text and speech, PhD Dissertation, Urbana, IL: University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Ameeta Agrawal, 2011, Unsupervised emotion detection from text using semantic and syntactic relations, 2012 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, pages 346-353. IEEE Computer Society, December.
- Pragya Arora et al., 2017, Emotion Analysis using Word Embedding and Neural Network, https://github.com/Harsh24893/EmotionRecognition/blob/master/report/main.pdf