

1 WBST

Testy przeprowadziłem używając jednego z udostępnionych testów WBST dla słów pojawiających się przynajmniej 1000 razy. Problemem było to, że wszystkie zbiory do testów były w języku polskim, podczas gdy moje wszystkie modele były uczone na korpusach w języku angielskim. Rozwiązałem ten problem przetłumaczając zbiór z języka polskiego na angielski. Każdy model zamienia słowo na 100-wymiarowy wektor. Podobieństwo wektorów wyznaczałem za pomocą podobieństwa kosinusowego. W tabeli przedstawiam tylko miarę dokładności, ponieważ miary dokładności, precyzji, recall i f1 dla każdego modelu były prawie takie same.

model	accuracy
full_m1	0.576
full_m2	0.595
sample_m1	0.542
sample_m2	0.546

Jak widać lepsze wyniki daje model uczony na korpusie ogólnym, ponieważ zakres jego słownictwa bardziej przypomina zakres słownictwa korpusu plWNC (po przetłumaczeniu) na podstawie którego stworzony został test. W tym teście także lepiej poradziły sobie modele skipgram (m2) w porównaniu do cbow.

2 Klasyfikacja

Do eksperymentów użyłem 3 klasyfikatory oparte na sieciach neuronowych. Pierwszy z nich to konwolucyjna sieć neuronowa. Taka sieć neuronowa wymaga danych wejściowych o stałym kształcie, co wymusza padowanie lub przycinanie każdej wypowiedzi, żeby zrównać długość. Każdą wypowiedź zrównywałem do 100 tokenów. Nadmiarowe tokeny obcinałem z końca, a brakujące padowałem wyzerowanymi wektorami.

Architektura sieci CNN:

```
nn.Conv1d(100, 100, 5),  
nn.ReLU(),  
nn.MaxPool1d(kernel_size=2, stride=2),  
nn.Conv1d(100, 100, 3),  
nn.ReLU(),  
nn.MaxPool1d(kernel_size=2, stride=2),  
nn.Conv1d(100, 100, 2),  
nn.ReLU(),  
nn.MaxPool1d(kernel_size=2, stride=2),  
nn.Flatten(),  
nn.Linear(1100, 2)
```

Druga sieć to sieć RNN, podobna do tej wykorzystywanej w 2. zadaniu, ale przystosowana do klasyfikacji. Jest ona zbudowana z 3 warst RNN przedzielonych warstwami ReLU i jednej warstwy liniowej na końcu do klasyfikacji. Zaletą tej sieci jest to, że może ona jako dane wejściowe przyjąć sekwencję o dowolnej długości, dzięki czemu w tym wypadku nie było

konieczne przycinanie, ani padowanie sekwencji. Z drugiej strony zmodyfikowana metoda ładowania danych zmiennej długości powodowała znaczne spowolnienie pętli uczącej (nawet do 50 razy w porównaniu z CNN).

Architektura sieci RNN:

```
nn.RNN(100, 100, 3, batch_first=True),  
nn.Linear(100, 2)
```

Ostatnim klasyfikatorem jest sieć LSTM. Działa on podobnie do klasyfikatora RNN, ale warstwy RNN zostały zastąpione warstwami LSTM. Korzysta też z tego samego sposobu ładowania danych jak RNN. Architektura sieci LSTM:

```
nn.LSTM(100, 100, 3, batch_first=True),  
nn.Linear(100, 2)
```

Ze względu na długi czas uczenia, wszystkie sieci były uczone przez 10 epok. Proporcje zbiorów treningowego do walidacyjnego to 4:1. Poniższe wyniki są zaprezentowane dla epok o najlepszej metryce f1 na zbiorze walidacyjnym.

model	klasyfikator	precyzja	recall	f1
full_m1	RNN	0.518	0.139	0.219
full_m1	LSTM	0.517	0.172	0.256
full_m1	CNN	0.487	0.169	0.251
full_m2	RNN	0.452	0.867	0.594
full_m2	LSTM	0.523	0.228	0.318
full_m2	CNN	0.520	0.197	0.286
sample_m1	RNN	0.516	0.177	0.263
sample_m1	LSTM	0.553	0.138	0.221
sample_m1	CNN	0.517	0.143	0.224
sample_m2	RNN	0.493	0.138	0.215
sample_m2	LSTM	0.522	0.221	0.310
sample_m2	CNN	0.511	0.208	0.295

Jak widać o ile wyniki CNN nie były znacznie gorsze od pozostałych, to w każdej kategorii najlepiej radziły sobie klasyfikatory RNN i LSTM. Można to przypisać obsłudze przez te sieci sekwencji o zmiennej długości. Ta sama zmienna długość wymusiła modyfikacje data loadera, co znacznie je spowolniło. Zużycie pamięci, o ile nie było dokładnie mierzone, to obciążenie pamięci RAM i VRAM było podobne dla wszystkich sieci.

Wyniki RNN dla `full_m2` są wyraźnym outlierem. Jest to oznaka zjawiska, którego inaczej nie widać biorąc tylko najlepsze epoki. Jest nim niestabilność uczenia. Powoduje ona, że wyniki potrafią oscylować o nawet 0.1 między epokami. Szczególnie widoczne było to dla LSTM, gdzie pojawiały się epoki, gdzie całemu zestawowi danych klasyfikator przypisał klasę 0.