Piotr Chmiel, 200608 Kamil Machnicki, 200752 Łukasz Matysiak, 200646 Michał Polański, 200852 Maciej Stelmaszuk, 200654

Jakub Zgraja, 200609

Grupa projektowa: WT 9:15

# Deeplearning – tagger (POS, lematyzacja)

DOKUMENTACJA PROJEKTOWA

Kurs "Zastosowania informatyki w gospodarce" Rok akad. 2015/2016, kierunek INF, studia II stopnia

> Prowadzący: dr inż. Tomasz Walkowiak

Wydział Elektroniki Politechnika Wrocławska

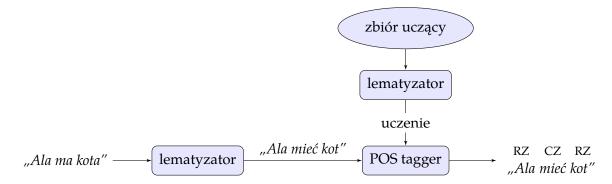
## Spis treści

1	Cel	projektu	3
2	Kos	zty	3
3	Terr	miny i harmonogram projektu	4
4	Przy	ygotowanie środowiska	4
	4.1	Wirtualne środowisko (opcjonalnie)	4
	4.2	Instalacja pakietów	5
	4.3	Instalacja korpusów	5
	4.4	Instalacja NLTK	5
	4.5	Instalacja CUDA	5
5	Kor	zystanie z programu	5
	5.1	Konfiguracja środowiska	5
	5.2	Ustawienia ścieżek	6
	5.3	Konwersja plików xml do csv	6
	5.4	Tworzenie bazy końcówek	6
	5.5	Tagger - uczenie klasyfikatorów	6
	5.6	Testowanie taggera	6
	5.7	Uruchomienie benchmarka	6
6	Wyı	niki pomiarów działania programu	6
	6.1	Dokładność modeli w bazie	6
	6.2	Czas uczenia	7
7	Opi	s danych	7
	7.1	Sposób wybierania cech	7
		7.1.1 Zaimplementowana metoda wybierania cech	8
		7.1.2 Przykład macierzy cech	8
	7.2	Wykorzystane klasyfikatory	11
8	Prze	etwarzanie danych	11
	8.1	Konwersja plików XML do formatu CSV	11
	8.2	Mapowanie klas NKJP	11
9	Wyı	niki pomiarów działania programu	12
	9.1	Dokładność modeli w bazie	12

### 1 Cel projektu

**Temat projektu:** *Deeplearning – tagger (POS, lematyzacja).* 

Zadaniem realizowanego przedsięwzięcia jest stworzenie programu głębokiego uczenia (ang. *deep learning*) z zakresu przetwarzania języka naturalnego. Jego celem jest przypisywanie każdemu wyrazowi w tekście wejściowym odpowiadającej mu części mowy (ang. *part-of-speech, POS*). Wykonanie zadania tagowania zostanie poprzedzone procesem lematyzacji tekstu.



Rysunek 1: Uproszczony schemat działania programu.

Realizacja powinna posiadać formę aplikacji desktopowej lub skryptu. Cel projektu zostanie osiągnięty, jeśli przygotowane oprogramowanie (wyposażone w odpowiedni zbiór uczący) będzie w stanie przetwarzać tekst w języku polskim w czasie i dokładności, które zostaną sprecyzowane przez prowadzącego.

## 2 Koszty

#### Szacunkowy czas wykonania

Biorąc pod uwagę zakres tematyczny projektu szacuję się, że do jego wykonania potrzebnych jest 400 godzin roboczych. Około 1/8 czasu poświęcone będzie na zebranie i analizę materiałów dotyczących projektu, ogólne poznanie możliwości i technologii. Największa część czasu zużyta zostanie na implementację projektu (stworzenie lematyzatora oraz taggera). Szacuje się, że będzie to 6/8 czasu. Pozostała część przeznaczona jest na kontakty z prowadzącym oraz testy zaimplementowanego rozwiązania.

#### Szacunkowy koszt projektu

Mając na uwadze poziom skomplikowania zadania projektowego stawka za godzinę pracy wynosi 150 zł. Przy szacowaniu kosztów projektu nie uwzględniamy dodatkowych wydatków, które trzeba będzie ponieść w przypadku, gdy np. zajdzie potrzeba wykupienia domeny WWW. Nie są uwzględnione także koszty wdrożenia projektu w środowisku produkcyjnym. W związku z powyższym szacunkowy koszt wykonania projektu jest równy 60 000 zł netto.

Usługi, o których mowa w poprzednich punktach opodatkowane są 23% stawką podatku VAT (podatek od towarów i usług). Szacowana cena brutto wynosi **73 800 zł**.

Tabela 1: Kosztorys.

Nazwa	Jedn.	Ilość	Cena jedn.	Wart. netto	Stawka	Podatek	Wart. brutto
Robocizna	r-g	400	150 zł	60 000 zł	23%	13 800 zł	73 800 zł
						Razem:	73 800 zł

## 3 Terminy i harmonogram projektu

Granicznym terminem realizacji projektu jest **7 czerwca 2016 r**. W tym dniu nastąpi prezentacja rezultatów projektu wraz z przekazaniem jego pełnej dokumentacji.

Tabela 2: Harmonogram projektu.

Data	Opis
23.02.2016	Wybór tematu projektu.
1.03.2016	Określenie zakresu tematycznego projektu.
8.03.2016	Przekazanie specyfikacji projektu (wstępna funkcjonalność, określenie kamieni milowych).
9.03.2016 – 06.06.2016	Konsultacja wyników pracy po osiągnięciu kolejnych kamieni milowych projektu.
7.06.2016	Prezentacja rezultatów projektu i przekazanie dokumentacji projektowej.

Tabela 3: Kamienie milowe.

Data	Opis
29.03.2016	Instalacja środowiska
19.04.2016	Stworzenie lematyzatora
10.05.2016	Stworzenie taggera
31.05.2016	Stworzenie instrukcji użytkowania
07.06.2016	Prezentacja projektu

## 4 Przygotowanie środowiska

Wymagany Python 3.5.

#### 4.1 Wirtualne środowisko (opcjonalnie)

```
$ python3 -m venv env # instalacja venv
$ source env/bin/activate # aktywacja venv
... praca w wirtualnym środowisku ...
```

#### 4.2 Instalacja pakietów

Podczas instalacji pakietów pod Linuksem, potrzebny jest kompilator gcc-fortran.

```
$ pip3 install -r requirements.txt
```

#### 4.3 Instalacja korpusów

Należy uruchomić skrypt instalacyjny, który rozpakowywuje korpus PWr z pliku kpwr-1.2.6-disamb.7z a korpus polski pobiera ze źródła.

\$ ./installCorpuses.sh

#### 4.4 Instalacja NLTK

Do tokenizacji słów w podanym tekście użyto NLTK. Dwie opcje instalacji:

1. Interaktywna instalacja w interpreterze:

```
>>> import nltk
>>> nltk.download()
```

2. Instalacja poprzez linię komend:

```
$ sudo python -m nltk.downloader -d /usr/local/share/nltk_data all
```

Dane NLTK zostaną zainstalowane w katalogu /usr/local/share/nltk\_data.

#### 4.5 Instalacja CUDA

- 1. Pobranie paczki instalującej repozytorium Nvidii ze strony: https://developer.nvidia.com/cuda-downloads, testowana wersja: Linux Ubuntu 14.04, architektura x86\_64, paczka deb (local).
- 2. Instalacja repozytorium w systemie:

```
$ dpkg -i cuda-repo-ubuntu1404-7-5-local_7.5-18_amd64.deb`
```

3. Instalacja sterowników i środowiska CUDA:

```
$ apt-get update && apt-get install -y cuda
```

- 4. Restart maszyny w celu załadowania sterowników Nvidii zamiast Nouveau.
- 5. Instalacja Nvidia cuDNN (biblioteki wspomagające sieci neuronowe): należy umieścić zawartość archiwum cudnn-7.0-linux-x64-v4.0-prod.tgz w folderze /usr/local/cuda. Do ściągnięcia ze strony https://developer.nvidia.com/rdp/form/cudnn-download-survey.
- 6. Instalacja modułu tensorflow dla Pythona.

## 5 Korzystanie z programu

#### 5.1 Konfiguracja środowiska

Należy dodać folder zawierający projekt do zmiennej środowiskowej PYTHONPATH. Jeśli akurat się w nim znajdujemy (jest on katalogiem bieżącym), można to zrobić np. poprzez:

```
$ export PYTHONPATH="${PYTHONPATH}:${PWD}"
```

Aby wykonać powyższą komendę wraz z włączeniem venv, wystarczy pobrać zawartość pliku prepare do shella poprzez:

\$ source prepare

#### 5.2 Ustawienia ścieżek

Skrypty korzystają ze ścieżek konfigurowalnych za pomocą pliku src/settings.py.

#### 5.3 Konwersja plików xml do csv

Projekt zawiera skrypt umożliwiający konwersję plików xmlowych do formatu csv:

#### 5.4 Tworzenie bazy końcówek

Do stworzenia bazy końcówek służy plik src/scripts/suffix\_creator.py.

#### 5.5 Tagger - uczenie klasyfikatorów

```
$ python3 src/tagger_trainer.py -h # więcej o ustawianiu liczby rdzeni
$ python3 src/tagger_trainer.py
```

Domyślnie podczas uczenia używane są wszystkie rdzenie procesora - jeden rdzeń na algorytm. Logi związane z uczeniem zapisywane są do pliku tagger\_factory.log.

#### 5.6 Testowanie taggera

```
$ python3 src/tagger_tester.py # pojedyncze słowo
$ python3 src/text_tagger.py # tekst
```

Skrypt zapyta się o słowo/tekst do klasyfikacji.

#### 5.7 Uruchomienie benchmarka

\$ python3 src/benchmark.py

## 6 Wyniki pomiarów działania programu

#### 6.1 Dokładność modeli w bazie

	Dokładność	Dokładność
	[%] -	[%] -
	korpus	korpus
	uczący	uczący
Nazwa algorytmu	PWr	national
Support Vector Machine	56.468	54.949
Decision Trees	57.246	55.671
Stochastic Gradient Descent	53.627	53.121
Logistic Regression	55.571	55.307
Naive Bayes	54.141	52.813
K Neighbors	50.168	50.255
Neural Networks	55.801	54.692

#### 6.2 Czas uczenia

Nazwa algorytmu	Korpus uczący PWr (h:m:s)	Korpus uczący national (h:m:s)
Support Vector Machine	2:05:03	45:46:28
Decision Trees	0:00:30	0:02:24
Stochastic Gradient Descent	0:00:29	0:02:09
Logistic Regression	0:01:02	0:05:41
Naive Bayes	0:00:21	0:01:51
K Neighbors	0:00:23	0:01:49
Neural Networks	0:35:20	2:21:40

Pomiar czasowy wykonany na procesorze Intel(R) Core(TM) i5-2540M CPU @ 2.60GHz.

## 7 Opis danych

System operuje na danych wejściowych, którymi są słowa w języku polskim. Istnieje możliwość wprowadzenia zarówno pojedynczego słowa, jak i wielu (np. epitety czy całe zdania).

#### 7.1 Sposób wybierania cech

Cechy wybierane są na podstawie budowy słowa oraz kontekstu, w którym zostało użyte. W celu wyekstrahowania cech ze słowa, system bada N ostatnich liter wyrazu oraz to, jakie części zdania wystąpiły wcześniej.

W zależności od wyboru użytkownika, system potrafi zebrać dane uczące z korpusu PWr lub z korpusu podmilionowego.

#### 7.1.1 Zaimplementowana metoda wybierania cech

Metoda ekstrakcji cech zaimplementowana w systemie opiera się na wyodrębnianiu końcówek wyrazów.

Możliwe jest wybranie od jednej do czterech ostatnich liter, z których następnie jest tworzona macierz cech – wybierane są najczęściej występujące końcówki, wraz z etykietą, którą część mowy stanowią.

Liczba najczęściej występujących końcówek zależy od ich długości:

- 15 najczęstszych końcówek jednoliterowych,
- 35 najczęstszych końcówek mających od dwóch do czterech liter.

Oprócz końcówek wyrazów, dla zdań występujących w korpusach, podawane są etykiety poprzednich dwóch wyrazów.

#### 7.1.2 Przykład macierzy cech

Przykładowy zbiór uczący:

- jabłkami rzeczownik,
- niepoważny przymiotnik,
- kierunku rzeczownik,
- istnieje czasownik,
- wolność rzeczownik,

Podane wyrazy nie posiadają danych na temat poprzednich etykiet wyrazów. Można wyróżnić tutaj następujące końcówki:

- i rzeczownik,
- y przymiotnik,
- u rzeczownik,
- e czasownik,
- ć rzeczownik,
- mi rzeczownik,
- ny przymiotnik,
- ku rzeczownik,
- je czasownik,
- ść rzeczownik,
- ami rzeczownik,
- żny przymiotnik,
- nku rzeczownik,
- eje czasownik,
- ość rzeczownik,
- kami rzeczownik,
- ażny przymiotnik,
- unku rzeczownik,
- ieje czasownik,
- ność rzeczownik.

Etykiety są zamieniane na format wykorzystywany przez pakiet scikit-learn przy pomocy klasy DictVectorizer:

- $\bullet \ rzeczownik \to 0$
- $przymiotnik \rightarrow 1$
- czasownik  $\rightarrow$  2
- — (b.d.)  $\rightarrow$  3

Dla podanego zbioru uczącego można wyróżnić macierz cech (końcówki liter  $\rightarrow$  czy dany wyraz kończy się na daną końcówkę):

Tabela 6: Przykładowa macierz cech

		l	l						-			-	,						İ				
		y	n	e	ć r	y u e ć mi ny ku je ść ami	V K	u je	s)	ć	- '	żny 1	nku	eje	ość	kami	ażny	nnku	ieje	ność	etykieta w. n-1	etykieta w. n-2	etykieta
jabłkami	1	0	0	0	0	1         0         0         0         1         0         0         0         0	)   (	) (	) (	) (	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	3	0
niepoważny 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0	0	1	0	0	0	0 1		) (		<u> </u>	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	3	3	1
kierunku 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0	0	0	1	0	0	0 0	1	) 		<u> </u>	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	3	3	0
istnieje	0	0	0	1	0	$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	)	)		(	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	3	3	2
wolność	0	0	0	0	1	0 0 0 0 1 0 0 0 1	)	) (		1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	3	3	0

Legenda: 0 – brak danej cechy w obiekcie;

1 – dana cecha występuje dla obiektu;

#### 7.2 Wykorzystane klasyfikatory

Projekt wykorzystuje wiele klasyfikatorów. Wszystkie klasyfikatory z pakietu scikit-learn podczas procesu uczenia używają domyślnych parametrów. Więcej informacji można uzyskać w dokumentacji projektu, dostępnej pod adresem: http://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html.

- DecisionTreeClassifier Klasyfikator oparty na drzewie decyzyjnym.
- SGDClassifier Klasyfikator oparty na liniowym modelu z metodą stochastycznego gradientu prostego.
- SVC klasyfikator reprezentuje model maszyny wektorów nośnych.
- LogisticRegression klasyfikator oparty na regresji logistycznej.
- BernoullinB klasyfikator wykorzystujący model naiwnego klasyfikatora bayesowskiego z rozkładem Bernoulliego.
- KNeighborsClassifier Klasyfikator implementujący mechanizm k-najbliższych sąsiadów.
- Sieć neuronowa klasyfikator wykorzystujący sieć neuronową opartą na bibliotece sknn. Posiada dwie warstwy: Rectifier (z liczbą 100 neuronów) i Softmax. Współczynnik uczenia wynosi 0.01, a liczba iteracji wynosi 10.
- Sieć neuronowa wykorzystująca kartę graficzną klasyfikator, podobnie jak powyższy wykorzystuje sieć neuronową, jednakże do implementacji wykorzystano bibliotekę TensorFlow, ponieważ wspiera wykorzystanie karty graficznej. Podobnie jak w poprzednim klasyfikatorze, sieć ta posiada dwie warstwy Gated Recurrent Unit z liczbą 50 neuronów oraz warstwę regresji logistycznej, współczynnik uczenia również wynosi 0.01, liczba iteracji wynosi 1000. Klasyfikator wykorzystuje klasę biblioteki TensorFlow tf.nn.rnn rekurencyjną sieć neuronową. Ze względu na ograniczoną pamięć kart graficznych, dane uczące dzielone są na części, domyślnie po 10 tysięcy próbek.

## 8 Przetwarzanie danych

#### 8.1 Konwersja plików XML do formatu CSV

Ze względu na nieefektywność przetwarzania plików XML oraz na dużą ilość niepotrzebnych danych znajdujących się w korpusach, postanowiono przetworzyć je do formy plików CSV. Proces zamiany plików XML odbywa się dla obydwu korpusów – PWr oraz podkorpusu milionowego. Niestety, ze względu na rozbieżność struktur, nie mogą one być przetworzone w ten sam sposób.

Do pliku CSV zapisywane są dwie informacje – słowo oraz część mowy. Wyrażenia XPath służące do wydobycia tych danych z korpusu PWr wyglądają następująco: //tok/orth – dla wyrazu, oraz //tok/lex[disamb='1'] dla części mowy. Dla podkorpusu milionowego zapytania XPath prezentują się w sposób następujący: //f[name='orth']/string dla wyrazu, oraz //f[name='disamb']/f[name='interpretation']/string dla części mowy.

#### 8.2 Mapowanie klas NKJP

Oba korpusy wykorzystują zestaw znaczników morfosyntaktycznych NKJP, który wyróżnia 36 rodzajów klas. Na potrzeby projektu liczba ta została ograniczona do 10 podstawowych części mowy. Poniżej zostało przedstawione mapowanie z klas NKJP na uproszczony model:

- rzeczownik ← rzeczownik, rzeczownik deprecjatywny,
- liczebnik ← liczebnik główny, liczebnik zbiorowy,

- przymiotnik przymiotnik, przymiotnik przyprzym., przymiotnik poprzyimkowy, przymiotnik predykatywny,
- przysłówek ← przysłówek,
- zaimek zaimek nietrzecioosobowy, zaimek trzecioosobowy, zaimek siebie,
- czasownik ← forma nieprzeszła, forma przyszła być, aglutynant być, pseudoimiesłów, rozkaźnik, bezosobnik, bezokolicznik, im. przys. współczesny, im. przys. uprzedni, odsłownik, im. przym. czynny, im. przym. biern, winien, predykatyw,
- przyimek ← przyimek, wykrzyknik,
- spójnik ← spójnik współrzędny, spójnik podrzędny,
- partykuła ← kublik,
- forma nierozpoznana ← skrót, burkinostka, interpunkcja, ciało obce, forma nierozpoznana.

## 9 Wyniki pomiarów działania programu

#### 9.1 Dokładność modeli w bazie

Badania przeprowadzono dla różnych liczb n-literowych końcówek wyrazów. Aby lepiej zobrazować otrzymane wyniki użyto notacji (liczba 1 literowych końcówek, liczba 2 literowych końcówek, liczba 3 literowych końcówek, liczba 4 literowych końcówek).

Tabela 7: Skuteczność modeli – Korpus PWr

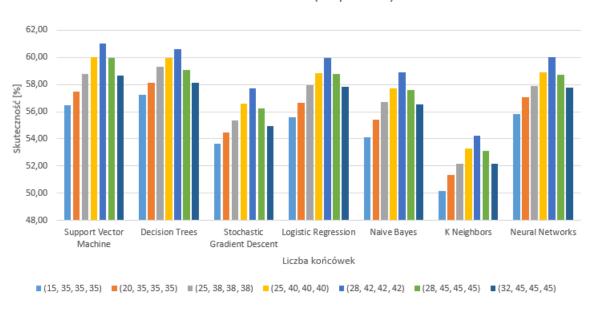
Algorytm	(15, 35, 35, 35)	(20, 35, 35, 35)	(25, 38, 38, 38)	(25, 40, 40, 40)	(28, 42, 42, 42)	(28, 45, 45, 45)	(32, 45, 45, 45)
Support Vector Machine	56,46	57,46	58,75	60,03	61,01	59,94	58,68
Decision Trees	57,24	58,12	59,30	59,97	60,58	59,10	58,14
Stochastic Gradient Descent	53,62	54,48	55,37	56,58	57,72	56,22	54,97
Logistic Regression	55,57	56,68	57,93	58,82	59,93	58,79	57,84
Naive Bayes	54,14	55,42	56,69	57,72	58,89	57,58	56,56
K Neighbors	50,17	51,35	52,18	53,30	54,22	53,12	52,20
Neural Networks	55,80	57,08	57,91	58,88	60,04	58,72	57,75

Tabela 8: Skuteczność modeli – Korpus National

Algorytm	(15, 35, 35, 35)	(20, 35, 35, 35)	(25, 38, 38, 38)	(25, 40, 40, 40)	(28, 42, 42, 42)	(28, 45, 45, 45)	(32, 45, 45, 45)
Support Vector Machine	55,43	56,26	57,63	59,05	60,13	59,07	57,55
Decision Trees	56,04	57,03	58,25	59,10	59,38	<i>57,</i> 97	57,15
Stochastic Gradient Descent	53,56	54,35	55,30	56,53	57,62	56,16	54,85
Logistic Regression	55,48	56,55	57,82	58,76	59,86	58,64	57,77
Naive Bayes	53,11	54,28	55,70	56,61	58,06	56,59	55,39
K Neighbors	50,02	51,29	52,03	53,25	54,13	53,00	52,08
Neural Networks	54,69	56,17	56,95	57,81	58,87	57,73	56,77

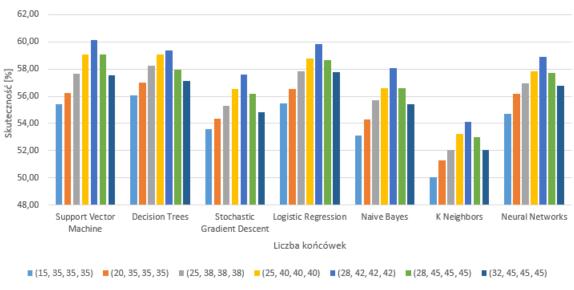
Najlepszym klasyfikatorem okazał się być Support Vector Machine, a najgorszym K Neighbors. Konfiguracje końcówek, w których liczba dwu i więcej literowych końcówek była mniejsza niż 35 nie dawały satysfakcjonujących rezultatów. (co najmniej 50% skuteczności) Dla konfiguracji, w których liczba tych końcówek przekracza 42 zauważono trend ku obniżaniu się skuteczności klasyfikacji dlatego też zaprzestano dalszych badań.

#### Dokładność modeli (Korpus PWr)



Rysunek 2: Skuteczność modeli – Korpus PWr

# Dokładność modeli (Korpus National)



Rysunek 3: Skuteczność modeli – Korpus National