Analiza danych tekstowych

dr inż. Aleksander Smywiński-Pohl

apohllo@agh.edu.pl

http://apohllo.pl/dydaktyka/nlp (http://apohllo.pl/dydaktyka/nlp)

Plan

- dane tekstowe
 - charakterystyka danych tekstowych
 - wyrażenia regularne
 - odległość edycyjna oraz inne miary odległości
 - normalizacja tekstu: tokenizacja, podział na zdania
 - wyrażenia wielosegmentowe
- podstawowe algorytmy NLP
 - stemming i lematyzacja
 - tagowanie
 - parsowanie
 - rozpoznawanie jednostek nazewniczych
 - modelowanie języka
- zastosowania

Dane tekstowe

- charakterystyka danych tekstowych
- wyrażenia regularne
- odległość edycyjna oraz inne miary odległości
- normalizacja tekstu: tokenizacja, podział na zdania
- wyrażenia wielosegmentowe

lle razy w bazie danych w tabeli words w kolumnie value występuje słowo wirus?

select count(*) from words where value = 'wirus'

lle razy na stronie onet .pl występuje słowo "wirus"?

- czy uwzględniamy pisownię wielką i małą literą?
- czy uwzględniamy fleksję? wirus, wirsa, wirusowi, wirusem
- czy uwzględniamy słowotwórstwo i relacje morfologiczne? wirsu/wirusowe, lekarz/leczenie
- jak szybko można to policzyć?

lle razy w tekście występuje wyrażenie "wirusowe zapalenie żołądka"?

- czy wszystkie słowa są odmienne?
- czy pomiędzy słowami wyrażenia mogą występować inne słowa?
- czy spacja jest zawsze tym czym nam się wydaje, że jest?

Wyrażenia regularne - regex(p)

- pozwalają na konstrukcję wzorców dopasowujących się do tekstu
- pozwalają na uwzględnienie wariantów w pisowni
- w ograniczonym stopniu pozwalają na uwzględnienie błędów w pisowni
- w ograniczonym stopniu pozwalają na uwzględnienie fleksji
- wiele realnie działających systemów przetwarzających tekst opiera się w dużej mierze na wyrażeniach regularnych

```
In [ ]: | import re
          pattern = re.compile('\fod\zeta', re.I)
          text = "Łódź to stolica województwa łódzkiego"
          if(pattern.search(text)):
              print("Wyrażenie zostało dopasowane")
 In [ ]: | tab = ["Poznań", "Łódź", "Andrychów"]
          sorted(tab)
In [40]: | pattern = re.compile(r'\bwirus(\w*)',)
          texts = ["a wirusów", "wirusowe zapalenie żołądka", "wirusy są groźne", "korono
          wirus"l
          for text in texts:
              match data = pattern.search(text)
              if(match data):
                  print(match data[0])
         wirusowe
```

wirusy

Wyrażenia regularne

- Podstawowe metaznaki:
 - * (kwantyfikator) zero lub więcej wystąpień
 - () grupowanie wyrażeń dla kwantyfikatorów, alternatywy, dopasowań wstecznych
 - | alternatywa jedna opcja spośród wielu
- Kwantyfikatory (określają ile razy ma być dopasowane wyrażenie, które stoi przed nimi):
 - * zero lub więcej wystąpień (to samo co wyżej)
 - + jedno lub więcej wystąpień
 - ? zero lub jedno wystąpienie

- Kotwice (dopasowują się do pozycji w łańcuchu, a nie konkretnych znaków):
 - ^ początek łańcucha
 - \$ koniec łańcucha
 - \b granica słowa
 - \< początek słowa
 - \> koniec słowa
- Klasy znaków:
 - [] jeden ze znaków znajdujących się wewnątrz nawiasów
 - pojawiając się na początku w kontekście klasy znaków powoduje jej zanegowanie
 - a-z zakres znaków (tylko wew. nawiasów kwadratowych)
 - \w znak będący literą, cyfrą lub podkreśleniem
 - \s znak będący białą spacją (spacja, tabulator, koniec linii, etc.)
 - \d cyfra
 - dowolny znak (zazwyczaj niebędący końcem linii)



Zaawansowane własności wyrażeń regularny

- Wsparcie dla Unicode:
 - https://www.regular-expressions.info/unicode.html
 (https://www.regular-expressions.info/unicode.html)
 - \p{L} litery z dowolnego alfabetu (np. a, ą, ć, ü, 力)
 - \p{Ll} mała litera z dowolnego alfabetu
 - \p{Lu} wielka litera z dowolnego alfabetu
 - X dowonly znak Unicode (jak . ale automatycznie uwzględnia znaki przejścia do nowej linii
- positive lookahead
 - wyrażenie (\w+) (?= ma kota) dopasuje się do łańcucha Ala ma kota, ale dopasowanie obejmie tylko słowo Ala.
- negative lookbehind
 - wyrażenie (?!<starych)(zł) dopasuje się do łańcucha 10 złotych ale nie do łańcucha 10 starych złotych.

```
In [45]: text = "aaa"
    re.findall("a(?=a)", text)

Out[45]: ['a', 'a']
```

Narzędzia

- Python
 - re standardowa biblioteka https://docs.python.org/3/library/re.html)
 - pip install regex biblioteka nie wbudowana w język https://pypi.org/project/regex/ (https://pypi.org/project/regex/)
- Java
- java.util.regex.Pattern https://docs.oracle.com/javase/7/docs/api/java/util/regex/Pattern.html)
 https://docs.oracle.com/javase/7/docs/api/java/util/regex/Pattern.html)
- Ruby https://ruby-doc.org/core-2.5.1/Regexp.html (https://ruby-doc.org/core-2.5.1/Regexp.html)
 - literał /a.*/
- Javascript https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Web/JavaScript/Guide/Regular Expressions)
 - literał /a.*/

Odległość edycyjna (odległość Levenshteina)

Minimalna liczba operacji:

- usunięcia
- dodania
- zamiany

pojedynczego znaku, dzięki którym łańcych S1 może zostać przekształcony w łańcuch S2 .

		k	i	t	t	е	n			S	а	t	u	r	d	а	У	
	0	1	2	3	4	5	6		0	1	2	3	4	5	6	7	8	
S	1	1	2	3	4	5	6	S	1	0	1	2	3	4	5	6	7	
i	2	2	1	2	3	4	5	u	2	1	1	2	2	3	4	5	6	
t	3	3	2	1	2	3	4	n	3	2	2	2	3	3	4	5	6	
t	4	4	3	2	1	2	3	d	4	3	3	3	3	4	3	4	5	
i	5	5	4	3	2	2	3	а	5	4	3	4	4	4	4	3	4	
n	6	6	5	4	3	3	2	у	6	5	4	4	5	5	5	4	3	
g	7	7	6	5	4	4	3											

źródło: https://en.wikipedia.org/wiki/Levenshtein_distance (https://en.wikipedia.org/wiki/Levenshtein_distance)

S a t u d a 1 2 0 1 2 **S** 1 1 1 u n 3 3 3 4 d a 5 4 3 y 6 5 4

Implementacje

- algorytm dynamiczny do porównywania pojedynczych łańcuchów znaków
- algorytm korekty tekstu Norviga odwrócenie problemu https://norvig.com/spell-correct.html)
- Levenshtein automaton znacznie szybszy niż algorytm Norviga, zaimplementowany np. w ElasticSearch

Zastosowania miary edycyjnej

- wyszukiwanie przybliżone (fuzzy search did you mean?)
- automatyczna korekta tekstu
- interpretacja komend głosowych

Narzędzia

- Fuzzywuzzy https://github.com/seatgeek/fuzzywuzzy
 (https://github.com/seatgeek/fuzzywuzzy)
- ElasticSearch fuzzy match

 https://www.elastic.co/guide/en/elasticsearch/reference/current/query-dsl-fuzzy-query.html)
- Algorytm Norviga https://norvig.com/spell-correct.html)
- Language tool https://www.languagetool.org/)
- biblioteka regex https://pypi.org/project/regex/)

```
In [46]: pattern = re.compile('wirus')
  texts = ["wrius", "wirrus", "wirs"]
  for text in texts:
    match_data = pattern.search(text)
    if(match_data):
        print(match_data[0])
```

```
In [48]: import regex

pattern = regex.compile(r'(wirus\b){e<=1}')
texts = ["virus", "wirrus", "wirusa"]
for text in texts:
    match_data = pattern.search(text)
    if(match_data):
        print(match_data[0])</pre>
```

virus wirrus wirusa

Normalizacja tekstu - tokenizacja

https://regex101.com/r/pTEWml/3/ (https://regex101.com/r/pTEWml/3/)

Kwestie problematyczne:

- podział wyrażeń wielosegmentowych: Bielsko-Biała
- wyrażenia z apostrofem: McDonald's
- liczby: 100 000 000, 20%
- adresu url i e-mail: http://www.agh.edu.pl

Narzędzia:

- ElasticSearch
 https://www.elastic.co/guide/en/elasticsearch/reference/current/analysis-tokenizers.html)
- Solr https://lucene.apache.org/solr/guide/6 6/tokenizers.html)
 https://lucene.apache.org/solr/guide/6 6/tokenizers.html)

Normalizacja tekstu - podział na zdania

https://regex101.com/r/pTEWml/5/ (https://regex101.com/r/pTEWml/5/)

Narzędzia:

- LanguageTool, reguly SRX https://github.com/languagetool-org/languagetool)
- Alternatywna implementacja dla reguł SRX -https://github.com/loomchild/segment)
- SpaCy https://spacy.io/usage/linguistic-features#sbd
 (https://spacy.io/usage/linguistic-features#sbd)

```
In [51]: import spacy
from spacy.lang.pl import Polish

nlp = Polish()
sentencizer = nlp.create_pipe("sentencizer")
nlp.add_pipe(sentencizer)
doc = nlp("Piątek był trzecim dniem w tym tygodniu na giełdzie w Warszawie, w kt
órym WIG20 spadł o więcej niż 4 proc. na zamknięciu sesji. W efekcie cały giełdo
wy tydzień zakończył się zniżką aż o ponad 15 proc., co jest trzecim najgorszym
wynikiem w historii tego indeksu.")
for sent in doc.sents:
    print(sent.text)
```

Piątek był trzecim dniem w tym tygodniu na giełdzie w Warszawie, w którym WIG2 0 spadł o więcej niż 4 proc. na zamknięciu sesji. W efekcie cały giełdowy tydzień zakończył się zniżką aż o ponad 15 proc., co j est trzecim najgorszym wynikiem w historii tego indeksu.

Wyrażenia wielosegmentowe

- Bielsko-Biała
- Rzeczpospolita Polska
- post scriptum
- Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie
- zastawka mitralna
- benzyna bezołowiowa

Algorytmy ekstrakcji wyrażeń

- point-wise mutual information (PMI):
 - $ullet pmi(a;b) = log rac{p(a,b)}{p(a)p(b)}$
- likelihood ratio-test (LLR test):
 - $\blacksquare \ llr(a;b) = 2*(H(rows) + H(columns) H(all))$
 - ullet $H(cells) = -\sum_{i \in cells} \left(p_i * total * log(p_i)
 ight)$
 - https://github.com/tdunning/python-llr/blob/master/llr.py
 (https://github.com/tdunning/python-llr/blob/master/llr.py)
- algorytmy ML oparte o Wikipedię, np. AutoPhrase
 - https://github.com/shangjingbo1226/AutoPhrase (https://github.com/shangjingbo1226/AutoPhrase)
- TermoPL oparte o miarę C, uwzględniający ograniczenia morfosyntaktyczne
 - C-value(p)

$$=rac{l(p)*\left(freq(p)-rac{1}{r(LP)}\sum_{lp\in LP}freq(lp)
ight)}{l(p)*freq(p)} rac{r(LP)>0}{r(LP)=0}$$

Forma podstawowa	Forma odmieniona	Miara "C"
prezes urząd	[prezes Urzędu]	267.73
kara pieniężny	[kara pieniężna]	69.92
zbiorowy interes konsument	[zbiorowy interes konsumentów]	54.68
ochrona konkurencja	[ochrona konkurencji]	53.33
urząd	[urząd]	30.97
przedsiębiorca	[przedsiębiorca]	30.87
mowa	[mowa]	29.60
sprawa praktyka	[sprawa praktyk]	29.00
sąd ochrona konkurencja	[sąd ochrony konkurencji]	28.00
prezes	[prezes]	27.14
postępowanie antymonopolowy	[postępowanie antymonopolowe]	25.16
droga decyzja	[droga decyzji]	23.00

Wyniki TermoPL dla Ustawy o Ochronie Konkurencji i Konsumentów

Podstawowe algorytmy NLP

- stemming i lematyzacja
- tagowanie
- parsowanie
- rozpoznawanie jednostek nazewniczych
- modelowanie języka

Stemming i lematyzacja

Znajdowanie formy wspólnej dla różnych form powiązanych syntaktycznie.

Stemming (j. angielski)

This was not the map we found in Billy Bones's chest, but an accurate copy, complete in all things-names and heights and soundings-with the single exception of the red crosses and the written notes.

Porter stemmer (proste przekształcenia usuwające końcówki słów):

Thi wa not the map we found in Billi Bone s chest but an accur copi complet in all thing name and height and sound with the singl except of the red cross and the written note

Lematyzacja (j. polski)

Partia polityczna jest dobrowolną organizacją, występującą pod określoną nazwą, stawiającą sobie za cel udział w życiu publicznym poprzez wywieranie metodami demokratycznymi wpływu na kształtowanie polityki państwa lub sprawowanie władzy publicznej.

KRNNT (tagger i lemmatyzer)

partia polityczny być dobrowolny organizacja, występować pod określony nazwa, stawiać siebie za cel udział w życie publiczny poprzez wywierać metoda demokratyczny wpływ na kształtować polityka państwo lub sprawować władza publiczny.

Narzędzia

- Stempel http://www.getopt.org/stempel/)
- Morfologik https://github.com/morfologik/morfologik/morfologik-stemming
 (https://github.com/morfologik/morfologik/morfologik-stemming
- Morfeusz http://sgjp.pl/morfeusz/)
- KRNNT https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt/ (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt/ (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt/ (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt/ (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt/ (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt/)
- Stanford NLP - https://stanfordnlp.github.io/stanfordnlp/installation-download.html) https://stanfordnlp.github.io/stanfordnlp/installation-download.html)
- COMBO https://github.com/360er0/COMBO
 (https://github.com/360er0/COMBO

Tagowanie morfosyntaktyczne

subst:sg:nom:f Partia partia polityczna polityczny adj:sg:nom:f:pos być fin:sg:ter:imperf jest dobrowolną dobrowolny adj:sg:inst:f:pos organizacja subst:sg:inst:f organizacją interp występującą występować pact:sg:inst:f:imperf:aff pod pod prep:inst:nwok określona określony adj:sg:inst:f:pos subst:sg:inst:f nazwą nazwa

Tagi morfosyntaktyczne 1/2

flexeme	abbreviation	base form	example
noun	subst	singular nominative	profesor
depreciative form	depr	singular nominative form of the corresponding noun	profesor
main numeral	num	inanimate masculine nominative form	pięć, dwa
collective numeral	numcol	inanimate masculine nominative form of the main numeral	pięć, dwa
adjective	adj	singular nominative masculine positive form	polski
ad-adjectival adjective	adja	singular nominative masculine positive form of the adjective	polski
post-prepositional adjective	adjp	singular nominative masculine positive form of the adjective	polski
predicative adjective	adjc	singular nominative masculine positive form of the adjective	zdrowy, ciekawy
adverb	adv	positive form	dobrze, bardzo
non-3rd person pronoun	ppron12	singular nominative	ja
3rd-person pronoun	ppron3	singular nominative	on
pronoun siebie	siebie	accusative	siebie
non-past form	fin	infinitive	czytać
future вуć	bedzie	infinitive	być
agglutinate być	aglt	infinitive	być
l-participle	praet	infinitive	czytać
imperative	impt	infinitive	czytać
impersonal	imps	infinitive	czytać
infinitive	inf	infinitive	czytać

http://nkjp.pl/poligarp/help/ense2.html (http://nkjp.pl/poligarp/help/ense2.html)

Tagi morfosyntaktyczne 2/2

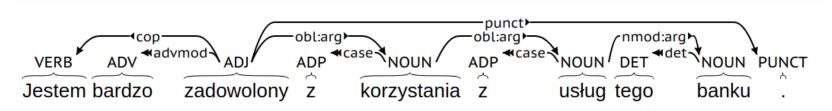
contemporary adv. participle	pcon	infinitive	czytać
anterior adv. participle	pant	infinitive	czytać
gerund	ger	infinitive	czytać
active adj. participle	pact	infinitive	czytać
passive adj. participle	ppas	infinitive	czytać
winien	winien	singular masculine form	powinien, rad
predicative	pred	the only form of that flexeme	warto
preposition	prep	the non-vocalic form of that flexeme	na, przez, w
coordinating conjunction	conj	the only form of that flexeme	oraz
subordinating conjunction	comp	the only form of that flexeme	że
particle-adverb	qub	the only form of that flexeme	nie, -że, się
abbreviation	brev	the full dictionary form	rok, i tak dalej
bound word	burk	the only form of that flexeme	trochu, oścież
interjection	interj	the only form of that flexeme	ech, kurde
punctuation	interp	the only form of that flexeme	;, ., (,]
alien	XXX	the only form of that flexeme	cool , nihil
unknown form	ign	the only form of that flexeme	

http://nkjp.pl/poliqarp/help/ense2.html (http://nkjp.pl/poliqarp/help/ense2.html)

Narzędzia - taggery dla j. polskiego

- Toygger http://mozart.ipipan.waw.pl/~kkrasnowska/PolEval/src/
 (http://mozart.ipipan.waw.pl/~kkrasnowska/PolEval/src/)
- KRNNT https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt (https://github.com/kwrobel-nlp/krnnt)
- COMBO https://github.com/360er0/COMBO
 (https://github.com/360er0/COMBO
- Stanford NLP - https://stanfordnlp.github.io/stanfordnlp/installation-download.html) https://stanfordnlp.github.io/stanfordnlp/installation-download.html)
- Concraft https://github.com/kawu/concraft-pl
 (https://github.com/kawu/concraft-pl

Parsing zależnościowy



Narzędzia

- Universal dependencies https://universaldependencies.org/
 (https://universaldependencies.org/)
- MALT Parser http://www.maltparser.org/)
- COMBO https://github.com/360er0/COMBO
 (https://github.com/360er0/COMBO
- Stanford NLP https://stanfordnlp.github.io/stanfordnlp (https://stanfordnlp.github.io/stanfordnlp)

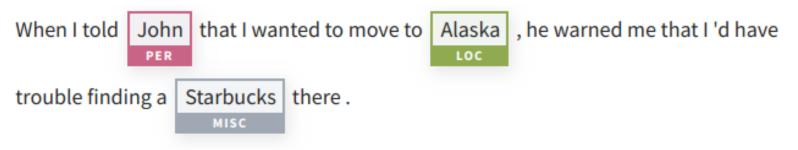
```
In [52]: | import stanfordnlp
         #stanfordnlp.download('pl')
         nlp = stanfordnlp.Pipeline(lang='pl', treebank='pl lfg')
         doc = nlp("Piatek był trzecim dniem w tym tygodniu na giełdzie w Warszawie, w kt
         órym WIG20 spadł o więcej niż 4 proc. na zamknięciu sesji.")
         Use device: cpu
         Loading: tokenize
         With settings:
         {'model path': '/home/apohllo/stanfordnlp resources/pl lfg models/pl lfg token
         izer.pt', 'lang': 'pl', 'shorthand': 'pl lfg', 'mode': 'predict'}
         Loading: pos
         With settings:
         {'model path': '/home/apohllo/stanfordnlp resources/pl lfg models/pl lfg tagge
         r.pt', 'pretrain path': '/home/apohllo/stanfordnlp resources/pl lfg models/pl
         lfg.pretrain.pt', 'lang': 'pl', 'shorthand': 'pl lfg', 'mode': 'predict'}
         Loading: lemma
         With settings:
         {'model path': '/home/apohllo/stanfordnlp resources/pl lfg models/pl lfg lemma
         tizer.pt', 'lang': 'pl', 'shorthand': 'pl lfg', 'mode': 'predict'}
         Building an attentional Seg2Seg model...
         Using a Bi-LSTM encoder
         Using soft attention for LSTM.
         Finetune all embeddings.
         [Running seg2seg lemmatizer with edit classifier]
         Loading: depparse
         With settings:
         {'model path': '/home/apohllo/stanfordnlp resources/pl lfg models/pl lfg parse
         r.pt', 'pretrain path': '/home/apohllo/stanfordnlp resources/pl lfg models/pl
         lfg.pretrain.pt', 'lang': 'pl', 'shorthand': 'pl lfg', 'mode': 'predict'}
         Done loading processors!
```

/pytorch/aten/src/ATen/native/LegacyDefinitions.cpp:14: UserWarning: masked_fill_ received a mask with dtype torch.uint8, this behavior is now deprecated,please use a mask with dtype torch.bool instead.

```
In [53]:
          doc.sentences[0].print dependencies()
           ('Piątek', '4', 'nsubj')
          ('był', '4', 'cop')
('trzecim', '4', 'amod')
('dniem', '0', 'root')
           ('w', '7', 'case')
           ('tym', '7', 'det')
           ('tygodniu', '4', 'obl')
           ('na', '9', 'case')
           ('giełdzie', '4', 'nmod')
           ('w', '11', 'case')
           ('Warszawie', '4', 'nmod')
           (',', '16', 'punct')
           ('w', '14', 'case')
           ('którym', '16', 'obl')
           ('WIG20', '16', 'nsubj')
           ('spad\', '11', 'acl:relcl')
           ('o', '18', 'case')
           ('więcej', '16', 'obl')
           ('niż', '21', 'case')
           ('4', '21', 'nummod')
```

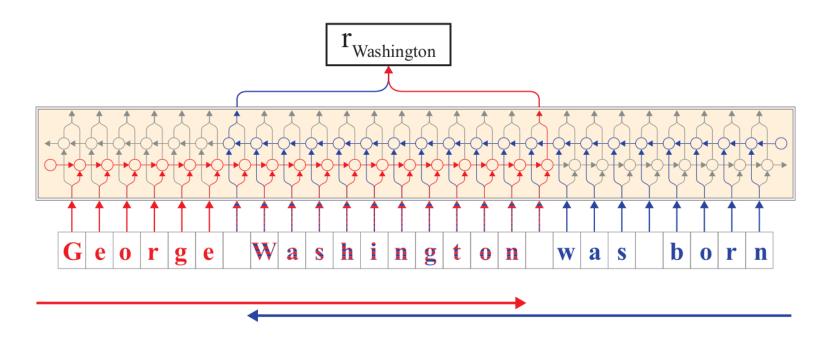
('proc', '18', 'nmod')
('.', '11', 'punct')

Rozpoznawanie jednostek nazewniczych (NER)



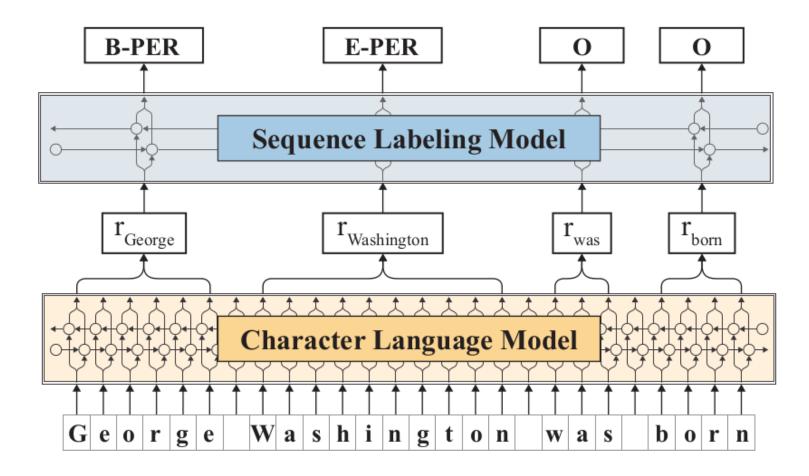
Źródło: https://demo.allennlp.org/named-entity-recognition)

Flair 1/2



Żródło: Akbik, A., Blythe, D. and Vollgraf, R., 2018. Contextual string embeddings for sequence labeling. In Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics (pp. 1638-1649).

Flair 2/2



Żródło: Akbik, A., Blythe, D. and Vollgraf, R., 2018. Contextual string embeddings for sequence labeling. In Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics (pp. 1638-1649).

Narzędzia

J. polski

- Flair https://github.com/zalandoresearch/flair)
 (https://github.com/zalandoresearch/flair)
- Stanford NLP <u>https://stanfordnlp.github.io/stanfordnlp/installation_download.html</u>
 (https://stanfordnlp.github.io/stanfordnlp/installation_download.html)
- PolDeepNer https://github.com/CLARIN-PL/PolDeepNer
 (https://github.com/CLARIN-PL/PolDeepNer
- ApplicaAl (na bazie Flair) https://github.com/applicaai/poleval-2018
 (https://github.com/applicaai/poleval-2018)
- Liner2 https://github.com/CLARIN-PL/Liner2 (https://github.com/CLARIN-PL/Liner2 (https://github.com/CLARIN-PL/Liner2 (https://github.com/CLARIN-PL/Liner2 (https://github.com/CLARIN-PL/Liner2)

Narzędzia cd.

J. angielski

Modelowanie języka

	i	want	to	eat	chinese	food	lunch	spend
i	5	827	0	9	0	0	0	2
want	2	0	608	1	6	6	5	1
to	2	0	4	686	2	0	6	211
eat	0	0	2	0	16	2	42	0
chinese	1	0	0	0	0	82	1	0
food	15	0	15	0	1	4	0	0
lunch	2	0	0	0	0	1	0	0
spend	1	0	1	0	0	0	0	0

Figure 3.1 Bigram counts for eight of the words (out of V = 1446) in the Berkeley Restaurant Project corpus of 9332 sentences. Zero counts are in gray.

	i	want	to	eat	chinese	food	lunch	spend
i	0.002	0.33	0	0.0036	0	0	0	0.00079
want	0.0022	0	0.66	0.0011	0.0065	0.0065	0.0054	0.0011
to	0.00083	0	0.0017	0.28	0.00083	0	0.0025	0.087
eat	0	0	0.0027	0	0.021	0.0027	0.056	0
chinese	0.0063	0	0	0	0	0.52	0.0063	0
food	0.014	0	0.014	0	0.00092	0.0037	0	0
lunch	0.0059	0	0	0	0	0.0029	0	0
spend	0.0036	0	0.0036	0	0	0	0	0

Figure 3.2 Bigram probabilities for eight words in the Berkeley Restaurant Project corpus of 9332 sentences. Zero probabilities are in gray.

Generowanie tekstu

Context (human-written): In a shocking finding, scientist discovered a herd of unicorns living in a remote, previously unexplored valley, in the Andes Mountains. Even more surprising to the researchers was the fact that the unicorns spoke perfect English.

GPT-2: The scientist named the population, after their distinctive horn, Ovid's Unicorn. These four-horned, silver-white unicorns were previously unknown to science.

Now, after almost two centuries, the mystery of what sparked this odd phenomenon is finally solved.

Dr. Jorge Pérez, an evolutionary biologist from the University of La Paz, and several companions, were exploring the Andes Mountains when they found a small valley, with no other animals or humans. Pérez noticed that the valley had what appeared to be a natural fountain, surrounded by two peaks of rock and silver snow.

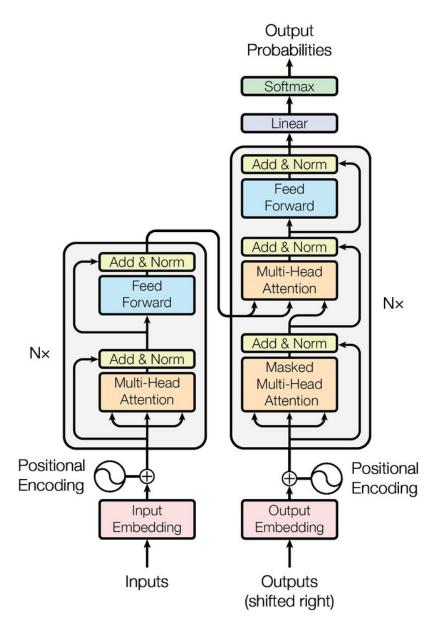
Pérez and the others then ventured further into the valley. "By the time we reached the top of one peak, the water looked blue, with some crystals on top," said Pérez.

Pérez and his friends were astonished to see the unicorn herd. These creatures could be seen from the air without having to move too much to see them – they were so close they could touch their horns.

While examining these bizarre creatures the scientists discovered that the creatures also spoke some fairly regular English. Pérez stated, "We can see, for example, that they have a common 'language,' something like a dialect or dialectic."

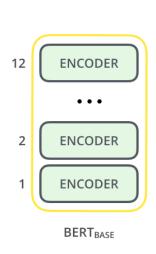
Źródło: "Language Models are Unsupervised Multitask Learners" A. Radford, J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei, I. Sutskever

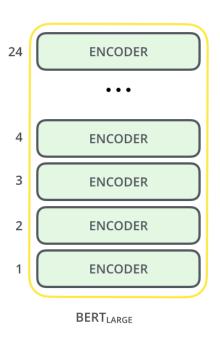
Architektura transformer



Źródło
https://www.researchgate.net/publication/323904682 Tensor2Tensor for Neural Machi lo=1
https://www.researchgate.net/publication/323904682 Tensor2Tensor for Neural Mach lo=1)

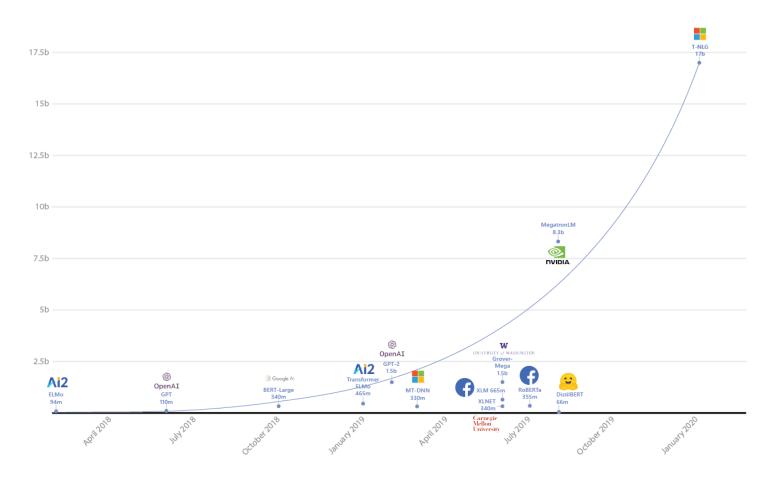
Architektura BERTa





Źródło: http://jalammar.github.io/illustrated-bert/ (http://jalammar.github.io/i

Turing NLG

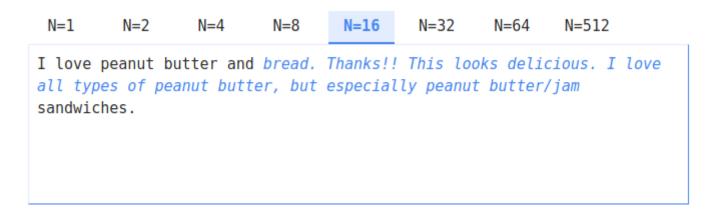


Żródło: https://www.microsoft-a-17-billion-parameter-language-model-by-microsoft/ https://www.microsoft.com/en-us/research/blog/turing-nlg-a-17-billion-parameter-language-model-by-microsoft/)

Narzędzia:

- SRI LM http://www.speech.sri.com/projects/srilm/
 (http://www.speech.sri.com/projects/srilm/)
- Flair https://github.com/zalandoresearch/flair)
- ULMFiT http://nlp.fast.ai/)
- BERT https://github.com/google-research/bert (<a href="https://github.com/google-researc
- ELMo https://allennlp.org/elmo)

Model T5



https://ai.googleblog.com/2020/02/exploring-transfer-learning-with-t5.html (https://ai.googleblog.com/2020/02/exploring-transfer-learning-with-t5.html)

Zastosowania

Praca z danymi tekstowymi

- 1. zebranie danych tekstowych
- 2. normalizacja danych tekstowych
- 3. anotacja danych
- 4. budowa modelu
- 5. testy
- 6. wdrożenie

Papers with code

Natural Language Processing

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

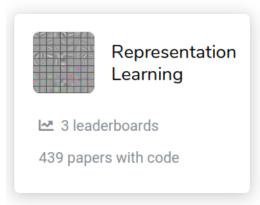
429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 100 datasets • 3560 papers with code

429 leaderboards • 232 tasks • 23

Representation Learning

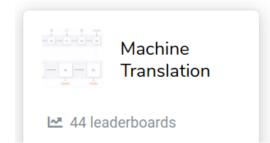






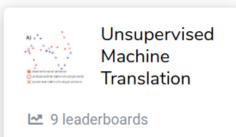
▶ See all 17 tasks

Machine Translation





Transliteration



SQuAD

Steam_engine

The Stanford Question Answering Dataset

Steam engines are external combustion engines, where the working fluid is separate from the combustion products. Non-combustion heat sources such as solar power, nuclear power or geothermal energy may be used. The ideal thermodynamic cycle used to analyze this process is called the Rankine cycle. In the cycle, water is heated and transforms into steam within a boiler operating at a high pressure. When expanded through pistons or turbines, mechanical work is done. The reduced-pressure steam is then condensed and pumped back into the boiler.

Along with geothermal and nuclear, what is a notable non-combustion heat source?

Ground Truth Answers: solar solar power solar power, nuclear power or geothermal energy solar

What ideal thermodynamic cycle analyzes the process by which steam engines work?

Ground Truth Answers: Rankine Rankine cycle Rankine cycle Rankine cycle

źródło: https://rajpurkar.github.io/SQuAD-explorer/explore/v2.0/dev/Steam engine.html (https://rajpurkar.github.io/SQuAD-explorer/explore/v2.0/dev/Steam engine.html)

Zasoby