Analiza wypowiedzi w celu rozpoznawania własności mówcy na przykładzie przemówień sejmowych

Piotr Przybyła, Paweł Teisseyre

IPI PAN

28 kwietnia 2014

Plan prezentacji

PhD STUDIES

KAPITAŁ LUDZKI
NARODOWA STRATEGIA SPÓJNOŚCI

UNIA EUROPEJSKA
EUROPEJSKI
FUNDUSZ SPOŁECZNY

Project co-financed by European Union within the framework of European Social Fund

Wprowadzenie

Cel:

- Identyfikacja własności posłów, takich jak:
  - płeć,
  - wykształcenie,
  - przynależność partyjna,
  - roku urodzenia

  na podstawie ich wypowiedzi w polskim Sejmie.

Wprowadzenie

Problemy związane z klasyfikacją tekstów:

- duża liczba cech p w porównaniu z liczbą rekordów n (u nas: $p = 14.259.209$, $n = 8780$) wymaga:
  - redukcji wymiaru danych i/lub selekcji cech,
  - zastosowania metod przystosowanych do sytuacji danych wysokowymiarowych.
- ekstrakcja cech wymaga użycia wiedzy i narzędzi lingwistycznych

Wprowadzenie

Podobne problemy:

- Bardzo popularne zagadnienie: klasyfikacja płci/wieku na podstawie **nieformalnych wypowiedzi** (blogi, Twitter, posty na forum, czaty, itp.), np. praca Argamon et. al. (2007).
- Identyfikacja płci na podstawie bardziej formalnych tekstów (np. dokumenty z korpusu BNC), praca Koppel (2002).
- Przewidywanie przynależności partyjnej w oparciu o wypowiedzi polityków, praca Dahllöf, M. (2012).
- Przewidywanie opini na temat polityków w oparciu o nieformalne wypowiedzi, np. praca Conover et. al (2011).

Wprowadzenie

Cechy używane do predykcji płci/wieku:

- n-gramy słów (np. słowa "mom", "cried", "freaked", "gosh")
- n-gramy części mowy
- klasy słów (np. słowa zakończone na *-less*)
- grupy słów (np. związane z rodziną: *family, mother, children, father, kids, parents* lub polityką: *Bush, president, Iraq, Kerry, war, american, political*)
- stylistyczne (np. procent słów mających więcej niż 6 liter)
- strukturalne (liczba paragrafów, liczba linków, liczba obrazków)
- słownikowe (liczba skrótów, liczba przekleństw, liczba spójników)
- liczba błędów językowych

Wprowadzenie

Pytania:

- Czy jest możliwa efektywna klasyfikacja posłów (ze względu na płeć, wykształcenie, przynależność partyjną) na podstawie ich bardzo **formalnych** wypowiedzi?
- Czy możliwe jest oszacowanie roku urodzenia posła na podstawie wypowiedzi?
- Jakie cechy są najbardziej istotne?
- Jak ilość cech wpływa na jakość klasyfikacji?
- Które metody klasyfikacji/regresji działają efektywnie?
- W jakim stopniu odmiana czasownika w języku polskim ułatwia zadanie klasyfikacji płci?

Korpus sejmowy

Korpus wypowiedzi sejmowych, opisany w Ogrodniczuk (2012) i dostępny via CLIP `http://clip.ipipan.waw.pl/PSC`.

- 6 kadencji (lata 1991-2011), podzielonych na posiedzenia, podzielonych na wypowiedzi z przypisanym autorem.
- Oznaczony automatycznie (format NKJP):
  - analiza morfosyntaktyczna (*Morfeusz SGJP*),
  - ujednoznacznianie (*PANTERA*),
  - grupy składniowe (*Spejd*),
  - byty nazwane (*NERF* + *Quant* (z RAFAELa)),
- 300 milionów segmentów,
- pominęliśmy interpelacje i pytania (jedynie posiedzenia).

Przykład

```
      <div xml:id="div-146">
       <u xml:id="u-146.1" who="#WicemarszalekDariuszWojcik">Panie pośle, w art. 63 ust. 2, którym się
pan posłużył, stwierdzono, że dopuszcza się możliwość dyskusji na temat podjęty w interpelacji. Pan
po prostu nie przeczytał ust. 2 w art. 63.</u>
       <u xml:id="u-146.2" who="#PoselMarekMuszynski">(Jest jednak określony czas.)</u>
       <u xml:id="u-146.3" who="#WicemarszalekDariuszWojcik">Panie pośle, w ust. 2 nie określa się
czasu. Czas jest określony w ust. 1 - 10 minut na odpowiedź, 5 minut na dodatkową odpowiedź na
pytania zadane z sali, a o możliwości dyskusji mówi ust. 2.</u>
       <u xml:id="u-146.4" who="#komentarz">(Oklaski)</u>
       <u xml:id="u-146.5" who="#WicemarszalekDariuszWojcik"> Regulamin jest więc przestrzegany.</u>
       <u xml:id="u-146.6" who="#WicemarszalekDariuszWojcik">Ja natomiast z innego powodu apeluję o
to, aby przestrzegać tematyki interpelacji, zadawać krótkie i precyzyjne pytania i udzielać takich
właśnie odpowiedzi. Będziemy mieli bowiem kłopoty ze zrealizowaniem punktów porządku dziennego, a
pozostały jeszcze do omówienia bardzo istotne sprawy, które nie powinny czekać, bo społeczeństwo
oczekuje od nas szybkich działań.</u>
       <u xml:id="u-146.7" who="#WicemarszalekDariuszWojcik">Chciałbym zapytać pana posła, czy po moim
wyjaśnieniu podtrzymuje pan swój wniosek formalny?</u>
      </div>
      <div xml:id="div-147">
       <u xml:id="u-147.1" who="#PoselMarekMuszynski">W takim razie, jeśli można, zgłaszam wniosek o
przerwanie dyskusji na ten temat.</u>
       <u xml:id="u-147.2" who="#komentarz">(Poruszenie na sali)</u>
      </div>
      <div xml:id="div-148">
       <u xml:id="u-148.1" who="#WicemarszalekDariuszWojcik">Proszę państwa, czy ktoś chciałby zabrać
głos w sprawie wniosku formalnego?</u>
       <u xml:id="u-148.2" who="#WicemarszalekDariuszWojcik">Proszę bardzo, pan poseł Marek Borowski.</
u>
```

Mówcy

Posłowie IV kadencji 2001 - 2005

Bronisław Cieślak

Data i miejce urodzenia: 08.10.1943, Kraków
Stan cywilny: żonaty

Wykształcenie: średnie ogólne
Ukończona szkoła: Liceum Ogólnokształcące

Klub Parlamentarny Sojuszu Lewicy Demokratycznej

Staż parlamentarny: poseł III kadencji
Data ślubowania: 19.10.2001
Lista: Sojusz Lewicy Demokratycznej - Unia Pracy
Okręg wyborczy: 13 Kraków
Liczba głosów: 24252

Automatyczne pozyskiwanie ze strony sejmu skryptem w Pythonie.

Wydobywane własności:

- rok urodzenia (ciągły, uwzględniając dzień i miesiąc),
  1920-1985, μ=1953, σ=9,4
- płeć (na podstawie imienia),
  kobiety: 17%
- partia (komitet wyborczy),
  4-6 na kadencję
- wykształcenie, uproszczone do:
  - podstawowe (1,5%),
  - średnie zawodowe (14%),
  - średnie ogólne (1,7%),
  - policealne (2,5%),
  - wyższe (71%),
  - doktorat (9%).

Budowa zadania klasyfikacji

1. Grupowanie wypowiedzi według posła (kadencje osobno),
2. Podział grupy na podgrupy po 100 wypowiedzi,
3. Każda podgrupa pojedynczym *przypadkiem uczącym*, traktowanym jak ciągły tekst,
   $\Longrightarrow$ spośród 2.909 posłów tylko 2.133 miało min. 100 wypowiedzi,
   $\Longrightarrow$ powstało 8.780 przypadków uczących, 203-16.720 słów, średnio 7.937
4. Ekstrakcja wektora cech dla każdego tekstu; przypisanie własności autora do tekstu,
5. Klasyfikacja.

! Nie korzystamy ze związku między wypowiedziami o wspólnym autorze.

Zakres danych

Sejm – środowisko silnie dynamiczne, w każdej kadencji powstaje na nowo, brak ciągłości przynależności partyjnej i wykształcenia.
$\Longrightarrow$ Konieczne wskazanie *zakresu* klasyfikacji:

- płeć i rok urodzenia na całych danych,
- przynależność partyjna według komitetu wyborczego, w każdej kadencji osobno,

  pomijamy pierwszą kadencję (34 partie) i małe partie ($<$5 przypadków)
- wykształcenie tylko w IV kadencji (2001-2005: SLD, PO, Samoobrona, PiS, LPR, PSL)

  w pozostałych ponad 80% to wykształcenie wyższe

Cechy statystyczne

- średnia długość słowa w znakach `@avgWordLength`,
- średnia długość zdania w słowach `@avgSenLength`,
- udział słów dłuższych niż 6 liter `@longWords`,
- udział słów dłuższych niż 8 liter `@longlongWords`,
- udział słów dłuższych niż 10 liter `@longlonglongWords`,
- średnia liczba grup składniowych na zdanie `@groupsPerSen`,
- średnia długość grup składniowych `@groupsLength`,
- średnia liczba bytów nazwanych na zdanie według typów:
  - liczb `@neNumsPerSen`,
  - osób `@nePersonsPerSen`,
  - miejsc `@nePlacesPerSen`,
  - dat `@neDatesPerSen`.

Cechy leksykalne

Częstości (liczność/długość tekstu) tokenów:

- form powierzchniowych,
- lematów (pref. $),
- interpretacji (pref. :),
- bigramy:
  - form powierzchniowych (pref. #),
  - lematów (pref. #$),
  - interpretacji (pref. #:),
  - części mowy (pref. #;).

czarne koty⇒

- `czarne`
- `koty`
- `$czarny`
- `$kot`
- `:adj:pl:nom:m2:pos`
- `:subst:pl:nom:m2`
- `#czarne_koty`
- `#$czarny_kot`
- `#:adj:pl:nom:m2:pos_subst:pl:nom:m2`
- `#;adj_subst`

$\Longrightarrow$ 14.259.202 różnych tokenów, 37.916 w co najmniej 10 przypadkach

Przekształcony tekst

- `To $to :qub #BEG_To #$BEG_to #:BEG_qub #;BEG_qub`
- `dlatego $dlatego :adv #To_dlatego #$to_dlatego #:qub_adv #;qub_adv`
- `, $, :interp #dlatego_, #$dlatego_, #:adv_interp #;adv_interp`
- `Wysoki $wysoki :adj:sg:voc:m3:pos #,_Wysoki #$,_wysoki #:interp_adj:sg:voc:m3:pos #;interp_adj`
- `Sejmie $sejm :subst:sg:voc:m3 #Wysoki_Sejmie #$wysoki_sejm #:adj:sg:voc:m3:pos_subst:sg:voc:m3 #;adj_subst`
- `, $, :interp #Sejmie_, #$sejm_, #:subst:sg:voc:m3_interp #;subst_interp`
- `na $na :prep:loc #,_na #$,_na #:interp_prep:loc #;interp_prep`
- `początku $początek :subst:sg:loc:m3 #na_początku #$na_początek #:prep:loc_subst:sg:loc:m3 #;prep_subst`
- `zacytował $zacytować :praet:sg:m1:perf #początku_zacytował #$początek_zacytować #:subst:sg:loc:m3_praet:sg:m1:perf #;subst_praet`
- `em $być :aglt:sg:pri:imperf:wok #zacytował_em #$zacytować_być #:praet:sg:m1:perf_aglt:sg:pri:imperf:wok #;praet_aglt`

Pliki wczytywane i przeliczane do DocumentTermMatrix przez pakiet `tm` w **R**.

Koniugacja a płeć

chciałem⇒

- chciał
- em
- $chcieć
- $być
- :praet:sg:**m1**:imperf
- :aglt:sg:pri:imperf:**wok**
- #chciał_em
- #$chcieć_być
- #:praet:sg:**m1**:imperf_aglt:sg:pri:imperf:**wok**
- #;praet_aglt

Selekcja cech

Miary wykorzystane do selekcji zmiennych (pakiet `FSelector` w R):

- Przyrost informacji:

$$IG(y,x) := \frac{H(y) - H(y|x)}{H(x)},$$

  gdzie H oznacza entropię.
  - $1 \geqslant IG(y,x) \geqslant 0$,
  - $IG(y,x) = 0$ jeżeli x i y są **niezależne**.

- Współczynnik korelacji liniowej:

$$COR(y,x) := \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}}$$

Selekcja cech

Cechy:

- $14,259,202$ (cechy leksykalne)
- 7 (cechy statystyczne)

Selekcja zmiennych:

1. Odrzucenie tokenów występujących w mniej niż 10 przypadkach uczących (co daje $37,916$ cech).
2. Wybór cech z najwyższą wartością informacji wzajemnej (dla klasyfikacji) i największą korelacją (dla regresji).
3. Budowa modelu przy użyciu: 500, 5000, 10000 najbardziej istotnych cech (+wszystkie).
4. Cechy statystyczne są zawsze włączone do modelu.

Selekcja cech

Miara oceny istotności cech:

- Miara oparta na lasach losowych (pakiet `RandomForest` w R):

$$VI(x) := \sum_{\text{(drzewa)}} \sum_{\text{(węzły zawierające x)}} IG(y, x > t)$$

  gdzie:
  - $x > t$ jest testem użytym w danym węźle do podziału danych.
  - $IG(y, x > t)$ jest przerostem informacji y związanym z podziałem danych.
- Miara przyjmuje duże wartości, jeżeli:
  - zmienna x była często wykorzystywana do podziałów.
  - użycie zmiennej x do podziału zmniejszyło entropię y.

Predykcja

3 problemy:

- klasyfikacja binarna (płeć)
- klasyfikacja wieloklasowa (wykształcenie, partie)
- regresja (rok urodzenia)

Predykcja

Model klasyfikacyjne:

- regresja logistyczna z regularyzacją (LOGISTIC)
- drzewa decyzyjne (CART)
- lasy losowe (RF)
- maszyny wektorów podpierających (SVM)
- naiwny klasyfikator Bayesa (NB)
- metoda najbliższych sąsiadów (KNN)

Predykcja

Model regresyjne:

- drzewa regresyjne (CART)
- lasy losowe (RF)
- maszyny wektorów podpierających (SVM)
- regresja liniowa z regularyzacją (LASSO)
- metoda najbliższych sąsiadów (KNN)
- regresja składowych głównych (PCR)
- regresja częściowych najmniejszych kwadratów (PLSR)

Predykcja

Ocena modeli:

- Kroswalidacja 5-krotna.

Oznaczenia:

- y_i: prawdziwa wartość odpowiedzi dla przypadku i
- $\hat{y}_i$: przewidywana wartość odpowiedzi dla przypadku i
- n: liczba przypadków w zbiorze testowym
- $+$: klasa wyróżniona

Predykcja

Wskaźniki oceny:

- Dokładność klasyfikacji:

$$Accuracy := \frac{\#\{y_i = \hat{y}_i\}}{n}$$

- Czułość (recall):

$$Recall := \frac{\#\{y_i = +, \hat{y}_i = +\}}{\#\{y_i = +\}}$$

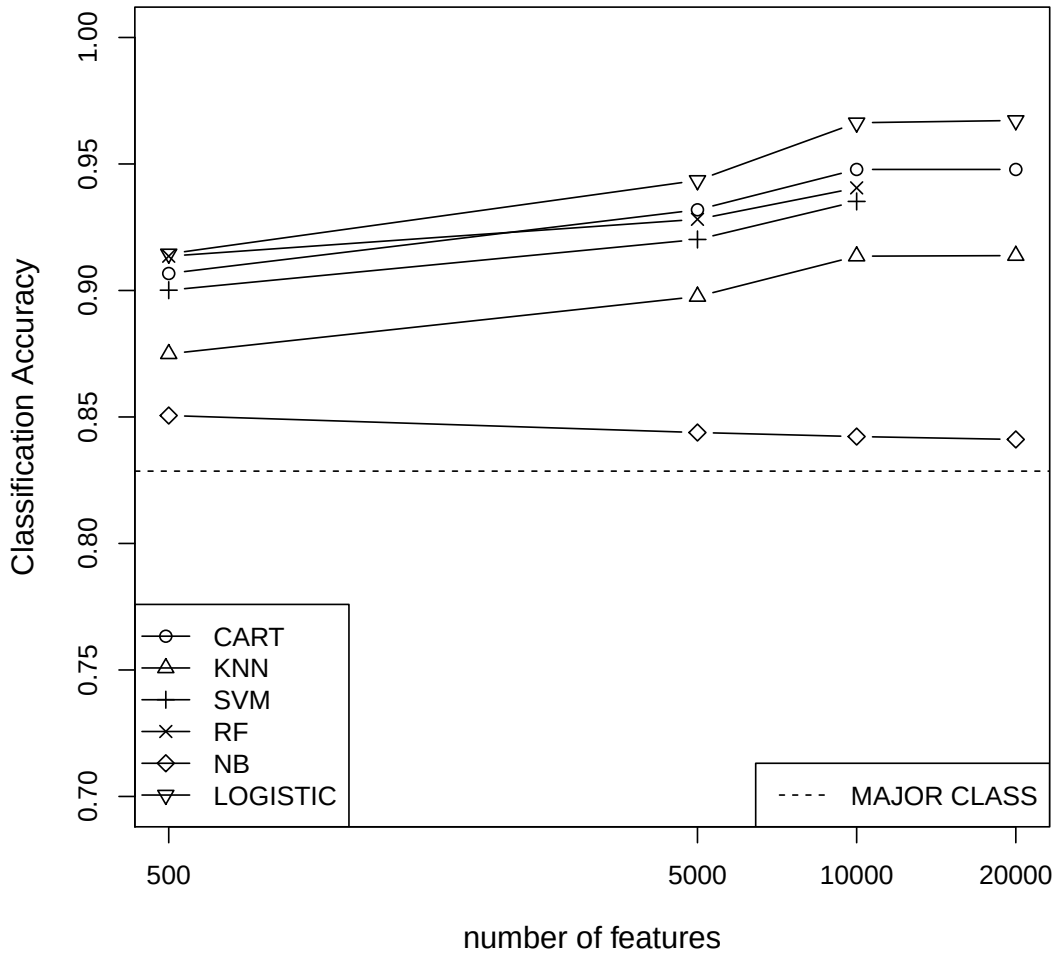
- Precyzja (precision):

$$Precision := \frac{\#\{y_i = +, \hat{y}_i = +\}}{\#\{\hat{y}_i = +\}}$$

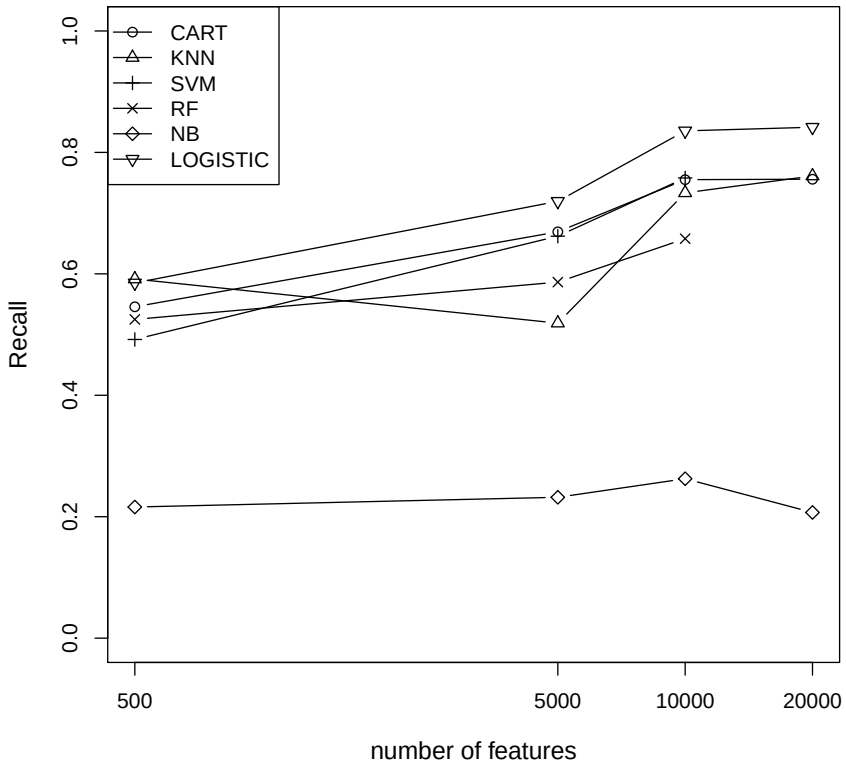
- Spierwiastkowany błąd średniokwadratowy (RMSE):

$$RMSE := \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}$$

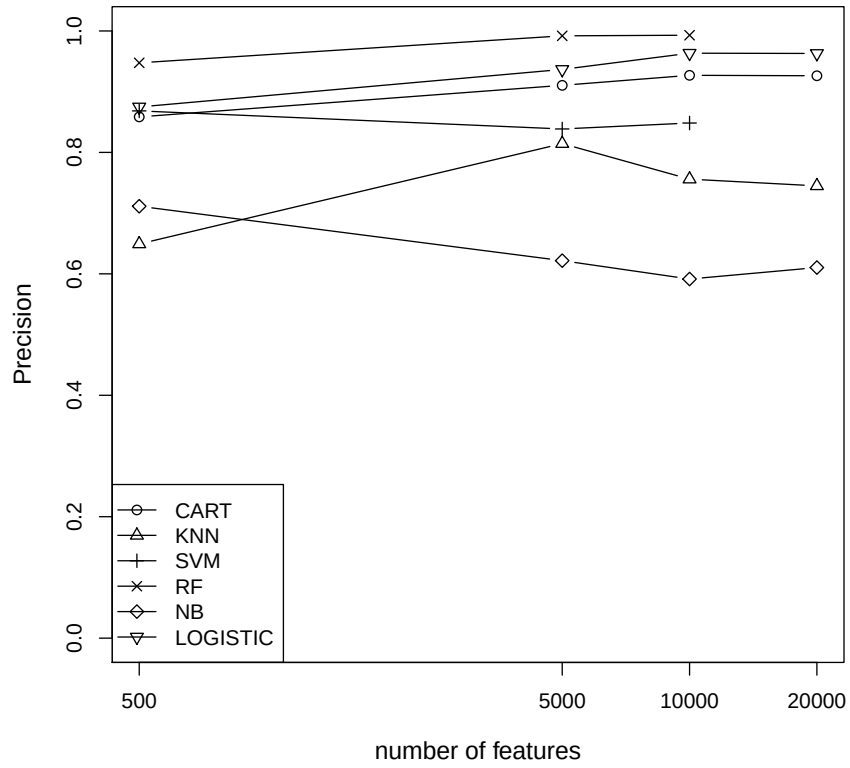
Płeć


Classification Accuracy
1.00
0.95
0.90
0.85
0.80
0.75
0.70
500
5000
10000
20000
number of features
CART
KNN
SVM
RF
NB
LOGISTIC
MAJOR CLASS

Płeć. Recall (a) oraz Precision (b).

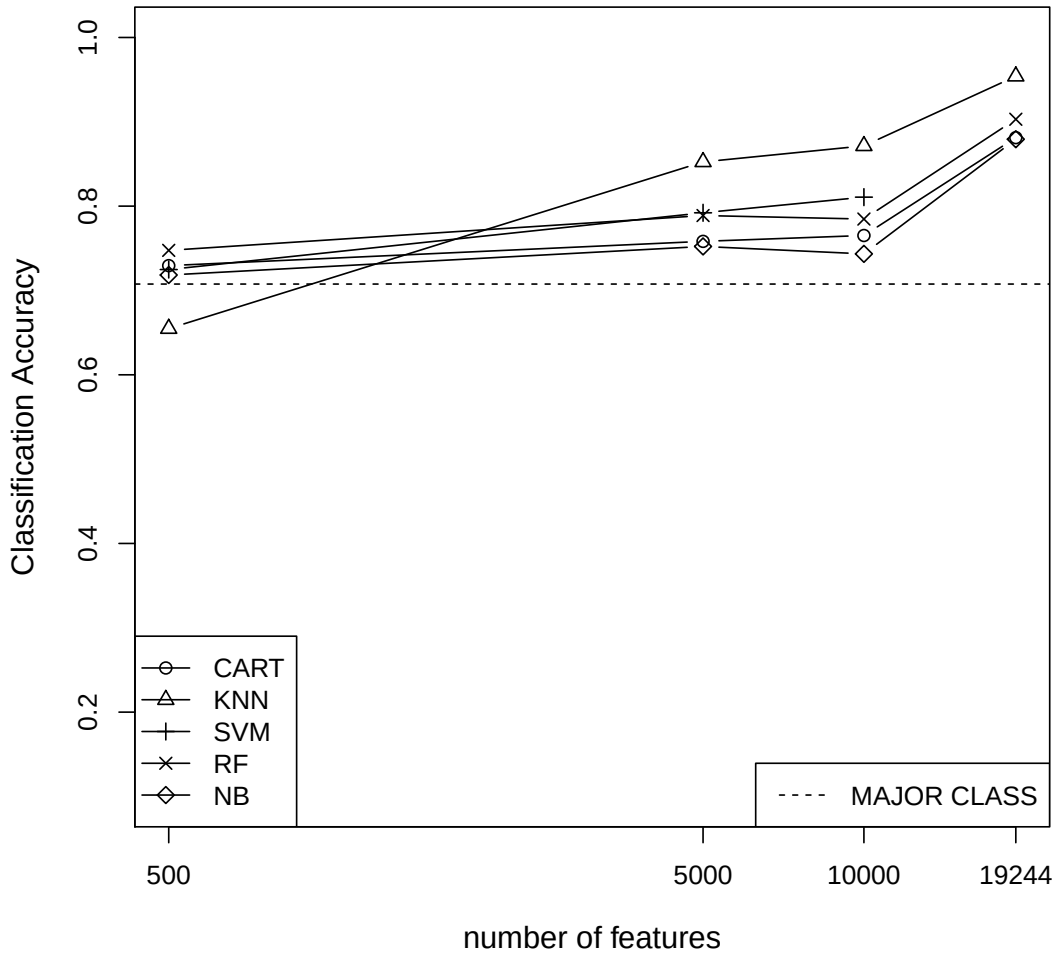


(*a*)

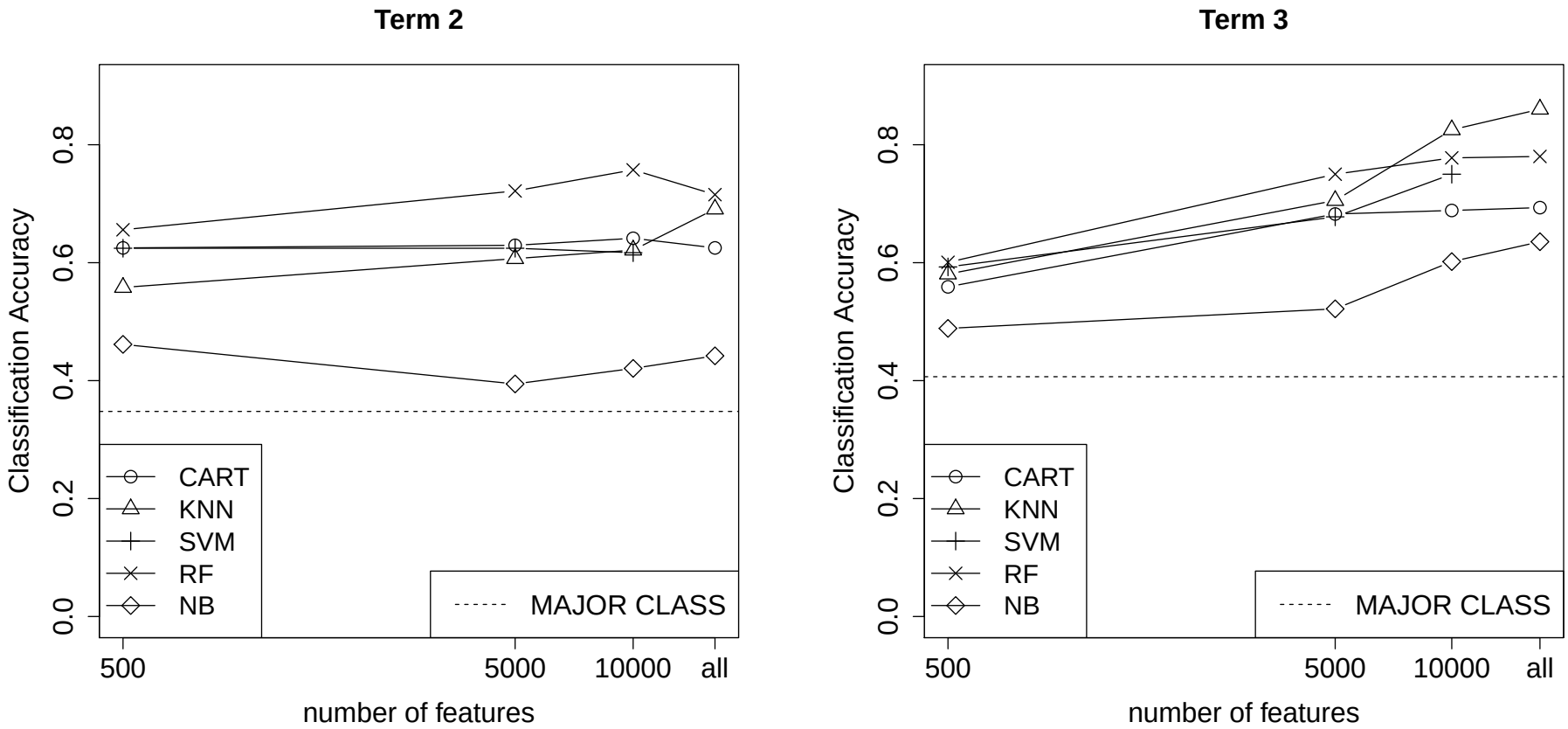


(*b*)

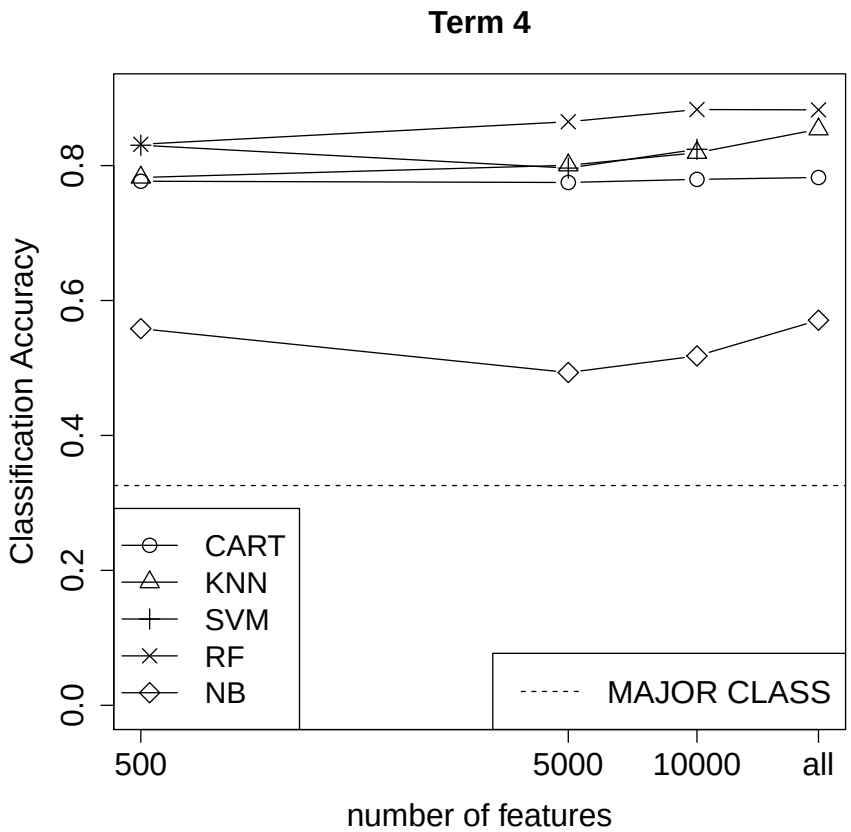
Wykształcenie (4 kadencja)

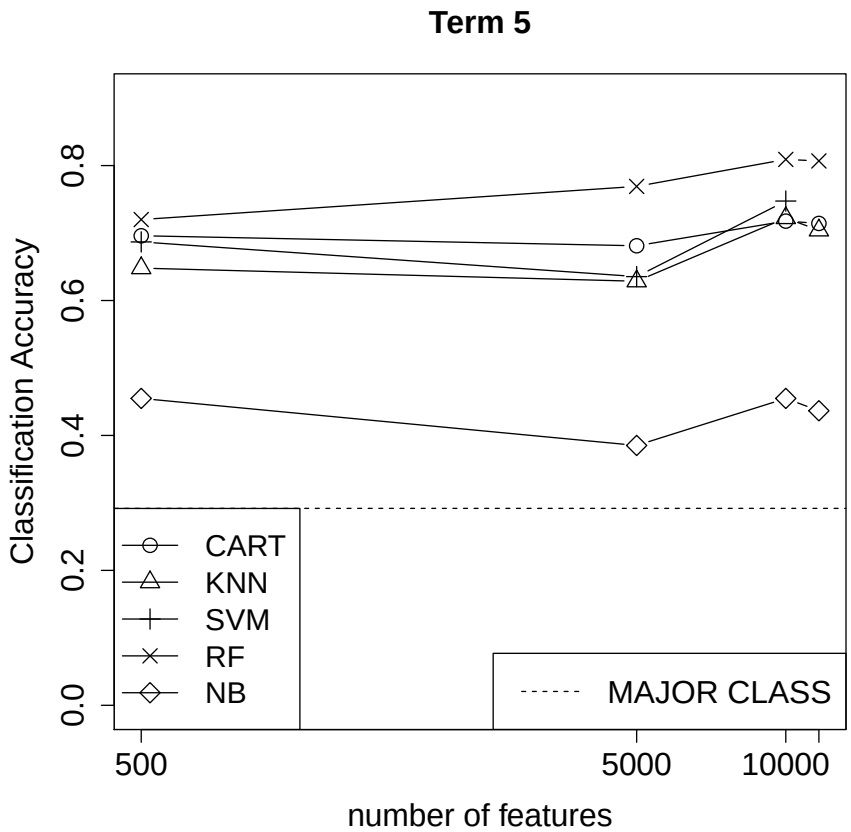


Partie (2, 3 kadencja)



Partie (4, 5 kadencja)

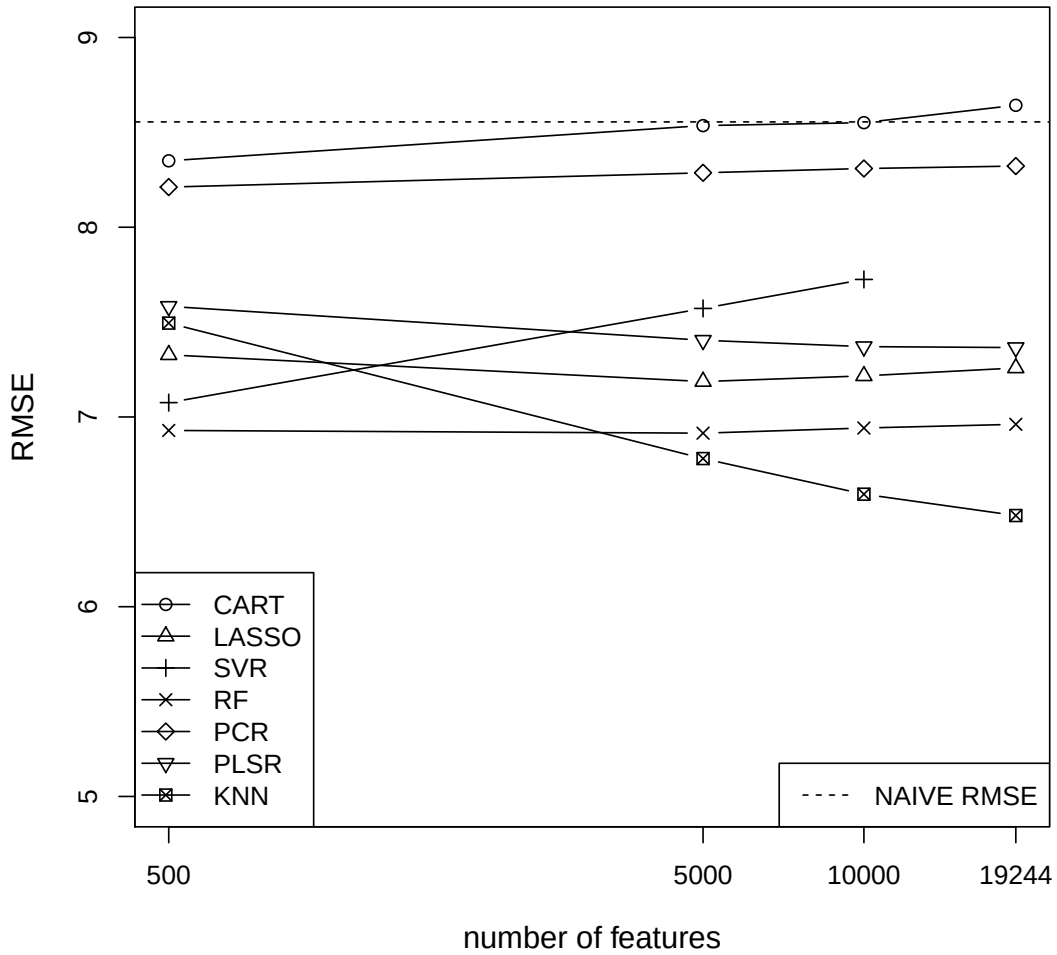




Partie

Partia		2 kad.	3 kad.	4 kad.	5 kad.	6 kad.
PSL	P:	91%	88%	98%	100%	100%
	R:	58%	84%	67%	83%	82%
SLD	P:	64%	79%	81%	82%	92%
	R:	92%	86%	98%	82%	64%
PIS	P:			99%	69%	74%
	R:			87%	93%	92%
Samoobrona	P:			93%	100%	
	R:			89%	76%	
PO	P:			98%	75%	82%
	R:			74%	65%	77%
Największa partia		SLD	AWS	SLD	PIS	PO

Rok urodzenia



Podsumowanie

Zadanie	Metoda	Liczba cech	Dokładność	Poziom odniesienia
Płeć	LOGISTIC	wszystkie	96,72%	82,85%
Wykształcenie (4 kad.)	KNN	wszystkie	95,40%	70,76%
Partia (2 kad.)	RF	10000	75,74%	34,77%
Partia (3 kad.)	KNN	wszystkie	86,02%	40,66%
Partia (4 kad.)	RF	10000	88,31%	32,57%
Partia (5 kad.)	RF	10000	80,91%	29,19%
Partia (6 kad.)	RF	wszystkie	81,83%	39,41%
Rok urodzenia	KNN	wszystkie	6,48	8,55

Istotne zmienne – płeć

- najsilniejsze 5 cech to interpretacje (i ich bigramy), przesądzające o rodzaju: `:praet:sg:m1:imperf` `:praet:sg:f:imperf`, `#:praet:sg:f:imperf_qub`, `:aglt:sg:pri:imperf:nwok`, `#:praet:sg:m1:imperf_qub`
- dalej także formy powierzchniowe powstałe z *chciałam*, *chciałabym*,
- słowa typowe dla kobiet (oraz ich lematy): *dzieci*, *państwo*, *kobieta*, *dziecko* i *rodzina*,
- kobiety używają dłuższych słów, wszystkie cechy: `@avgWordLength`, `@longWords`, `@longlongWords` i `@longlonglongWords`,
- mężczyźni częściej stosują byty nazwane: `@nePersonsPerSen` i `@nePlacesPerSen`.

Istotne zmienne – płeć

		Average feature value for genders	
Feature	VI	F	M
:praet:sg:m1:imperf	131.02	3.2	8.71
:praet:sg:f:imperf	119.95	7.62	3.44
#:praet:sg:f:imperf_qub	103.91	2.1	0.06
:aglt:sg:pri:imperf:nwok	68.47	4.56	2.11
#:praet:sg:m1:imperf_qub	66.35	0.01	2.36
chciała	65.69	1.48	0
m	62.98	5.28	2.79
#chciała_by	59.01	1.16	0
chciał	37.52	0	1.88
#:praet:sg:f:imperf_aglt:sg:pri:imperf:nwok	33.5	0.52	0
#:beg_praet:sg:f:imperf	32.1	0.63	0
:praet:sg:f:perf	31.77	5.3	3.44
#chciała_by	27.15	0	1.46
#:praet:sg:f:perf_aglt:sg:pri:imperf:nwok	24.79	0.35	0
$dziecko	20.46	2.38	0.4
#beg_chciała	19.11	0.41	0
dzieci	14.15	0.92	0.14
@nePersonsPerSen	13.6	0.06	0.08
#:beg_praet:sg:m1:imperf	13.23	0	0.88
$kobieta	12.42	0.62	0.07
państwo	11.16	1.13	0.49
@longWords	10.98	433.74	424.37
@nePlacesPerSen	10.5	0.09	0.1

Istotne zmienne – partia (3. kadencja)

- najmocniejsza cecha: $? posłowie partii opozycyjnych zadawali pytania dwukrotnie częściej (AWS vs SLD),
- niektóre partie są rzadko wspominane przez pozostałe (PSL, UW),
- opozycja częściej odnosiła się do *rządu*, *ministrów*, a także używała słowa *pan* i wołacza (`:subst:sg:voc:m1`).

Istotne zmienne – partia (3. kadencja)

		Average feature value for party affiliation				
Feature	VI	AWS	PSL	ROP	SLD	UW
$?	5.07	6.43	8.21	6.36	12.22	2.92
#$polski_stronnictwo	4.96	0	2.44	0	0	0
?	4.91	6.43	8.21	6.36	12.22	2.92
$stronnictwo	4.88	0.05	2.48	0	0	0.03
rząd	4.78	0.92	3.04	0.67	3.17	0.82
$minister	4.73	4.86	6.72	3.75	9.78	3.1
#$stronnictwo_ludowy	4.65	0	2.45	0	0	0
#$unia_wolności	4.54	0.05	0.01	0.2	0.08	1.4
$ludowy	4.4	0.06	2.65	0	0.02	0
wolności	4.29	0.15	0.14	0.21	0.13	1.68
#unii_wolności	4.11	0.02	0	0.11	0.03	1.08
minister	3.84	0.88	1.77	0.64	3.05	0.63
stronnictwa	3.79	0.05	1.96	0	0	0.02
$pan	3.75	14.36	14.38	15.94	22.81	10.52
:subst:sg:voc:m1	3.75	12.96	13.8	11.16	19.74	8.19

Istotne zmienne – wykształcenie

- pierwsze 10 pozycji to cechy pochodne od wyrażenia *klub parlamentarny Samoobrona Rzecz(y)pospolitej Polskiej*,
- żaden doktor nie użył ani razu słowa *samoobrona*,
- następnie cechy związane z długością słów, choć niemonotonicznie z długością edukacji (doktorzy nie zawsze lepiej od magistrów, absolwenci szkół zawodowych gorzej od podstawowych),
- z czasem edukacji rośnie również złożoność zdań: `@groupsPerSen` i `@groupsLength`.

Istotne zmienne – wykształcenie

		Average feature value for education					
Feature	VI	A	B	C	D	E	F
$samoobrona	5.82	3.45	2.89	1.14	1.25	0.25	0
#$parlamentarny_samoobrona	4.57	1.95	1.13	0.9	1.05	0.11	0
#$samoobrona_rzeczpospolita	4.19	1.79	1.02	0.76	0.31	0.08	0
samoobrona	4.14	2.73	1.76	0.9	1.13	0.16	0
#:subst:sg:nom:f_subst:sg:gen:f	3.7	3.26	2.08	1.46	1.66	0.84	0.86
#rzeczypospolitej_polskiej	3.68	2.04	1.61	0.89	0.35	0.33	0.37
#samoobrona_rzeczypospolitej	3.25	1.58	0.79	0.65	0.26	0.07	0
#$rzeczpospolita_polski	3.09	2.28	1.64	0.91	0.49	0.38	0.42
rzeczypospolitej	2.67	2.73	2.02	1.17	0.8	0.61	0.57
$polski	2.67	8.59	11.14	12.9	6.26	7.11	8.79
@longlonglongWords	2.63	110.14	101.96	115.1	113.09	118.61	118.64
@longlongWords	2.63	236.33	224.24	243.52	235.66	246.23	244.62
@avgWordLength	2.37	5.93	5.84	6.04	5.95	6.02	6
polskiej	2.12	2.91	2.67	2.17	0.88	1.1	1.45
#;ger_subst	2.12	17.55	14.61	17.93	16.54	18.07	16.34
$nasz	2.1	3.03	4.23	2.92	3.95	2.7	3.97
$rzeczpospolita	2.06	3.01	2.16	1.29	1.05	0.74	0.64
#;fin_interp	2.06	19.02	20	15.79	16.34	15.29	16.1
:ign	2.04	42.79	43.59	46.58	39.22	45.16	43.96
@longWords	1.85	412.24	402.98	429.33	416.61	429.07	426.21
@groupsPerSen	1.83	6.97	7.14	7.36	7.47	7.91	8.2
panie	1.81	15.66	11.06	11.12	9.01	8.6	7
#;adj_interp	1.78	43	44.63	45.74	44.97	48.84	50.36

Istotne zmienne – rok urodzenia

Dużo cech trudnych do interpretacji. Poza tym:

- u starszych częstsze odwołania do *emerytury* i *emerytów*,
- u młodszych cechy pochodne od nazw partii PO i PiS, posiadających średnio nieco młodszych członków,
- inne słowa: *naprawdę*, *wniosek* (młodsi); *sprawa*, *zagadnienie* (starsi).

Istotne zmienne – rok urodzenia

Feature	VI	Weighted average of age
$sprawiedliwość	3687.38	45.68
:ign	2551.71	51.23
#$być_być	1535.96	75.86
#;prep_ign	1342.25	51.3
$emeryt	1313.81	63.47
#,_które	1148.63	49.86
$emerytura	1062.29	60.07
#:fin:sg:pri:imperf_interp	939.72	51.1
#;adv_comp	890.08	46.07
sprawą	830.81	60.88
$który	796.65	50.14
:fin:sg:pri:imperf	704.13	50.86
#:adv:pos_qub	698.66	48.58
które	634.39	49.89
#:ign_interp	607.03	51.19
$sejm	585.92	50.64
#;ign_interp	568.03	51.19
emerytów	537.03	66.31
sprawiedliwości	523.88	45.16
$naprawdę	518.18	45.14
:pcon:imperf	515.56	51.09
tej	504.28	50.16

Wnioski

1. Dla każdego zadania wyniki klasyfikacji są lepsze niż poziom odniesienia.
2. Wszystkie rodzaje zmiennych (leksykalne oraz statystyczne) są przydatne do predykcji.
3. Zwykle duża liczba cech jest potrzebna aby osiągnąć lepsze wyniki predykcji.
4. Zazwyczaj najlepszą metodą klasyfikacji są lasy losowe.

Kierunki dalszych prac

1. Użycie bardziej wyrafinowanych metod do selekcji zmiennych, np. zastosowanie miar pozwalających zidentyfikować skomplikowane nieliniowe zależności między odpowiedzią a atrybutami.
2. Wykorzystanie metod klasyfikacji wieloetykietowej do jednoczesnego przewidywania kilku zmiennych (np. przynależności partyjnej i wykształcenia).
3. Modyfikacja zadania przewidywania roku urodzenia (rozluźnienie do klasyfikacji, zastąpienie wiekiem).
4. Inne własności mówców?
5. Inne cechy, np. klasy słów?

Literatura

- Ogrodniczuk M., (2012). The Polish Sejm Corpus. In Proceedings of the Eighth International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2012.
- Argamon, S., Koppel, M., Pennebaker, J. W., Schler, J. (2007). Mining the Blogosphere: Age, gender and the varieties of self-expression. First Monday. `http://ojphi.org/ojs/index.php/fm/article/view/2003/1878`
- Dahllöf, M. (2012). Automatic prediction of gender, political affiliation, and age in Swedish politicians from the wording of their speeches–A comparative study of classifiability. Literary and Linguistic Computing, 27(2), 139–153. doi:10.1093/llc/fqs010
- Koppel, M. (2002). Automatically Categorizing Written Texts by Author Gender. Literary and Linguistic Computing, 17(4), 401–412. doi:10.1093/llc/17.4.401
- Conover, M. D., Goncalves, B., Ratkiewicz, J., Flammini, A., Menczer, F. (2011). Predicting the Political Alignment of Twitter Users. In 2011 IEEE Third Int'l Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2011 IEEE Third Int'l Conference on Social Computing (pp. 192–199). IEEE. `http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6113114`

Pytania

?

Przybyła, P, Teisseyre, P. (2014) *Analysing Utterances in Polish Parliament to Predict Speaker's Background*. Journal of Quantitative Linguistics.