Priprema za vežbe iz predmeta Osnovi računarske inteligencije

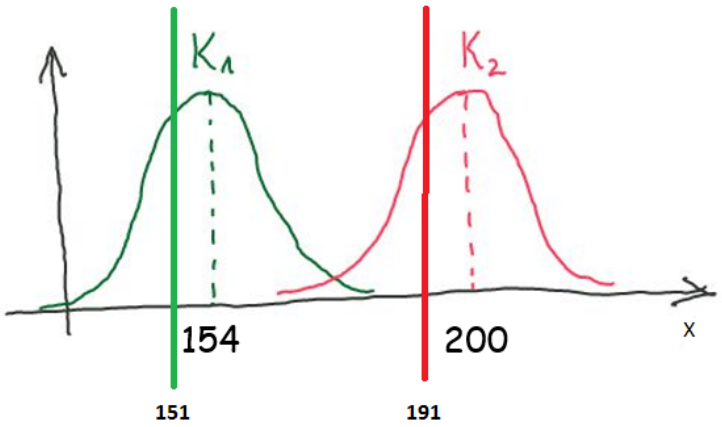
Redni broj vežbe: 6

Oblast:

NAIVNI BAJES KLASIFIKATOR

Osnovna ideja: Izračunati verovatnoće da podatak pripada jednoj ili drugoj klasi. Na osnovu dobijenih vrednosti verovatnoća izvršiti klasifikovanje podatka u neku od klasa. Osnovna pretpostavka jeste da su svi događaji **međusobno nezavisni**.

x	y	z	Region
153	141	125	K1
151	139	123	?
152	140	124	?
153	140	123	?
154	142	126	K1
154	141	124	K1
156	143	126	K1
155	142	125	?
151	138	121	?
155	143	127	?
152	139	122	?
150	138	122	?
197	142	23	?
158	145	128	?
201	146	27	K2
199	144	25	K2
149	136	119	?
156	144	128	?
157	144	127	?



P(K1|151) > P(K2|151)

P(K1|197) < P(K2|197)

Bejsova teorema: Bajesova teorema se izvodi se direktno iz definicije uslovnih verovatnoća. Uslovna verovatnoća definisana je formulom:

$$P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}$$

Leva strana formule uslovne verovatnoće čita se na sledeći način: "Verovatnoća da se desi događaj A, ako se prethodno desio događaj B". Obično se neposredno pre dođaja A može desiti više drugih događaja koji utiču na verovatnoću dešavanja dogaja A, pa se ti prethodni događaji obično nazivaju hipotezama i oznavačaju se sa H_i. Ali šta ako mi želimo da znamo verovatnoću dešavanja hipoteze ako već znamo da se događaj A dogoditi? Tu se pozivamo na Bajesovu teoremu:

$$P(H_i|A) = \frac{P(H_i)P(A|H_i)}{P(A)}$$

gde je i=1,2,...n, a $P(A) > 0$.

Primer: U dve kutije se nalaze kuglice, gde je u prvoj kutiji 25%, a u drugoj kutiji 40% oštećenih kuglica. Na slučajan način se bira kutija i iz nje jedna kuglica. Kolika bi bila verovatnoća da je odabrana neoštećena kuglica?

H_1 – Izabrana je prva kutija

H_2 – Izabrana je druga kutija

A – Izabrana je neoštećena kuglica

Rešenje ovog problema bi se dobilo formulom uslovne verovatnoće. Ali šta ako je potrebno proveriti **kolika je verovatnoća da je neoštećena kuglica izvučena baš iz prve kutije, ako znamo da je pri jednom slučajnom izvlačenju dobijena neoštećena kuglica**? Rešenje ovog problema se dobija Bajesovom teoremom: **$P(H_1|A)$**.

NAIVNI BAJES KAO KLASIFIKATOR SENTIMENTA TEKSTA

Naivna Bajes metoda se jako često koristi za analizu sentimenta tekstualnih sadržaja. Analiza sentimenta je jako složen problem i za ovu namenu se koristi mnogo različitih metoda. Naivni Bajes se pokazuje kao jako dobar, iako je sama metoda jako jednostavna. Pretpostavka naivnog Bajesa jeste da su svi elementi u skupu podataka **nezavisni**. Ako uzmemo tekst i analiziramo reči, očigledno je da one nisu nezavisne ako analiziramo sentiment (npr. „film nije odličan“). Ukoliko reči gledamo nezavisno dobićemo „film“ i „odličan“ u jednoj rečenici što bi moglo da poveća verovatnoću pozitivnog sentimenta. Eksperimentalno je pokazano da pretpostavka o nezavisnosti u analizi teksta ne smanjuje tačnost u velikoj meri, a metoda je zbog pretpostavke o nezavisnosti jako brza.

Prilikom procesiranja sadržaja pisanih prirodnim jezikom, često se koristi tzv. **bag-of-words** model. U tom slučaju se tekstualni sadržaj predstavlja kao **džak** u kome imamo skup reči i broj njihovog pojavljivanja u tekstu. Ceo tekst je iscepkan na reči i one su obačene u *džak*. Prilikom korišćenja **bag-of-words** modela možemo primetiti da se ne vodi računa ni o redosledu reči ni o gramatici jezika.

Verovatnoća pripadnosti reči nekoj konkretnoj klasi se računa kao:

$$\boldsymbol{P(x_i|c)} = \frac{\boldsymbol{Broj\ reči\ x_i\ u\ dokumentima\ klase\ c}}{\boldsymbol{Ukupan\ broj\ svih\ reči\ u\ dokumentima\ klase\ c}} \quad (1)$$

Frekvencija pojavljivanja reči se beleži u mapama (Dictionary) u fazi obučavanja klasifikatora. Po Bajesovoj teoremi, verovatnoća da dokument pripada klasi c_i je data sa:

$$P(c_i|d) = \frac{P(d|c_i) * P(c_i)}{P(d)}$$

Pošto znamo da se dokument sastoji od niza reči i ako usvojimo pretpostavku o nezavisnosti, reči će biti nezavisne jedne od drugih. U tom slučaju dokument možemo predstaviti kao niz reči koje se istovremeno pojavljuju u dokumentu i prethodna formula će umesto dokumenta koristiti niz reči koje se u njemu nalaze:

$$\boldsymbol{P(c_j|d)} = \frac{\left(\prod \boldsymbol{P(x_i|c_j)}\right) * \boldsymbol{P(c_j)}}{\boldsymbol{P(d)}} \quad (2)$$

Gde je $P(c_j)$ verovatnoća da je dokument koji pokušavamo da klasifikujemo baš klase c_j (tog sentimenta), a P(d) je verovatnoća da se baš ta reč pojavi u dokumentu čije reči klasifikujemo gledajući sve reči koje klasifikator poznaje.

Zbog množenja većeg broja vrednosti manjih od 1, dolazimo do problema premalih razlomljenih brojeva (floating point underflow). Zbog toga se ceo prethodni izraz logaritmuje i dobijamo:

$$P(c_i|d) = e^{\Sigma\left(\ln\left(\frac{P(x_i|c_j)}{P(d)}\right)\right)+\ln(P(c_i))} \quad (3)$$

Zadaci:

1. Otvoriti projekat **NaiveBayes.sln**.
2. *TODO 1*: U direktorijumu ***data*** se nalazi datoteka ***train.tsv***. Potrebno je učitati dati fajl, isparsirati ga i popuniti objekat klase DataModel.
3. *TODO 2*: Dopuniti metodu **RemovePunctuation(…)** u klasi **TextUtil** koja iz teksta izbacuje sve znakove interpunkcije. Tekst koji se klasifikuje treba biti pretvoren u bag-of-words model koji ne vodi računa o redosledu reči niti o gramatici. U tom slučaju su znakovi interpunkcije suvišni i potrebno ih je izbaciti.
4. *TODO 3*: Dopuniti metodu **Tokenize(...)** u klasi **TextUtil** koja tokenizuje ulazni tekst, odnosno razdvaja ga na reči (tokene).
5. *TODO 4*: Dopuniti metodu **CountWords(…)** u klasi **TextUtil,** koja broji pojavljivanja svake reči u tekstu. Metoda vraća Dictionary u kome je ključ reč, a vrednost pod tim ključem broj pojavljivanja te reči u tekstu. Ova metoda je poslednji korak u formiranju bag-of-words sa kojim će raditi Naivni Bajes klasifikator.
6. *TODO 5*: Formirati globalni rečnik svih reči koje su se pojavile u svim tekstovima nad kojima se klasifikator obučavao – objekat **vocabulary.** Takođe, formirati rečnike svih reči koje su se pojavljivale u tekstovima koji su bili označeni određenim sentimentom – objekat **word_count.** *Napomena*: Rečniku svih reči određenog sentimenta se pristupa sa word_count[sentiment].
7. TODO 6: Izračunati verovatnoću da je određena reč pozitivnog sentimenta, kao i verovatnoću da je određena reč negativnog sentimenta. Ove verovatnoće se računaju kao odnos broja reči pozitivnog/negativnog sentimenta i ukupnog broja reči koje su klasifikovane. Ove verovatnoće se koriste u narednom koraku klasifikatora - $P(c_j)$.
8. TODO 7: Izvršiti računanje verovatnoća pripradnosti teksta svakoj od klasa (sentimenata) po formuli datoj u (3). Za reči koje klasifikator ne poznaje ne računati verovatnoću.
    a. 7.1 Izračunati sumu svih logaritama, gde se pod svakom logaritamskom funkcijom nalazi odnos verovatnoće da je reč u određenoj klasi i verovatnoća pojavljivanja te reči u tekstu – prvi deo u formuli (3).
    b. 7.2 Na rezultat prethodnog računanja dodati logaritam verovatnoće $P(c_j)$. Nakon toga se može izračunati verovatnoća sentimenta teksta $P(c_i|d)$ kao $e^{dobijeni\ broj}$. (formula 3)
9. TODO 8: Na konzolu ispisati vrednosti predikcija za pozitivan i negativan sentiment prosledjenog teksta.