

**UNIVERZA V LJUBLJANI**  
**FAKULTETA ZA DRUŽBENE VEDE**

Rok Martinc

**Merjenje sentimenta na družbenem omrežju**  
**Twitter: izdelava orodja ter evaluacija**

Magistrsko delo

Ljubljana, 2013

**UNIVERZA V LJUBLJANI**  
**FAKULTETA ZA DRUŽBENE VEDE**

Rok Martinc

Mentor: doc. dr. Aleš Žiberna

**Merjenje sentimenta na družbenem omrežju**  
**Twitter: izdelava orodja ter evaluacija**

Magistrsko delo

Ljubljana, 2013

## **Merjenje sentimenta na družbenem omrežju Twitter: izdelava orodja ter evaluacija**

Merjenje sentimenta na družbenih omrežjih postaja vedno bolj uveljavljeno področje in se uporablja kot pomoč pri tradicionalnih metodah merjenja sentimenta do fizičnih in pravnih oseb ali do produktov. To delo predstavlja različne metodologije analiziranja sentimenta s podatkovnim rudarjenjem na omrežju Twitter. Izbrana metoda je uporabljena na merjenju sentimenta do predsedniških kandidatov v desetih izbranih mestih Združenih držav Amerike v obdobju od 5. avgusta 2012 do 20. novembra 2012. Prirejena koda je uporabljena tudi za merjenje sentimenta do Vlade Republike Slovenije v obdobju od poletja 2012 do zime 2013. Celotna koda je napisana v programskem jeziku R in uporablja paket twitterR. Rezultati temeljijo izključno na lastno izdelanem algoritmu za podatkovno rudarjenje z uporabo Twitter API-ja in na posledični analizi sentimenta v tekstu. Vse je sprogramirano v programskem jeziku R. Rezultati so bili dovolj kakovostni in primerljivi s podobnimi raziskavami v tujini. Pridobljeni rezultati so tudi pokazali, da bi lahko bila največja ovira za merjenje sentimenta v Sloveniji majhnost Twitter prostora.

Ključne besede: sentiment, merjenje sentimenta, Twitter, ameriške predsedniške volitve, podatkovno rudarjenje, družbena omrežja, socialna omrežja, podpora vladi.

## **Measuring sentiment on social network Twitter: designing a tool and evaluation**

Sentiment analysis on social networks is becoming an increasingly established field and is used as an aid to traditional methods of measuring sentiment on various topics. This paper presents various methodologies of analyzing sentiment with data mining on Twitter network. A chosen method is then used to measure the sentiment of presidential candidates in 10 selected cities of the United States of America during the period from 5 August 2012 to 20 November 2012. This adapted code is also used to measure sentiment on the Slovenian government in the period from summer 2012 to March 2013. The entire code is written in R programming language and uses the TwitterR package. The results are based solely on the self-made algorithm for data mining using the Twitter API and the subsequent analysis of the mined text. Everything is programmed in the programming language R. The results were of sufficient quality and are comparable to those obtained in similar analyses made abroad. The results also showed that the biggest obstacle to measuring sentiment in Slovenia may be its small Twitter space.

Keywords: sentiment, measuring sentiment, Twitter, U.S. presidential elections, data mining, social networks, support for the government.

# Kazalo vsebine

1	Uvod .....	6
2	Teorija analize sentimenta na družbenih omrežjih .....	7
2.1	Podatkovno rudarjenje .....	9
2.2	Tekstovna analiza sentimenta .....	9
3	Izbira merjenih vsebin, metode in izdelava algoritma .....	12
3.1	Izbira merjenih vsebin .....	12
3.2	Izbira metode ter algoritma .....	12
4	Potek meritev .....	14
4.1	Postopek zbiranja podatkov pri ameriških volitvah .....	14
4.2	Postopek zbiranja podatkov pri podpori slovenski vladi .....	16
4.3	Analiza sentimenta .....	17
5	Rezultati .....	21
5.1	Ameriške predsedniške volitve .....	21
5.2	Interpretacija rezultatov za ameriške volitve .....	29
	Primerjave .....	31
5.3	Podpora slovenski vladi .....	33
5.4	Interpretacija rezultatov podpore slovenski vladi .....	35
	Primerjave .....	38
5.5	Sentiment do Janeza Janše in Gregorja Viranta .....	39
5.6	Rezultati analize slovenskega Twitter prostora .....	41
5.7	Sentiment do Tine Maze med svetovnim prvenstvom v alpskem smučanju .....	44
6	Zaključek .....	46
7	Literatura .....	48
	Priloga A: Koda za rudarjenje, merjenje sentimenta in shranjevanje v primeru ZDA .....	52
	Priloga B: Koda za zbiranje podatkov v primeru podpore slovenski vladi .....	57
	Priloga C: Koda za konsolidacijo podatkov v primeru podpore slovenski vladi .....	57
	Priloga Č: Koda za zbiranje in izris podatkov v primeru ZDA .....	58
	Priloga D: Koda za skeniranje slovenskega Twitter prostora .....	60
	Priloga E: Koda za analizo sentimenta v primeru podpore slovenski vladi .....	61
	Priloga F: Slovenska tabela AFINN .....	64

## Kazalo tabel

Tabela 4.1: Tabela lokacij z zemljepisnimi širinami in dolžinami .....	14
Tabela 5.1: Janša vs. Virant: Število tweetov in srednja vrednost .....	39
Tabela 5.2: Najbolj aktivni uporabniki .....	41
Tabela 5.3: Število tweetov glede na dan v tednu .....	42

## Kazalo slik

Slika 3.1: Potek programa za analizo sentimenta na predsedniških volitvah v ZDA.....	13
Slika 4.1: Zemljevid ZDA, rdeči krogi so izbrane lokacije.....	155
Slika 4.2: Potek zbiranja tweetov ter analiza sentimenta v primeru volitev v ZDA.....	20
Slika 5.1: Vsota sentimenta za celotno ZDA.....	22
Slika 5.2: Srednja vrednost sentimenta besed.....	23
Slika 5.3: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu New York.....	24
Slika 5.4: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Los Angeles .....	24
Slika 5.5: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Chicago .....	25
Slika 5.6: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Houston.....	25
Slika 5.7: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Phoenix .....	26
Slika 5.8: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Columbus .....	26
Slika 5.9: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Seattle.....	27
Slika 5.10: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Kansas City .....	27
Slika 5.11: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Miami.....	28
Slika 5.12: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Atlanta .....	28
Slika 5.13: Srednja vrednost sentimenta besed v celotni ZDA z dogodki .....	29
Slika 5.14: Twitter political index.....	31
Slika 5.15: Gallup Obama vs. Romney trend.....	32
Slika 5.16: Srednja vrednost sentimenta do slovenske vlade RS .....	34
Slika 5.17: Srednja vrednost sentimenta besed pri analizi sentimenta do vlade RS z dogodki .....	377
Slika 5.18: Podpora vladi (FUDŠ 2013) .....	388
Slika 5.19: Srednja vrednost sentimenta do Gregorja Viranta in Janeza Janše.....	40
Slika 5.20: Število tweetov na dan v tednu .....	42
Slika 5.21: Sentiment do smučarke Tine Maze med svetovnim prvenstvom .....	44
Slika 5.22: Oblak najbolj pogostih besed.....	45

# 1 Uvod

Cilj magistrskega dela je izdelava orodja za analizo sentimenta na družbenem omrežju Twitter. Zaradi osebne želje po integriranosti je vsa koda v programskem jeziku R brez zunanjih orodij. Idejo za to nalogo je sprožilo delo Twitter mood predicts the stock market (Bollen in drugi 2010).

V svojem magistrskem delu bom skušal predstaviti različne načine za merjenje sentimenta na družbenih omrežjih in kako nam to merjenje lahko pokaže gibanje sentimenta do nekaterih tem. Zaradi primernosti trenutka sem izbral analizo ameriških predsedniških volitev oz. natančneje, do predsedniških kandidatov Baracka Obame in Mitta Romneya. Izbral sem deset mest v ZDA in gibanje sentimenta do obeh kandidatov v vsakem od njih. Drugi primer je gibanje sentimenta do slovenske vlade v obdobju od poletja 2012 do marca 2013, ko je takratna vlada dobila konstruktivno nezaupnico. Cilj dela je ovrednotiti rezultate algoritma, primera med sabo primerjati (ameriški proti slovenskemu Twitter prostoru), na časovnici poiskati razloge za premike v trendu, ugotoviti pravilnost trendov ter jih primerjati z rezultati ostalih meritev sentimenta na družbenih omrežjih in klasičnega anketiranja za ocenjevanje podpore.

Iz empiričnih zaključkov sledi še razmislek o slovenskem Twitter prostoru in praktični uporabi ideje, kako in komu bi merjenje sentimenta prišlo prav pri odločitvenem procesu, koliko in na kakšen način bi subjekt s tem lahko pridobil tako v industriji (Jansen in drugi 2009; Jeffrey 2012) kot v politiki (Tamusjan 2010; Bollen in drugi 2009) ter ali merjenje sentimenta v slovenščini zaradi specifičnosti jezika in prostora sploh daje zadovoljive rezultate.

## 2 Teorija analize sentimenta na družbenih omrežjih

*»Pojav družbenih medijev pomeni enega največjih razvojnih premikov na področju spleta v zadnjih nekaj letih, ki je kaj kmalu vzbudil pozornost tako raziskovalcev kot podjetij, ki so zaznala nove poslovne priložnosti. Najbolj priljubljeni družbeni mediji dnevno pritegnejo stotine milijonov uporabnikov, ki so njihovo uporabo povsem osvojili ter jih vključili v svoj vsakdan. Ti mediji so danes vpeti v večino družbenih aktivnosti, uporabljajo pa jih podjetja in posamezniki tako v poslovnem kot v zasebnem življenju. Postalni so učinkovito komunikacijsko in sodelovalno okolje, ki povezuje naše virtualno in realno življenje ter prinaša nove oblike dela in soustvarjanja. Družbeni mediji ustvarjajo nove poslovne modele in preoblikujejo tradicionalne načine poslovanja s tem, ko omogočajo porabnikom, da so vse bolj vpeti v procese podjetja.« (Kovačič 2011)*

Z vzponom interaktivnega interneta (Web 2.0), ki je prinesel interaktivna družbena omrežja in bloge, se je začelo povečevati zanimanje za analizo sentimenta. Vpliv novih medijev na blagovne znamke zahteva nove tehnologije. Tako se je pokazala potreba, da bi bila nova tehnologija za merjenje sentimenta pri potrošnikih bolj avtomatizirana (Pang in Lee 2008). Raziskovalci so v ogromnih podatkovnih bazah subjektivnega teksta videli priložnost za izluščanje informacij o stanju družbe na splošno ali o specifični temi s pomočjo filtrov.

V preteklosti so za vhodne podatke jemalo večje nabore teksta iz arhivov tiskovnih agencij, člankov, časopisov itd. in ga pretipkavali. V primeru družbenih omrežij pa lahko izvedemo analizo sentimenta brez odvečnega časa, ki bi ga zgubili zaradi pretipkavanja. Z razvojem programske in strojne opreme so lahko podatki na spletu dostopni še isto sekundo, ko so objavljeni. Najprej so bili za to najbolj primerni blogi in forumi, danes pa so njihov najboljši spletna družbena omrežja, kot sta npr. Twitter in Facebook.

Objektivna avtomatizirana analiza sentimenta je potrebna, da se izognemo subjektivni pristranskosti in človeški mentalni omejenosti. Rezultat je velika potreba po izdelovanju algoritmov, ki učinkovito procesirajo širok spekter tekstovnih aplikacij. S silovito rastjo družbenih omrežij in medijev na spletu posamezniki in organizacije čedalje bolj uporabljajo javno mnenje v teh medijih kot pomoč pri njihovem odločanju.

Za dobro kvantitativno analizo sentimenta, ki naj bi izkazovala javno mnenje, moramo imeti veliko vhodnih podatkov (Aggarwal in Zhai 2012, 441–422).

Twitter je odprto orodje za mikrobloganje, ustvarjeno leta 2006. Mikroblogi so kratka in jedrnata sporočila, ki jih lahko uporabniki prejemajo tudi na mobilne naprave in tako Twitter omogoča aktivno nalinjsko participacijo tudi, ko oseba ni prisotna pri osebem računalniku. Tekst s socialnega omrežja Twitter je bolj pogovoren in ga sestavlja največ 140 znakov. Tweete se lahko nameni določeni temi ali uporabniku z oznakama #tema ali @uporabnik. Twitterjeva funkcija ja tudi retweet, kar pomeni, da uporabnik posreduje vsebino nekoga drugega svojim sledilcem. Zaradi enostavnega načina dvosmerne komunikacije je Twitter v zadnjem času začelo uporabljati vse več slovenskih politikov, medijskih osebnosti, podjetij in organizacij. Platforma tako pridobiva na verodostojnosti in pomembnosti, saj se njena uporaba širi onkraj domačih uporabnikov. Pomembna značilnost družbenih medijev na spletu 2.0 je interaktivnost. Twitter sicer omogoča tudi za javnost zaprte profile, a so ti v manjšini. Osnovni koncept Twitterja je namreč pridobivati sledilce (followers), ki spremljajo uporabnikov mikroblog sporočil. Profilu ameriškega predsednika Baracka Obame sledi več kot 33 milijonov uporabnikov. Večja podjetja, politiki in organizacije imajo svoje službe za odnose z javnostmi, ki upravljajo s profilom na Twitterju, v Sloveniji pa politiki prek Twitterja večinoma komunicirajo osebno in brez PR-filtra.

V zadnjem času Twitter sporoči novico pred tradicionalnimi mediji, saj se uporabniki tega orodja oglasijo neposredno z dogodka. Tradicionalni mediji novice načeloma preverijo, preden jih sporočijo javnosti, zato za Twitterjem dodatno zakasnijo. Uporaba platforme je zato danes za novinarsko delo skorajda nujna, a zaradi začetne nepreverljivosti so novice lahko tudi lažne. Ta problem se je v svojem največjem ekstremu pokazal aprila 2013, ko so hekerji vlomili v račun Twitter novičarske agencije AP in prek njega sporočili, da sta v Beli hiši ameriškega predsednika eksplodirali dve bombi. V naslednji minuti je ameriška borza strmoglavila, osem minut kasneje so internetni hekerji svoje dejanje priznali, novinar AP-ja pa je to potrdil 23 minut kasneje (USA Today 2013). A škoda je že bila narejena, saj se je novica v prvih minutah širila kot virus, preden je bila zanikana.



## 2.1 Podatkovno rudarjenje

Podatkovno rudarjenje (data mining) je področje na intersekciji računalniških znanosti in statistike ter obvezni del novodobne sentimentalne analize (Chakrabarti in drugi 2006). Danes podatkov za analizo ne vnašamo več ročno v računalnik, ampak se jih v realnem času zbira na internetu. To lahko delamo prek raznih t. i. pajkov – računalniških programov, ki sami prečešajo omrežje in zbirajo relevanten tekst, ali pa s temu namenjenimi API-ji (Application Programming Interface), ki skrbijo za povezavo med platformami. API-ji omogočajo enostavne ukaze, s katerimi lahko zahtevamo podatke iz podatkovnih baz. Zelo razširjen v svetu sentimentalne analize je Twitter API, ki omogoča rudarjenje po bazi Twitter in vsebuje veliko filtrov, s katerimi lahko izluščimo za raziskavo relevanten tekst. Twitter API nam da rezultate v obliki en tweet na vrstico. Želene informacije lahko pogojujemo tako z iskalnim nizom besed kot z geolokacijo vira (Twitter API, 2013).

## 2.2 Tekstovna analiza sentimenta

Na splošno je analiza sentimenta analiza razpoloženja pisca glede na temo ali splošen kontekst dokumenta. Osnovna naloga sentimentalne analize je opredelitev polaritete stanja pisca dokumenta. Je stanje pisca do teme pozitivno, negativno ali nevtrarno (Wilson in drugi, 2005)? Bolj napredne analize gredo onkraj polaritete in že določajo čustvena stanja, kot so umirjenost, jeza, sreča itn.

V 90. letih prejšnjega stoletja so panogo imenovali statistično razčlenjevanje (Collins 1997), prve sentimentalne analize večje količine teksta pa so bile narejena leta 2002 (Turney 2002). Turney je s preprosto analizo recenzij različnih produktov dosegel povprečno 74-odstotno natančnost, kasneje pa so delali raziskave tudi v ocenjevanju sentimenta na nivoju stavkov (Wilson in drugi 2005). Pri teh enostavnih analizah so samo šteli vsoto pozitivnih in negativnih besed v besedilu (npr. beseda "good" ali "dober" je dodala pozitiven predznak) in to primerjalo z oceno recenzij – zvezdic pri filmu ali ocene kuhinje v restavraciji. Prve sentimentalne analize in prva iskanja potencialne vrednosti družbenega omrežja Twitter so se začeli leta 2009 (Go in drugi 2009).

V tem magistrskem delu bom uporabljal metodo z listo AFINN in merjenjem polaritete sentimenta znotraj konteksta na nivoju besed. Nekakšen predhodnik, t. i. semantična diferencialna skala za besede se je prvič pojavila leta 1957 (Osgood in drugi), obstajajo pa tudi drugačne metode, kot je npr. analiza na nivoju fraz (Wilson in drugi 2005). Listo AFINN je sestavil Finn Arup Nielsen (Nielsen 2011) in je malce izboljšana lista ANEW (Affective Norms for English Words), kar je lista besed z njihovimi sentimentalnimi ocenami. AFINN lista besed vključuje več spletu lastnih pogovornih izrazov, kot so "LOL", "wow" itd. AFINN je večstopenjska lestvica ocen s polariteto in močjo za okoli 2500 angleških besed. Vsaka beseda ima sentimentalno oceno od -5 (skrajno negativno) do +5 (skrajno pozitivno). Končni sentiment je bila vsota ocen posamezne besede v tekstu. Najbolj znano delo z metodologijo AFINN je nastalo leta 2009, in sicer Good Friends, Bad News Affect and Virality in Twitter (Hansen in drugi 2009). Pred analizo je treba pripraviti tekst, po najbolj grobi metodi se stavke razbije na posamezne besede. Nato se izloči znake, ki niso črke, in se vse tako dobljene besede zapiše z malimi črkam, s čimer se izognemo velikim začetnicam. Tekst je tako pripravljen na sentimentalno analizo besed.

Tretja metoda je metoda POMS (Profile of Mood States) (Lorr in drugi 2003), ki se razvija že od leta 1971 in meri pet ali več psiholoških čustvenih stanj. Tu ima vsako čustvo svoj nabor besed (pridevnikov) z utežmi od 0 do 4, ki se jih išče v besedilu in tako oceni moč določenega čustva. Primer je Twitter mood predicts the stock market (Bollen in drugi 2009).

Klasična težava analize sentimenta za iskanje mnenja o izdelku ali osebi je, da je lahko v širšem tekstu več objektov/subjektov, do katerih se izraža mnenje. Prav tako so v tekstu lahko informacije, ki se ne nanašajo na opazovani objekt/subjekt, a kljub temu prispevajo h končni oceni sentimenta. Tu se pojavi potreba po dodatnem filtriranju informacij znotraj teksta, da pridemo samo do strukturnega teksta (Aggarwal in Zhai 2012, 418). Pri Twitterju je ta težava zanemarljiva, saj je informacija zaradi stroge omejitve števila znakov zelo jedrnata in ne dopušča veliko prostora za dodatna mnenja, ki se ne nanašajo na opazovani objekt/subjekt. Večji problem na Twitterju predstavljajo umetna mnenja oziroma t. i. opinion spam (Aggarwal in Zhai 2012, 447). Gre za plačane osebe ali organizacije z namenom popačenja medijskega prostora. Sam bi med probleme sentimentalne analize v

Sloveniji uvrstil še veliko stopnjo političnega sarkazma, ki prav tako popači končno analizo.

Največja težava pri sentimentalni analizi na nivoju besed je zanikanje. Tipičen primer sta npr. naslednji povedi:

- a) Težko bi rekel, da je ta rešitev super.
- b) Njegova igra ni bila najboljša.

Zaradi negacije v povedih bi morala biti realna ocena sentimenta manjša ali celo obratna. A ker gledamo samo posamezne besede, te negacije ne opazimo in ocena polaritete sentimenta je tako napačna.

Podoben problem so ojačevalci, kar pokažeta naslednja dva primera:

- a) Ta vlada ima ogromen problem.
- b) To je očiten napredek.

Pridevniki so tukaj prisotni kot ojačevalci, ki besedam ojačijo oceno. Beseda 'napredek' bi zaradi besede 'očiten' morala imeti močnejši pozitiven sentiment kot sama po sebi (Taboada in drugi 2011).

Pri merjenju gibanja sentimenta in merjenju trenda se s kvantitativno analizo izognemo marsikateremu od opisanih klasičnih problemov sentimentalne analize. V ZDA vsaj deset odstotkov ljudi, starejših od 12 let, mesečno uporablja Twitter in več kot 90 odstotkov jih je seznanjenih z njim (Edison Research 2013).

V panogi so trenutno tri večja podjetja: Gnip, DataSift ter Topsy. Twitterju plačujejo za dostop do prek 400 milijonov tweetov na dan, ki jih nato združijo in zapakirajo po željah svojih naročnikov. Med naročniki je več kot 12 finančnih kvantitativnih hedge skladov, ki te podatke uporabljajo pri analizah. Veliko korporacij plačuje za te podatke od tisoč do več deset tisoč dolarjev (Businessweek 2013). V Sloveniji se z analizo sentimenta ukvarja podjetje Gama System. Podobno podjetje je RavenPack, ki zbira novice iz tisoče virov. Vsak dan izdajo prek 20.000 sporočil, ki vsebujejo sentimentalno oceno od 0 do 100 za v novicah omenjena podjetja. Te ocene potem finančni skladi vključijo v svoje trgovne modele. Direktor podjetja RavenPack pravi, da 12 od 20 najuspešnejših hedge skladov uporablja njihove storitve (Businessweek 2013).

## **3 Izbira merjenih vsebin, metode in izdelava algoritma**

### **3.1 Izbira merjenih vsebin**

Za merjene vsebine sem izbral merjenje sentimenta do predsedniških kandidatov na ameriških volitvah in sentiment do slovenske vlade oz. podporo vlade.

### **3.2 Izbira metode ter algoritma**

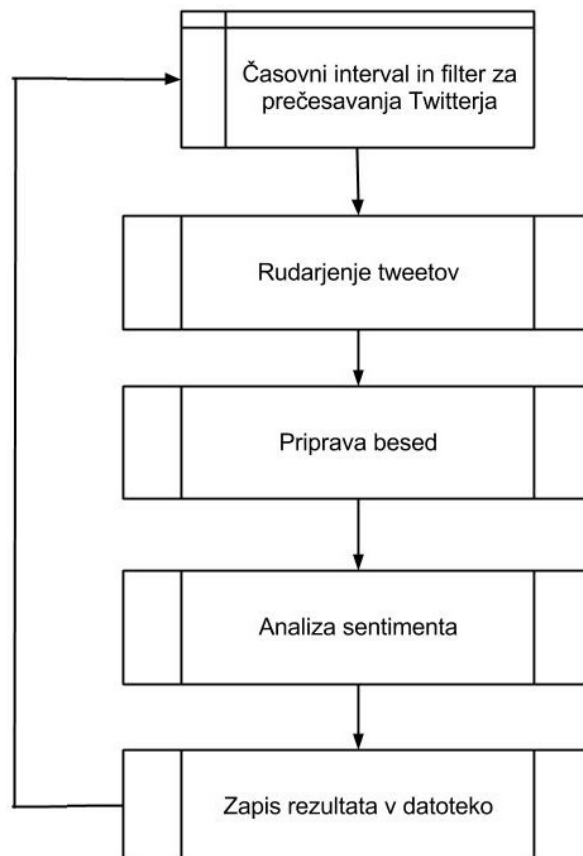
Lestvica ocen za besede POMS je plačljiva, zato sem se odločil za metodo AFINN-111, analizo sentimenta znotraj konteksta na nivoju besed. Osnovna metoda s polariteto sentimenta se mi je zdela preveč preprosta.

Pri merjenju sentimenta v Sloveniji je bilo treba tabelo AFINN prevesti. Celotno tabelo sem najprej prekopiral v Googlov prevajalnik, nato pa ročno besedo za besedo preverjal, ali je vse pravilno, in brisal ter dodajal besede. Prav tako sem ocene nekaterih besed priredil slovenskemu jeziku. Slovenščina uporablja sklone in dvojino, zato sem z dodajanjem besed tabelo z 2500 povečal na 3200 besed (v prilogi). Z analizo podatkov, ki sem jih dobil z rudarjenjem, sem ugotovil, katere besede se največ uporabljajo, in marsikatero od njih naknadno dodal v slovensko tabelo. Primer take besede je beseda "proti".

Podatke sem rudaril s prosto dostopnim R paketom `twitter` (R based Twitter client) Jeffa Gentryja. Pri rudarjenju tweetov sem uporabljal filter `geocode`, torej sem filtriral zelene podatke glede na lokacijo. S tem filtrom veliko tweetov ne zaznamo, saj večina uporabnikov družbenega omrežja Twitter ob svojem tweetu ne dovoli zapisa geolokacije. Pri rudarjenju ameriškega Twitter prostora ni bilo nikakršnih težav, saj se je kljub temu nabralo ogromno podatkov. Je pa to predstavljalo težavo pri rudarjenju slovenskega omrežja Twitter. Z raznimi testi sem ugotovil, da je 35–50 odstotkov slovenskih tweetov geolociranih. To pomeni, da večine tweetov naš algoritem ni zaznal, brez geolokacije pa se sentimenta do vlade ne more meriti, saj že besedo "vlada" uporabljajo tudi drugi jeziki in bi tako dobil ogromno šuma, ki bi rezultate popačil.

Celoten algoritem je sprogramiran v programskem jeziku R. Največ idej sem črpal z raznih spletnih mest, blogov, kjer so posamezniki objavljali svojo kodo za merjenje sentimenta na omrežju Twitter. Najbolj izobraževalne strani so bile Mining Twitter for consumer attitudes towards airlines (Breen 2011) in Tracking US Sentiments Over Time In Wikileaks (Paruchuri 2012). Lastna uporabljena koda je v prilogi.

Slika 3.1: Potek programa za analizo sentimenta na predsedniških volitvah v ZDA



Slika 3.1 prikazuje potek osnovne ideje za analiziranje sentimenta na primeru predsedniških volitev v ZDA.

V februarju 2013 je Twitter spremenil svojo politiko dostopanja do Twitter API-ja. Kmalu je izšla nova verzija paketa za R programski jezik `twitter`, ki pa ni delovala dobro in je bila hroščata. Sam sem po omenjeni spremembi politike uporabljal starejšo različico `twitter`, ki je še vedno omogočal rudarjenje po Twitter prostoru. Ves zajem sem končal do konca marca 2013, ko sem nadgradil verzijo.

## 4 Potek meritev

### 4.1 Postopek zbiranja podatkov pri ameriških volitvah

Algoritem za ameriške predsedniške volitve je tekel od 5. avgusta 2012 do 20. novembra 2012 na domačem strežniku v programu RStudio, ki je zaradi težav z računalniškim spominom vsakih nekaj dni zamrznil, nekajkrat pa se je izgubila tudi spletna povezava. S filtrom sem ločeno iskal tweete v angleškem jeziku, kjer se pojavlja beseda "Obama" in kjer se pojavlja beseda "Romney". Filter geocode omogoča, da v iskalni niz vpišemo zemljepisno širino in dolžino ter radij, v katerem želimo iskati. Izbral sem deset gosto poseljenih območij v ZDA (Slika 4.1) in jih vpisal v datoteko .csv (Tabela 4.1), do katere je algoritem dostopal pri zagonu. Radij okoli točke geocode, v območju katerega sem zbiral tweete, je bil 300 kilometrov.

Tabela 4.1: Tabela lokacij z zemljepisnimi širinami in dolžinami

```
NEW YORK,NY,40.757929,-73.985506
LOS ANGELES,CA,34.052187,-118.243425
CHICAGO,IL,41.879535,-87.624333
HOUSTON,TX,29.759956,-95.362534
PHOENIX,AZ,33.448263,-112.073821
COLUMBUS,OH,39.962208,-83.000676
SEATTLE,WA,47.620716,-122.347533
KANSAS CITY,KS,39.10274,-94.626202
MIAMI,FL,25.774252,-80.190262
ATLANTA,GA,33.754487,-84.389663
```

Slika 4.1: Zemljevid ZDA, rdeči krogi so izbrane lokacije



Vir: Google Earth

Mesta sem približno enakomerno razporedil in izbral dve potencialni swing državi, kjer nobena politična stranka nima zagotovljene večine in kjer se je na koncu bila glavna bitka med kandidatoma: Ohio in Florida.

Testiranja so pokazala, da je bilo v radiju, večjem od 300 kilometrov, preveč podatkov. 1500 tweetov na lokacijo sem zbiral na približno 30 minut do ene ure – odvisno, koliko časa je potekal predhodni krog zbiranja in obdelovanja podatkov. V tem času se je tudi že nabralo dovolj novih tweetov, da se ti niso podvajali. Do podvajanj je kljub temu včasih prišlo.

Radij je moral biti velik, ker sem hotel zajeti tudi volivce, ki ne živijo v strogem središču mesta in imajo bolj konzervativna politična stališča.

## 4.2 Postopek zbiranja podatkov pri podpori slovenski vladi

Algoritem za podporo slovenski vladi sem poganjal ročno na približno dober teden od julija 2012 do marca 2013. Vsakič se je shranil tudi datum zajema. Na koncu sem vse rezultate združil v eno datoteko in na podatkih iz te datoteke potem delal analize in izrise slik. Vsa programska koda je v prilogi.

Zaradi majhnega Twitter prostora sem podatke zbiral enkrat tedensko. Geolokacija je bila nastavljena na mesto Ljubljana in radij 60 kilometrov. Iskal sem le tweete, v katerih se pojavijo besede: "vlada", "vladi", "virant", "jansa", "janši", "minister", "ministru".

Začetna testiranja so pokazala, da dodajanje lokacij (Primorska, Štajerska, Prekmurje) ne pripomore k večjemu naboru podatkov. Ogromna večina (več kot 90 odstotkov) tweetov prihaja iz Osrednjeslovenske regije, obmejna območja pa prinesejo preveč šuma z debatami o hrvaški politiki. Besedo vlada se uporablja tudi v hrvaškem jeziku.

Twitter ne omogoča dostopa do tweetov, ki so starejši od osmih dni, zato sem rudaril enkrat tedensko. Prav tako sem upošteval samo unikatne tweete, da ne bi prišlo do podvajanja. Na ta način sem tedensko dobil od 180 do 800 tweetov. Manj tweetov je bilo v poletnih tednih in več, kadar je bila politična situacija napeta (protesti, afere). Tweete sem obdelal in shranil v datoteko skupaj z datumom zajema. Virov tweetov oz. njihovih uporabnikov nisem shranjeval.

Od 10. februarja 2013 do 9. marca 2013 ter od 18. marca 2013 do 28. marca 2013 sem skeniral celoten Twitter prostor v radiju 50 kilometrov okoli Ljubljane, in sicer za dodatno analizo slovenskega Twitter prostora. Radij sem zmanjšal, ker je tako vzorec pobiral manj tweetov iz tujine. V 39 dnevih se je zbralo 259.083 tweetov. Shranjeval sem tudi vire tweetov oz. uporabnike. Na podlagi tega vzorca sem lahko izluščil za štiri polne tedne (od ponedeljka do nedelje) podatkov.



### 4.3 Analiza sentimenta

Najprej je bilo treba pripraviti tekst. Iz pridobljenih rezultatov sem izluščil stavke in izbrisal vse znake, ki niso črke. Nato sem izluščil posamezne besede iz stavkov in v vsaki besedi spremenil velike črke v male ter v slovenskem primeru vse šumnike (č, š, ž) spremenil v sičnike (c, s, z). Tako sem iz začetnih stavkov dobil listo besed, na kateri sem lahko izvajal analizo sentimenta.

V moji analizi sentimenta znotraj konteksta na nivoju besed se vsako besedo na listi preveri, ali je v tabeli AFINN-111. Če je, se zapiše njena sentimentalna vrednost. Na koncu vse tako pridobljene vrednosti vseh besed seštejemo in izračunamo njihovo srednjo vrednost. Pri slovenski tabeli AFINN spremenimo vse šumnike v sičnike, saj nekateri uporabniki Twitterja pri pisanju ne uporabljajo šumnikov.

Primeri:

<b>Tweet:</b>
"A true leader knows love conquers it all, #peace #support & #respect . #obama http://t.co/SHUmd0ug"
<b>Filter:</b>
"A true leader knows love conquers it all peace support amp respect obama httpcoSHUmdug"
<b>Besede:</b>
"a", " <u>true</u> ", "leader", "knows", " <u>love</u> ", "conquers", "it", "all", " <u>peace</u> ", " <u>support</u> ", "amp", "respect", "obama", "httpcoshumdug"
<b>Vrednosti:</b>
0, 2, 0, 0, 3, 0, 0, 0, 2, 2, 0, 0, 0, 0
Skupna vsota sentimenta <b>9</b> . Srednja vrednost besed <b>2,25</b> .

Tweet:

"Obama urges restraint in tense Asian disputes http://t.co/rR947Hmy"

Filter:

"Obama urges restraint in tense Asian disputes httptcorRHmy"

Besede:

"obama", "urges", "restraint", "in", "tense", "asian", "disputes", "httptcorrhmy"

Vrednosti

0, 0, 0, 0, -2, 0 -2, 0

Skupna vsota sentimenta **-4**. Srednja vrednost besed **-2**.

Tweet:

"Romney had a war on women but Barry supports MoBroHood and Muslims who enslave women"

Filter:

"Romney had a war on women but Barry supports MoBroHood and Muslims who enslave women"

Besede:

"romney", "had", "a", "war", "on", "women", "but", "barry", "supports", "mobrohood", "and", "muslims", "who", "enslave", "women"

Vrednosti

0, 0, 0, -2, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 0, 0, -2, 0

Skupna vsota sentimenta **-2**. Srednja vrednost besed **-0,66**.

Tweet:

"Kdo nas ima za norce? Vlada blebeta o forenziki slabih kreditov NLB, potem pa v upravo AUKN podtakne truplo... "

Filter:

"kdo nas ima za norce vlada blebeta o forenziki slabih kreditov nlb potem pa v upravo aukn podtakne truplo "

Besede:

"kdo", "nas", "ima", "za", "norce", "vlada", "blebeta", "o", "forenziki", "slabih", "kreditov", "nlb", "potem", "pa", "v", "upravo", "aukn", "podtakne", "truplo"

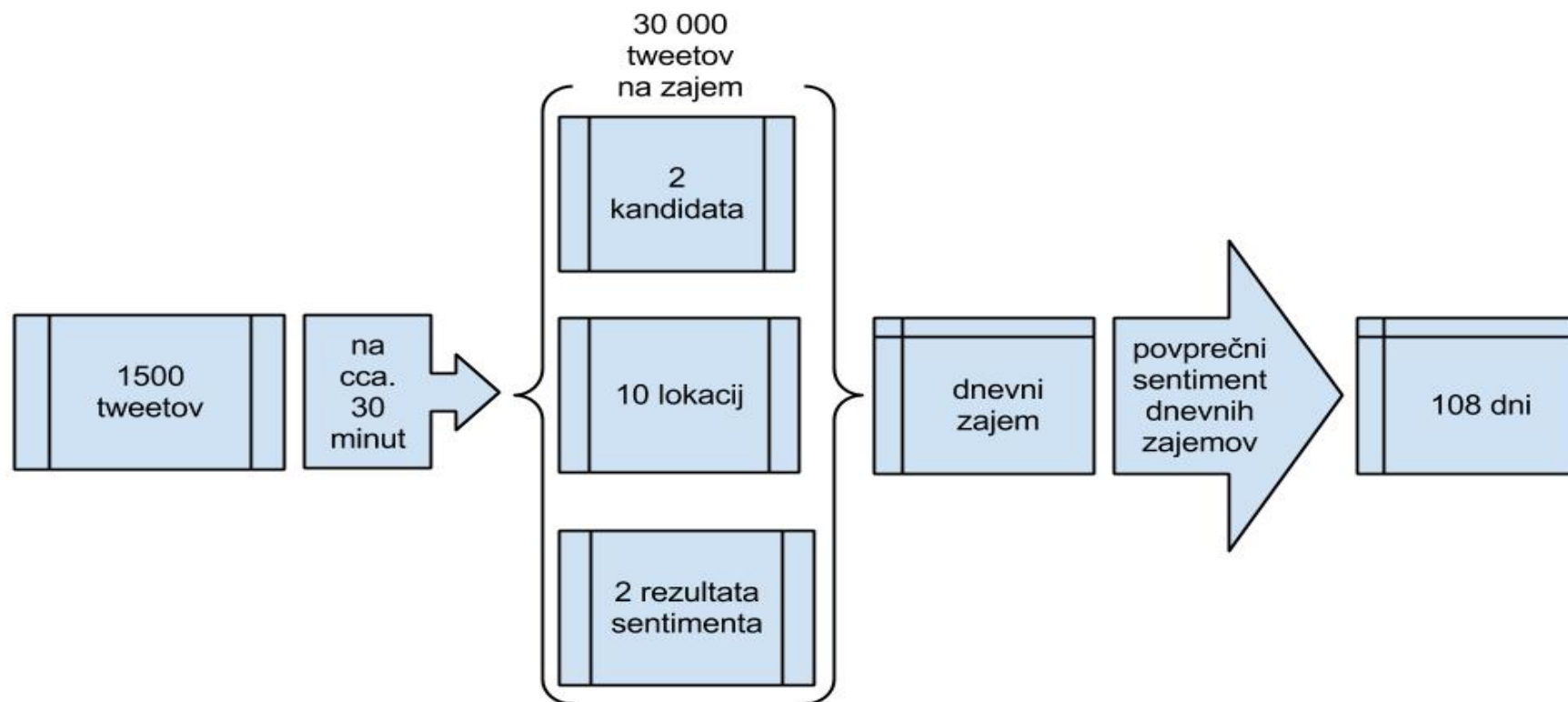
Vrednosti

0, 0, 0, 0, -2, 0, 0, 0, 0, -2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -3, -1

Skupna vsota sentimenta **-8**. Srednja vrednost besed **-2**.

V primeru ameriških volitev sem analizo sentimenta delal sproti z zajemom in rezultate shranjeval v zunanjo datoteko (Slika 3.2, Slika 4.2), v primeru podpore slovenski vladi pa sem tweete shranjeval v zunanjo datoteko za kasnejšo analizo. Tako sem tudi pridobil več časa za izpopolnjevanje tabele AFINN za slovenski jezik.

Slika 4.2: Potek zbiranja tweetov in analiza sentimenta v primeru volitev v ZDA



## 5 Rezultati

### 5.1 Ameriške predsedniške volitve

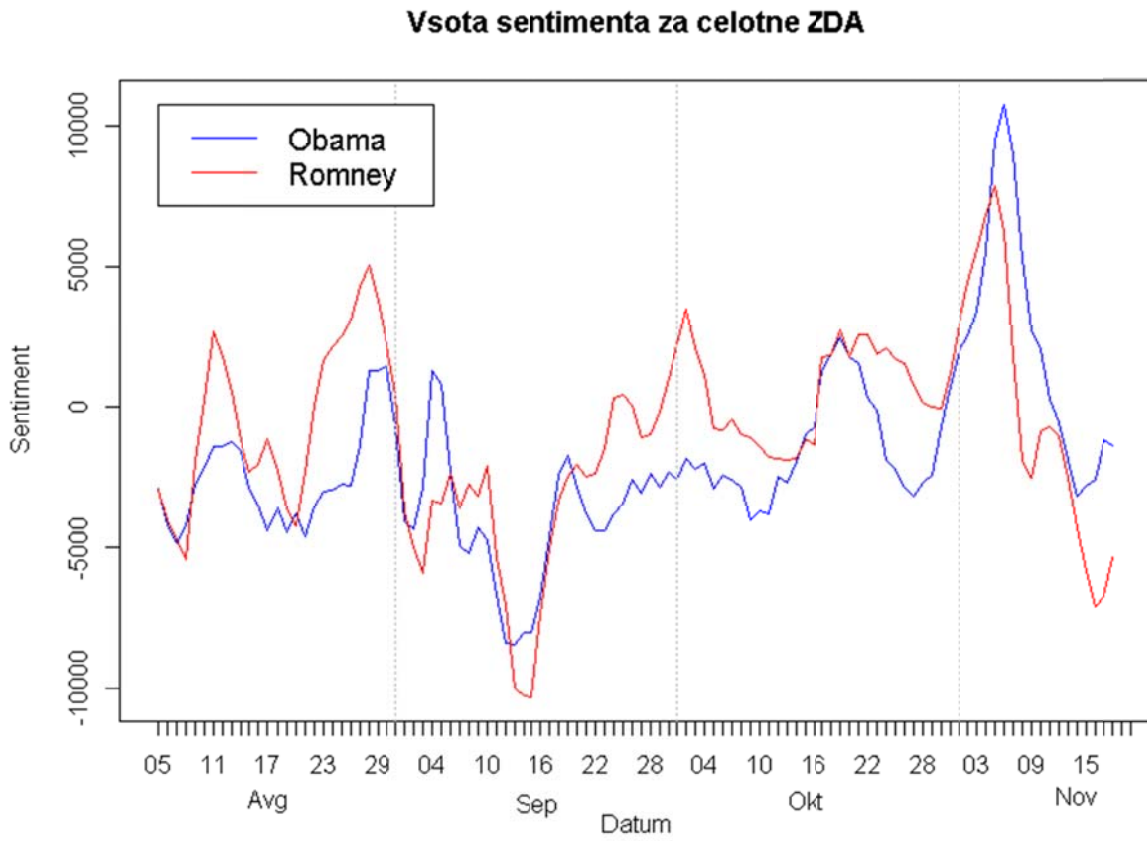
Rezultati so zbrani v datotekah glede na datum, v vsaki datoteki so rezultati vseh desetih mest skozi celoten čas enega dneva. Zbranih je za 108 dni podatkov, v vsakem dnevu pa je bilo 4–34 zajemov podatkov, velika večina dni ima več kot deset zajemov podatkov na dan. Vsak zajem vsebuje oceno sentimenta zadnjih 1500 tweetov, vezanih na kandidata (Obama ali Romney) in lokacijo. En zajem je torej 2 kandidata  $\times$  10 lokacij  $\times$  1500 tweetov = 30.000 tweetov (slika 4.2). Sentiment zajema je izražen v absolutni vsoti ocen sentimenta zajetih besed in srednji vrednosti dobljenih ocen teh besed, vezanih na kandidata in mesto. Vsak zajem je torej sproduciral 40 sentimentalnih ocen in jih shranil v datoteko.

Vse podatke sem združil in tako dobil podatke za 108 dni z desetih lokacij. Iz vsot vrednosti besed in srednjih vrednosti sentimentalnih ocen besed sem vzel srednjo vrednost vseh dnevnih rezultatov oz. zajemov. Zaradi različnih časovnih pasov lokacij, v katerih sem zbiral podatke, rezultatov nisem prikazoval po urah, ampak po dnevih, čeprav novice, ki poganjajo sentiment, pridejo do vseh uporabnikov Twitterja istočasno in torej lokalni čas ne bi smel imeti velikega vpliva na rezultat.

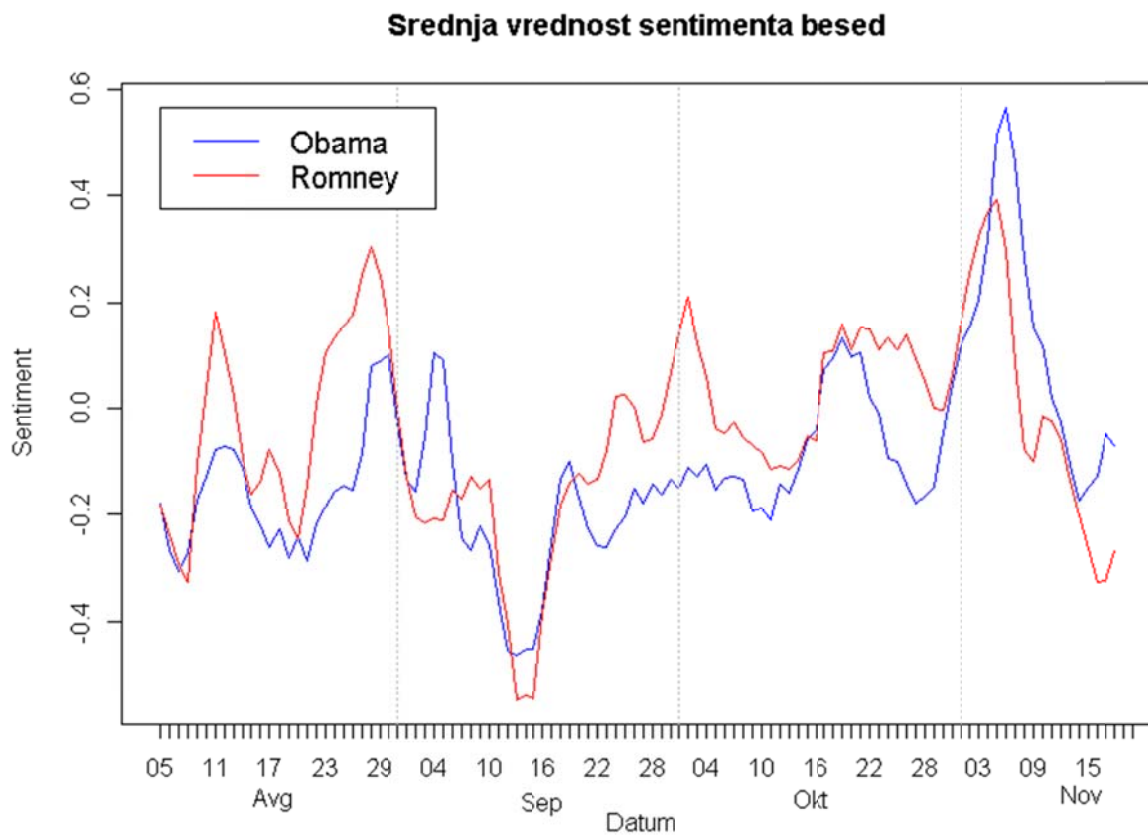
Vsi podatki v grafih so prikazani z izravnavo (moving average) povprečja zadnjih treh dni. Kjer so podatki manjkali, sem jih generiral kot srednjo vrednost časovno predhodnega in časovno prihodnjega podatka. Zaradi tehničnih težav so manjkali samo podatki na dan 2. septembra in samo za kandidata Romneyja.

Čeprav se z analizo sentimenta trend meri neprekinjeno, bi opozoril, da je nov dan v zbranih podatkih po našem času ob polnoči, medtem ko je bilo v ZDA to sredi popoldneva. Ta problem se ublaži z izravnavo povprečja zadnjih treh dni.

Slika 5.1: Vsota Sentimenta za celotno ZDA

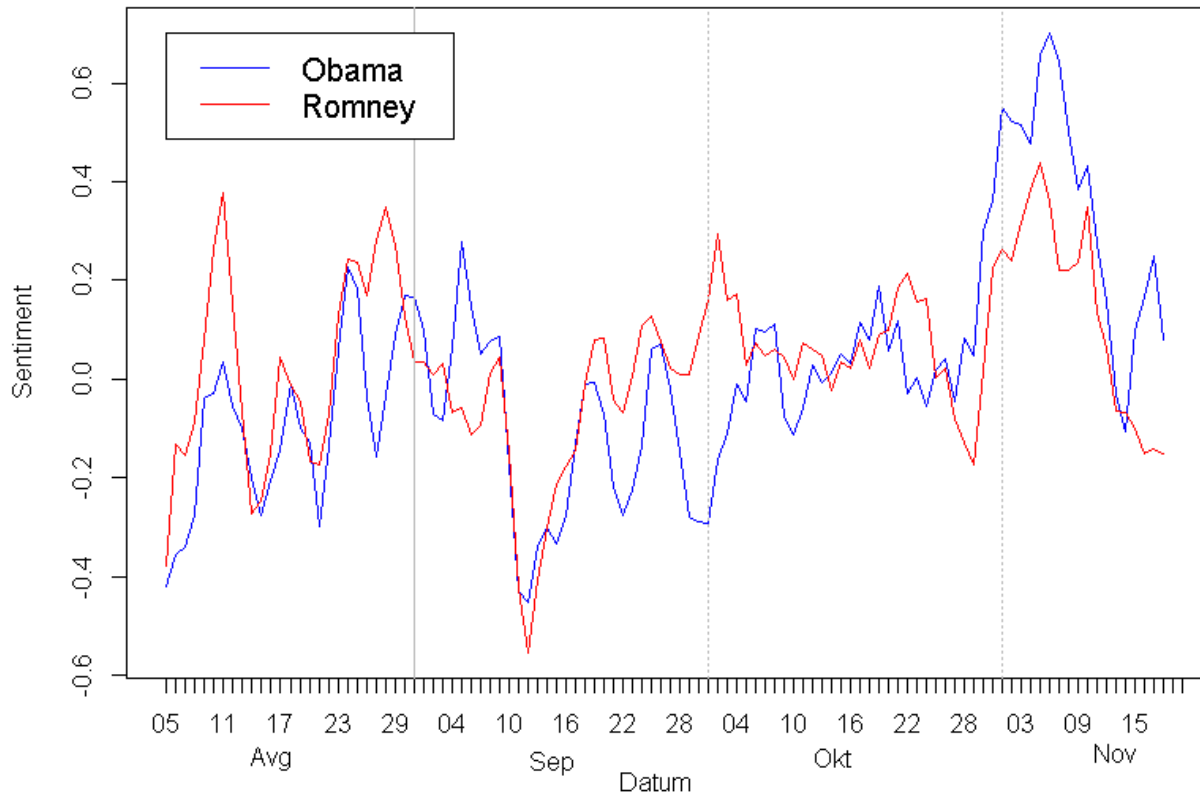


Slika 5.2: Srednja vrednost sentimenta besed

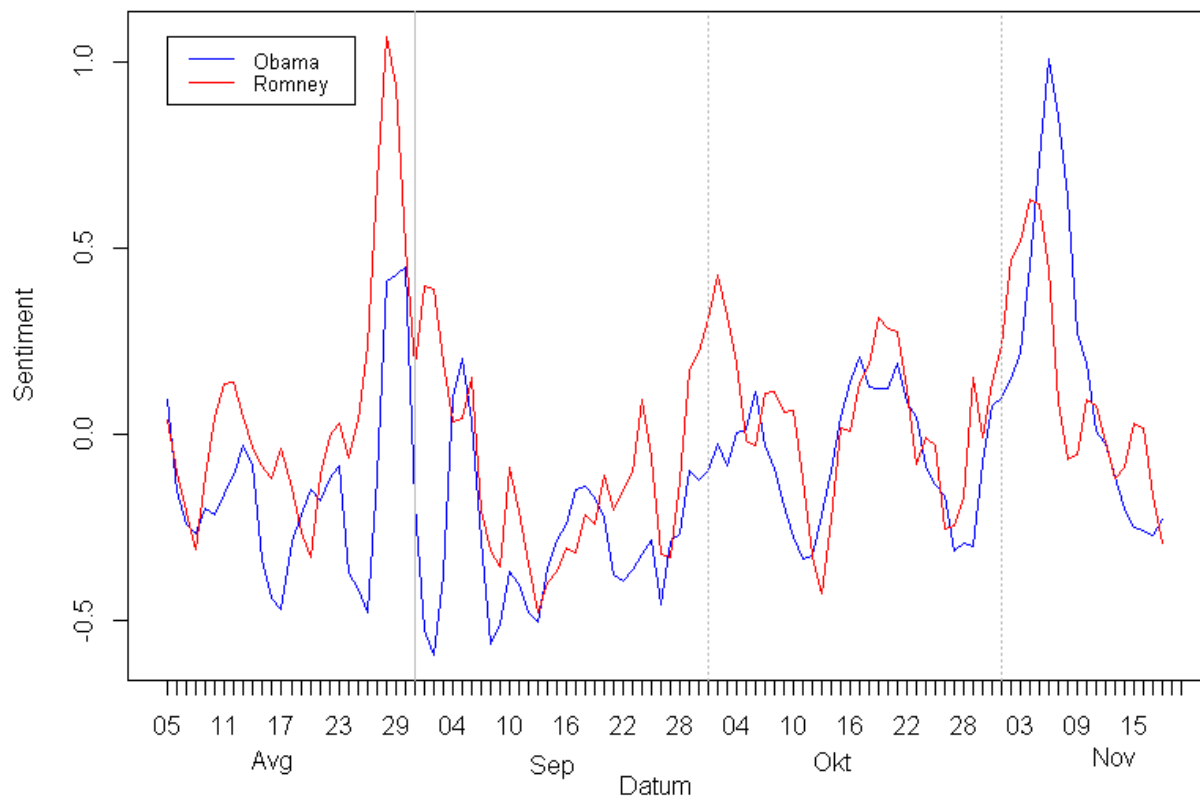


Kot vidimo, med vsoto sentimenta in srednjo vrednostjo sentimenta besed ni večje razlike, zato so za lažjo primerjavo podatki od tu naprej prikazani le kot srednja vrednost sentimenta besed.

Slika 5.3: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu New York

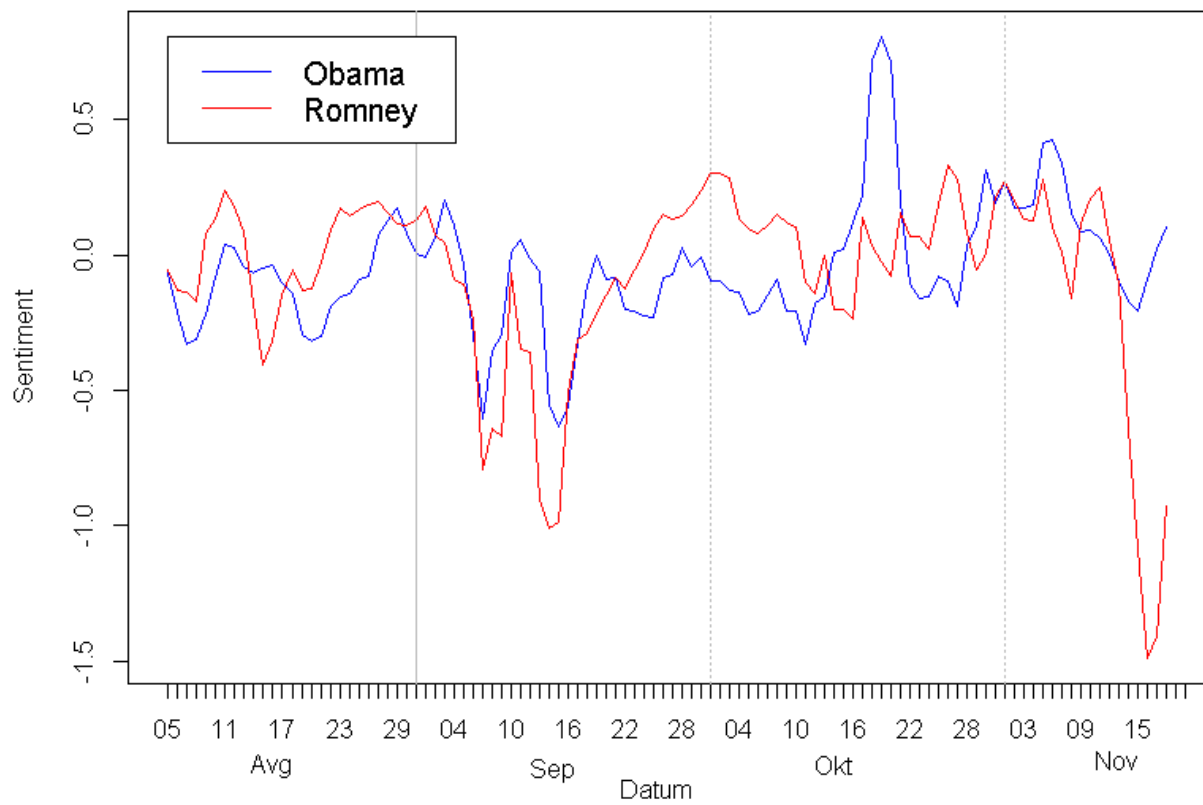


Slika 5.4: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Los Angeles

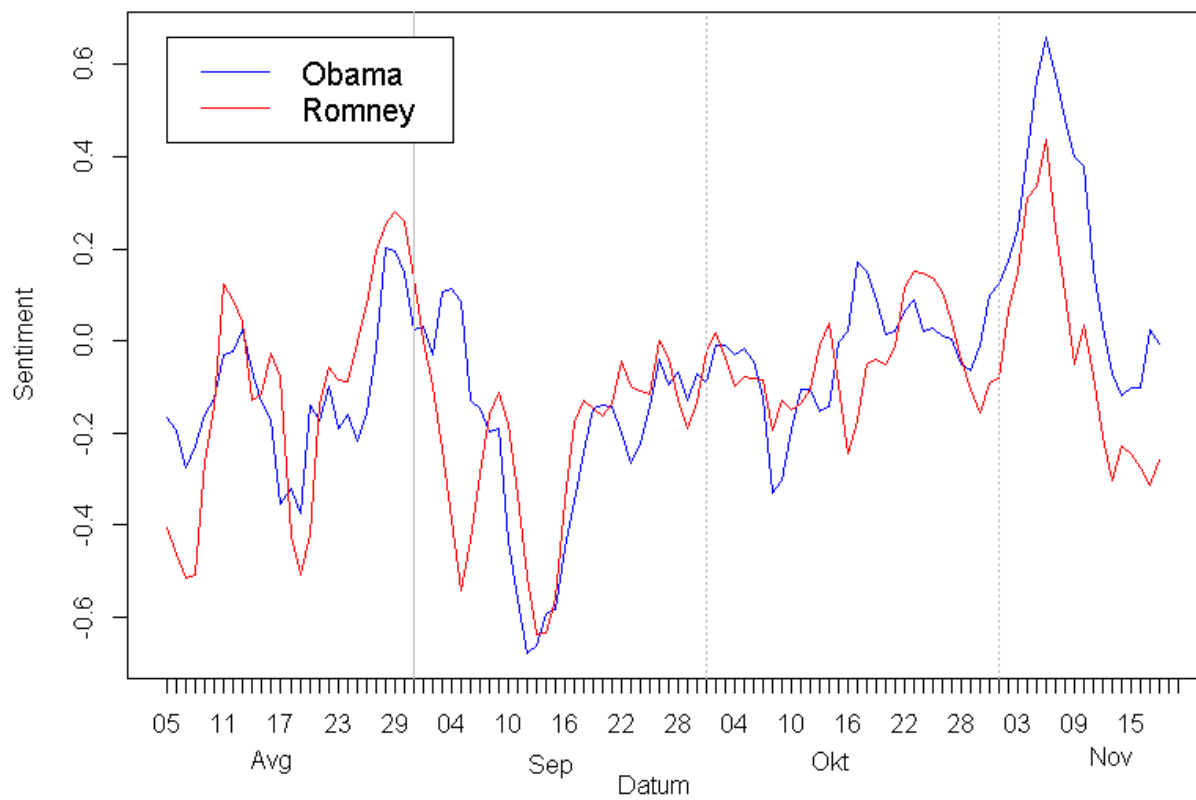




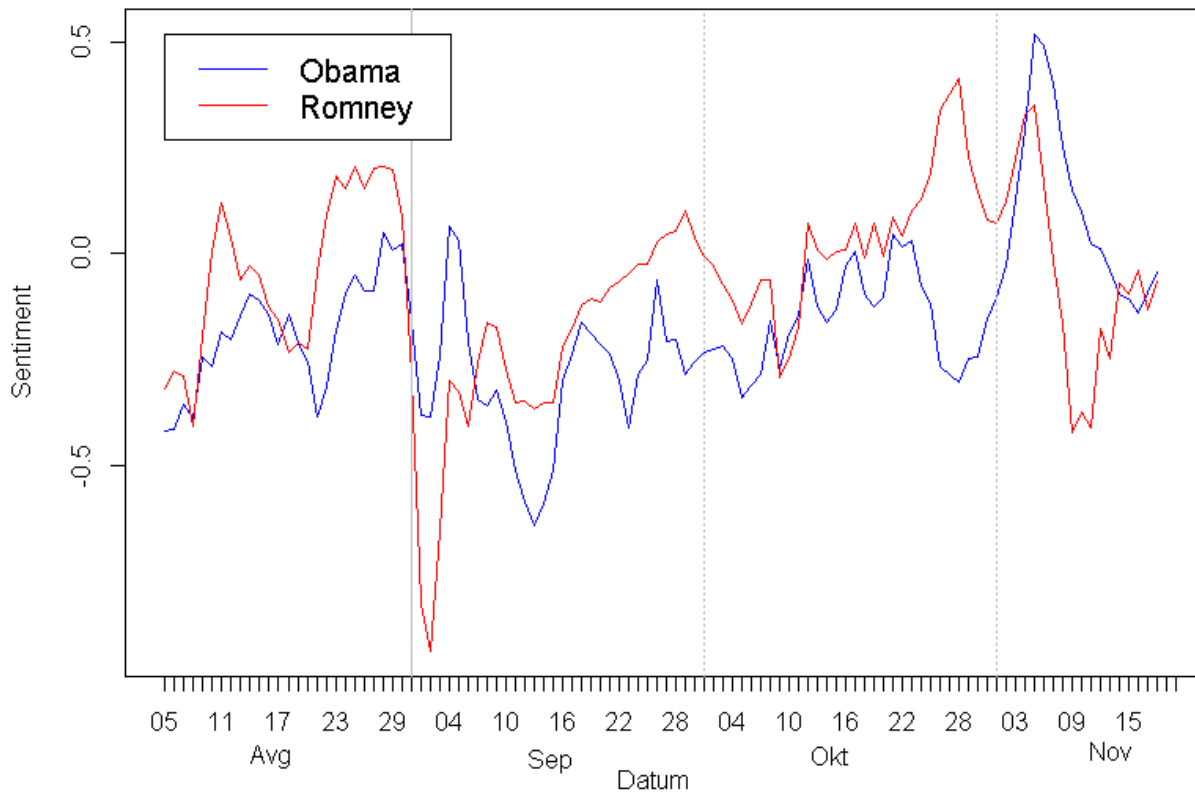
Slika 5.5: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Chicago Illinois



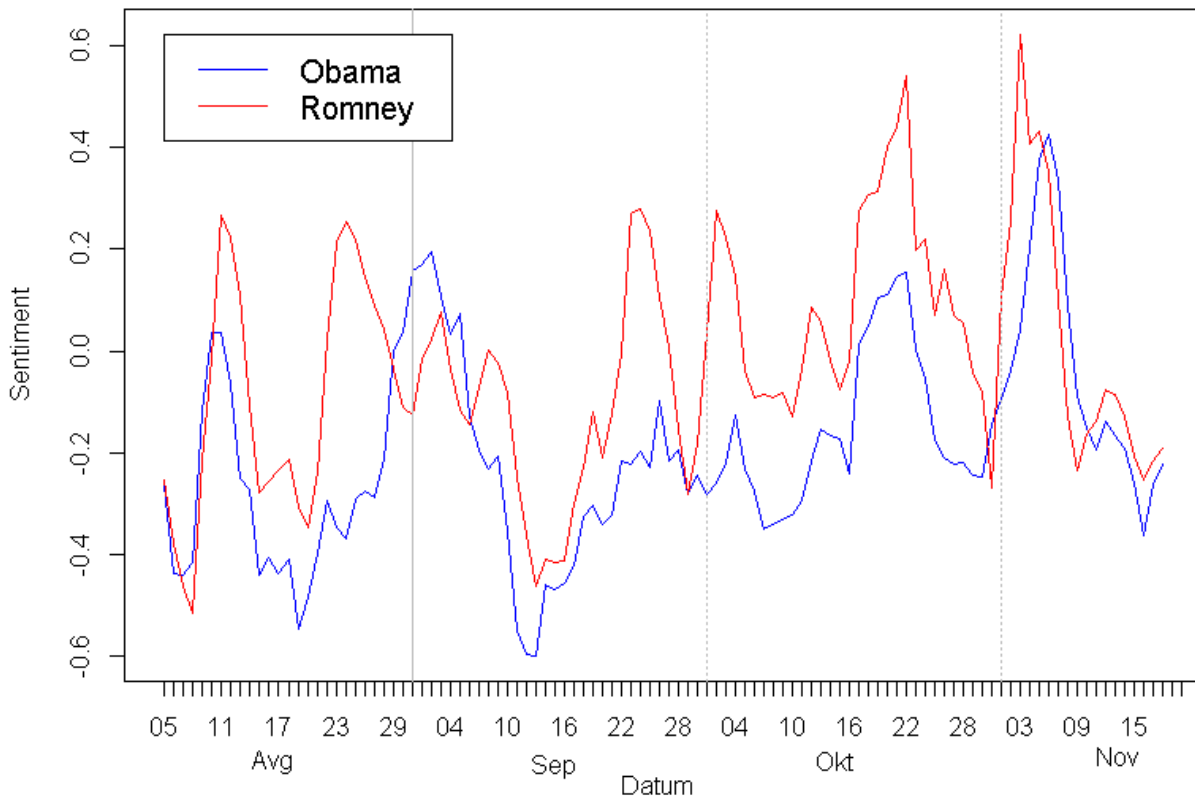
Slika 5.6: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Houston



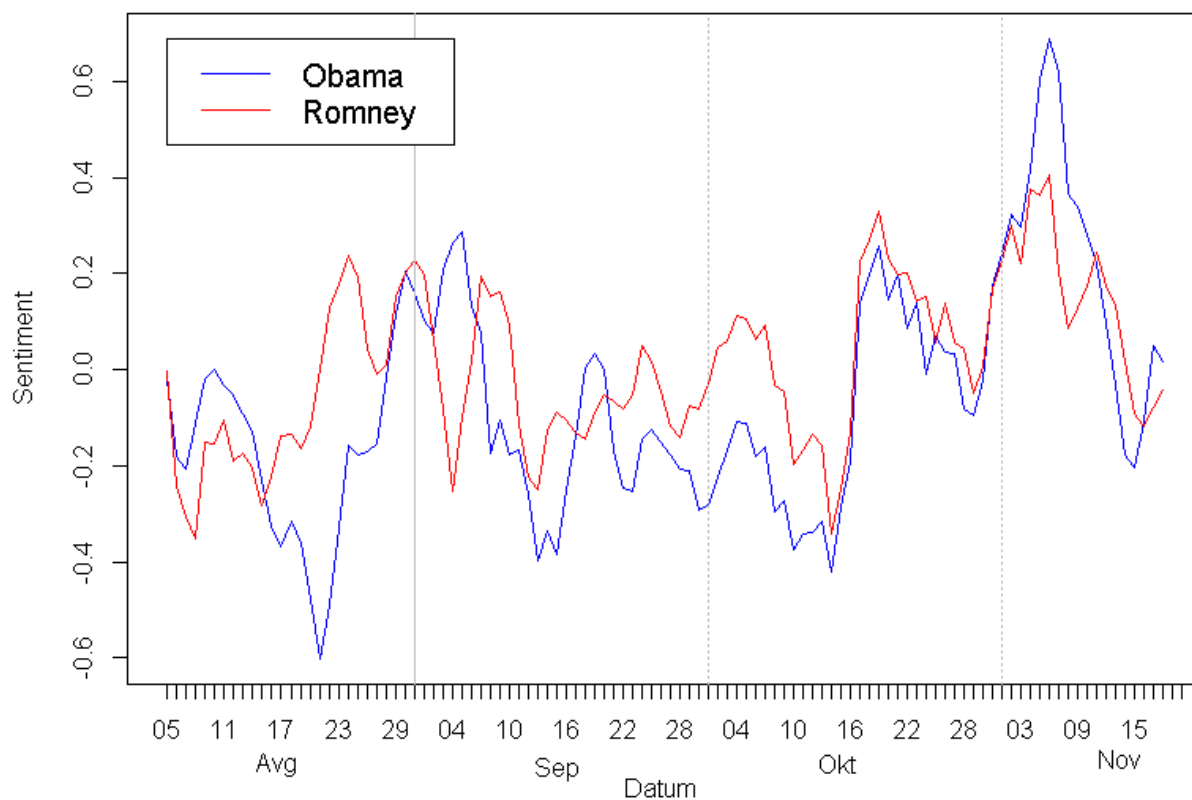
Slika 5.7: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Phoenix



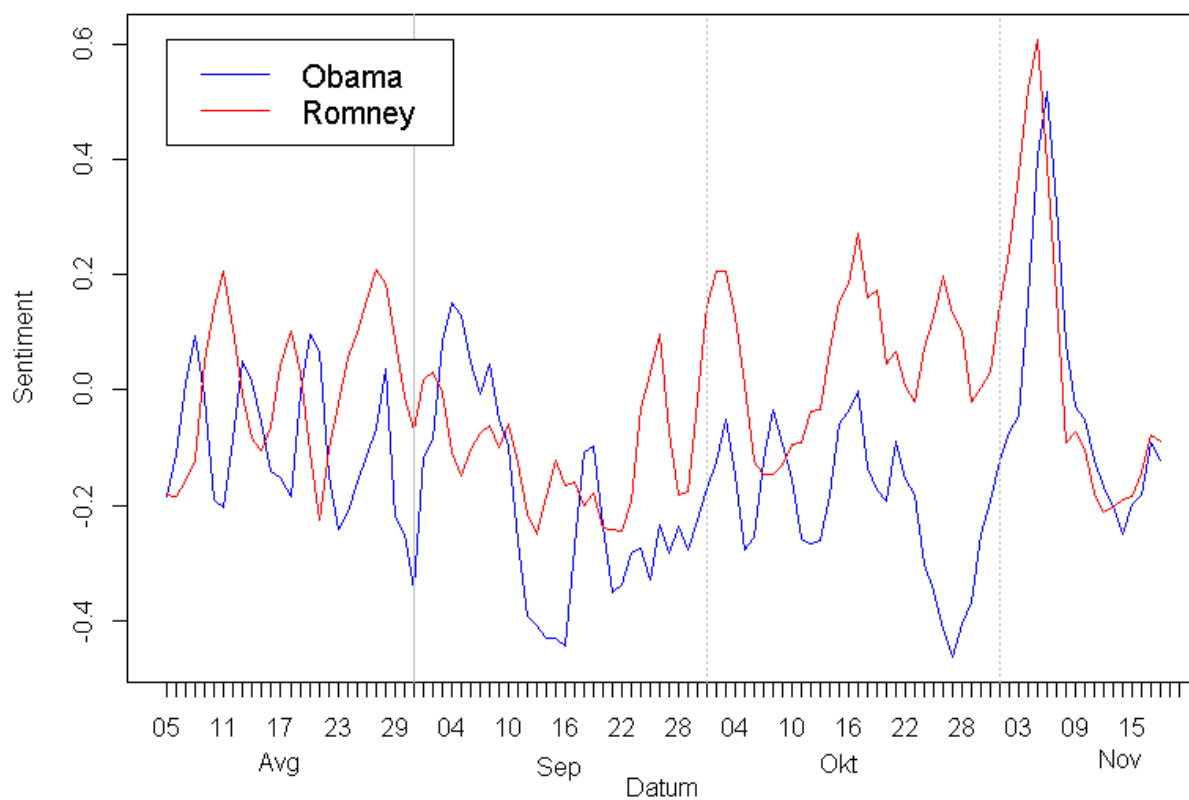
Slika 5.8: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Columbus



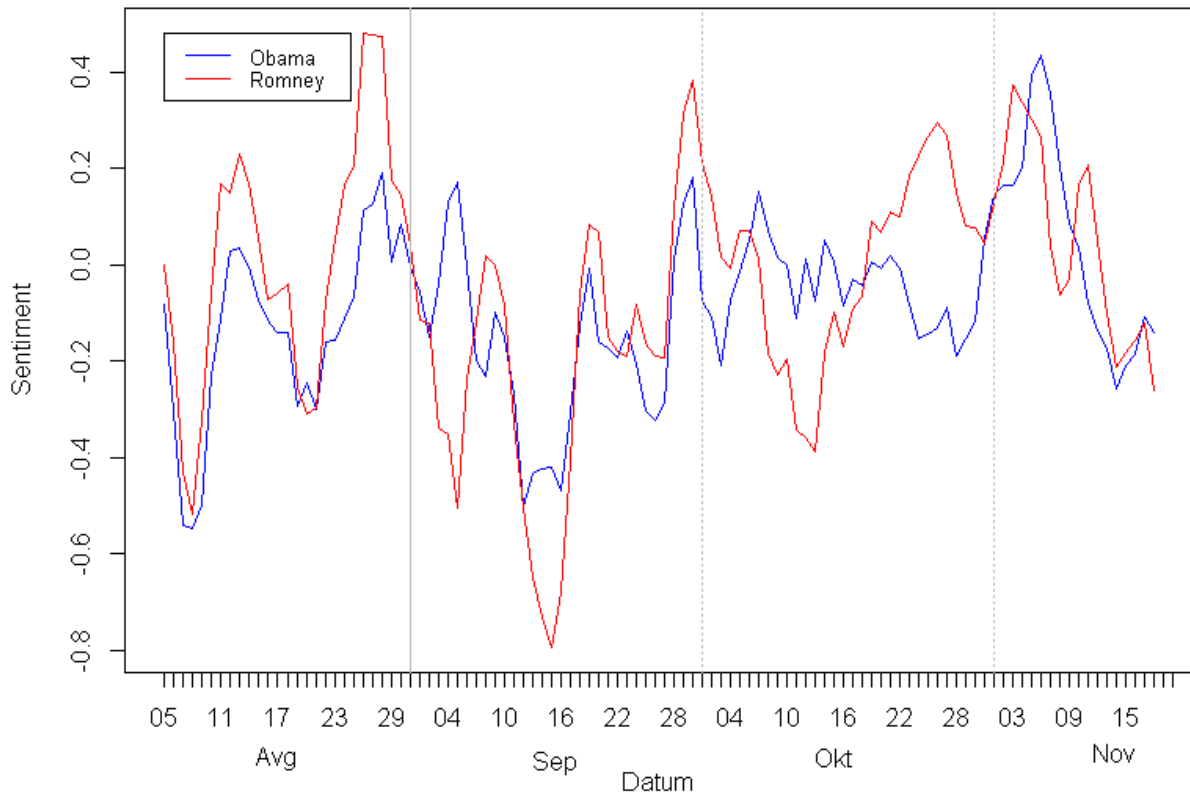
Slika 5.9: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Seattle



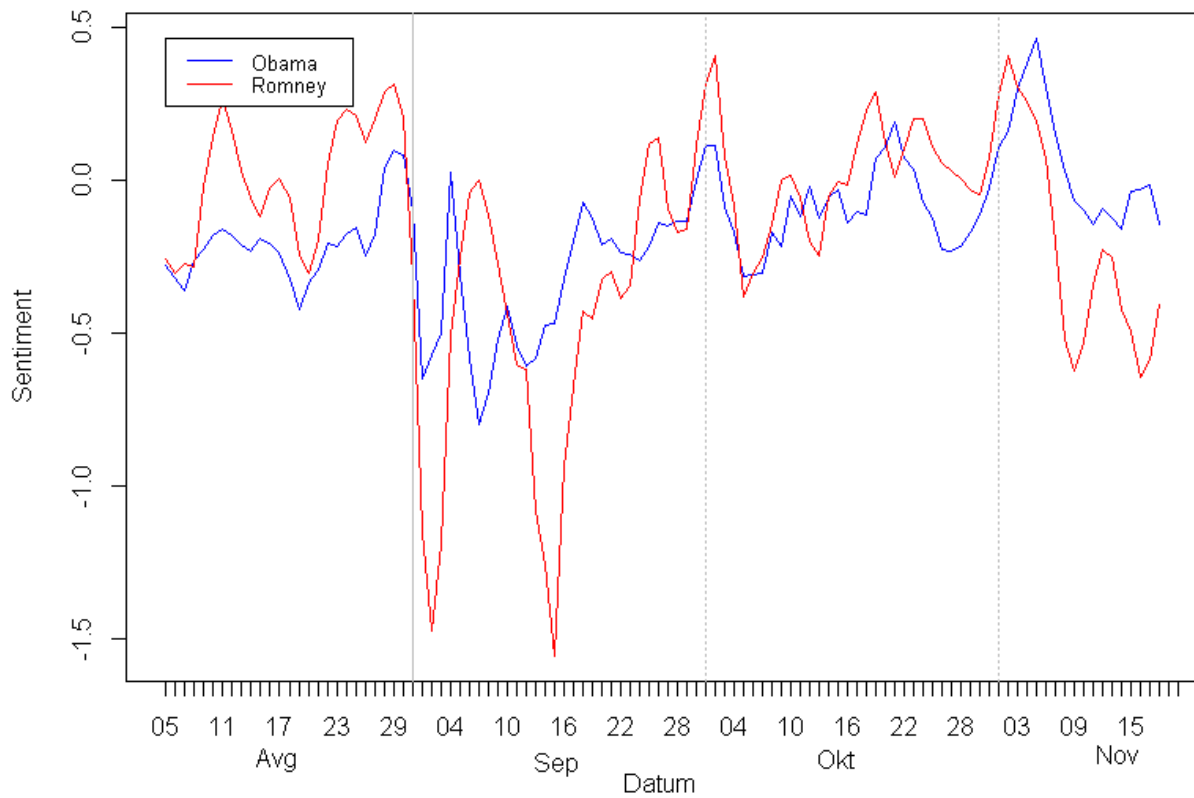
Slika 5.10: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Kansas City



Slika 5.11: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Miami

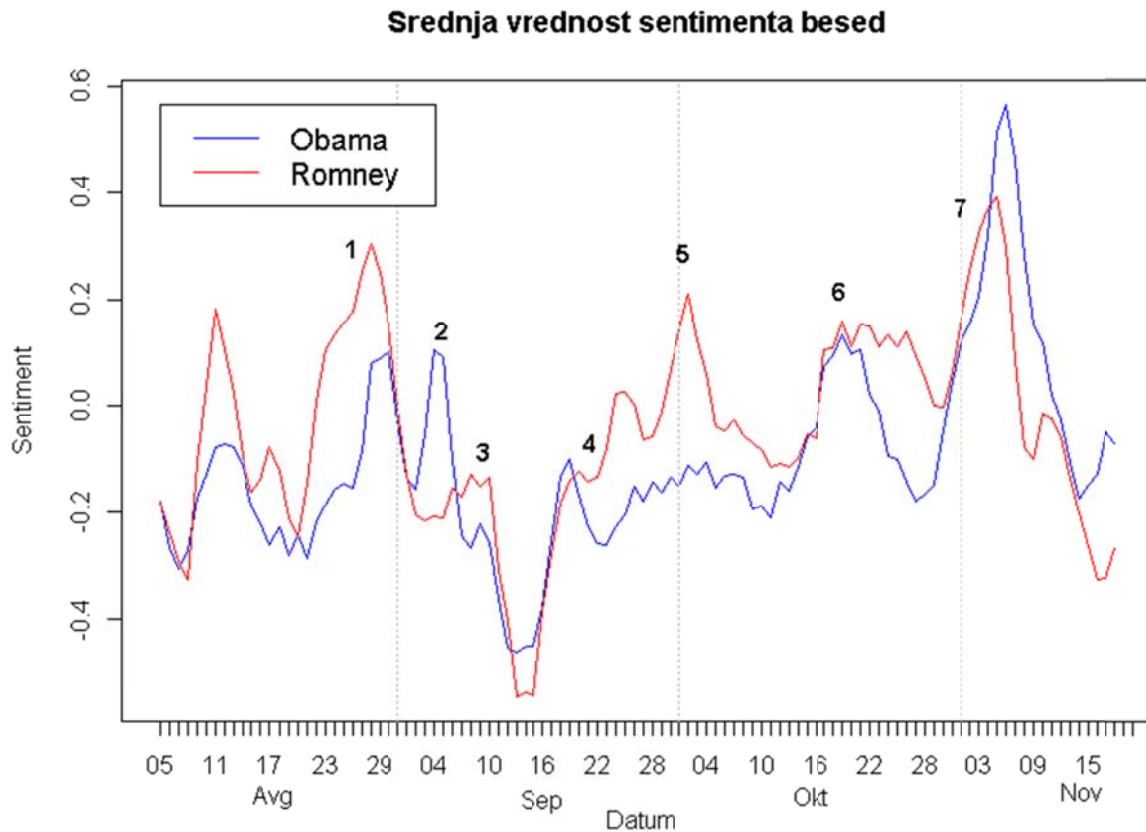


Slika 5.12: Srednja vrednost sentimenta besed v mestu Atlanta



## 5.2 Interpretacija rezultatov za ameriške volitve

Slika 5.13: Srednja vrednost sentimenta besed v celotni ZDA z dogodki



Rezultati se razlikujejo od države do države, a v grobem sem lahko izluščil trende. Na Sliki 5.13 sem označil sedem kritičnih dogodkov, ki so vplivali na trend:

1. 27. avgust: nacionalna konvencija republikancev. Več medijskega pokrivanja kandidata Romneyja in vsesplošno pozitivno zadovoljstvo njihove volilne baze.
2. 6. september: nacionalna konvencija demokratov. Enako kot pri točki 1.
3. 17. september: v javnost pride posnetek, ko Romney 47 odstotkov Američanov označi za pijavke, ki ne plačujejo nič davkov in so odvisni od države. Vsesplošen sentiment v političnih tweetih je padel.
4. 21. september: začetek predčasnih volitev. Aktivirajo se čustva.
5. 3. oktober: prvo nacionalno soočenje kandidatov, kjer po večinskem mnenju zmaga Romney.

6. 22. oktober: tretje nacionalno soočenje kandidatov. Do tretje debate je Obama ujel Romneyja. Analitiki in komentatorji se strinjajo, da je bil v teh debatah Obama boljši ali je vsaj dohitel Romneyja.
7. 29. oktober: začetek divjanja orkana Sandy po vzhodni obali ZDA. Podpora trenutnemu predsedniku začne strmo naraščati, saj je po njihovem mnenju dobro reagiral. To najbolj izstopa v državi New York (Slika 5.3).
8. Po volitvah, ki so bile 6. novembra 2012, je vzhičenost ljudi do zmagovalca ogromna in doživi najvišjo raven.

Pri pregledu rezultatov sentimenta po državah je jasno razvidno, katere države že vnaprej podpirajo kandidata določene stranke. To se vidi v državi Illinois (Slika 5.5), njeno glavno mesto Chicago je namreč Obamino domače mesto, zato se sentiment do Romneyja nikoli ni dvignil visoko. Nasprotni primer je v republikanski državi Arizona v mestu Phoenix (Slika 5.7), kjer Obama skoraj ni dosegel pozitivnega sentimenta. Treba je predpostavljati, da je ekstremni negativni sentiment zaradi taktične narave volivcev posredna podpora drugemu kandidatu.

Ohiu sta kandidata pred volitvami posvečala največ pozornosti, saj naj bi prav ta država odločala o končnem zmagovalcu. Ta aktivnost se vidi v veliko pozitivnih in ostrih špicah, ki so posledica različnih dogodkov, ki sta jih kandidata prirejala (Slika 5.8).

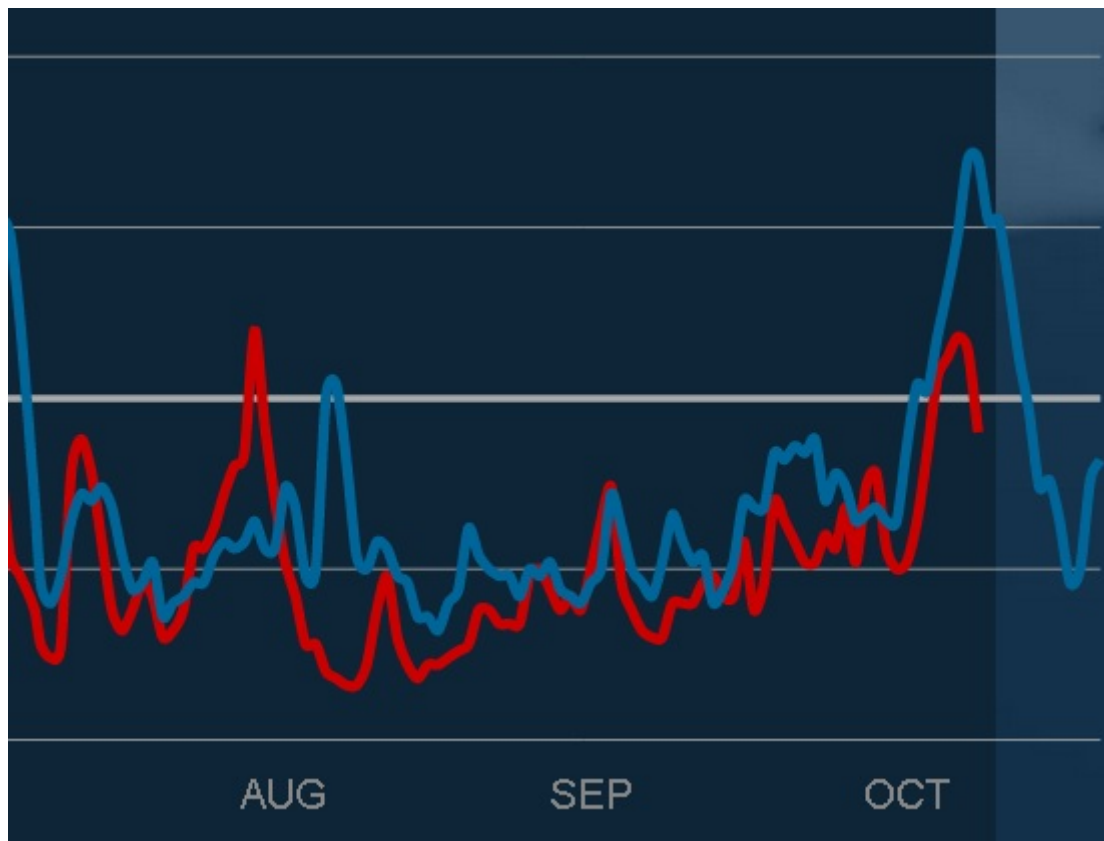
Pri pregledu sentimenta čez celotno ZDA (Slika 5.2) je treba vzeti v zakup, da pri izbiri kandidata nimajo vsa mesta enakomerne moči, saj so nekatere države upravičene do več elektorskih glasov kot druge: New York 31, Los Angeles 55, Washington 11, Arizona 10 itn. Pregled celotnega sentimenta tega ne upošteva, saj imajo vsa mesta enako utež.

Obama se je na volitvah izredno dobro odrezal pri manjšinah. Te na Twitterju niso toliko prisotne ali pa ne uporabljajo angleškega jezika. To bi tudi lahko bil razlog slabšega vsesplošnega sentimenta do Obame na Twitterju, saj manjšin nismo mogli zajeti.

## Primerjave

S projektom Twitter political index (Twitter 2012, 21. november 2012, Slika 5.14) je Twitter prek istoimenske spletne strani začel nekje v prvi četrtini leta 2012 in tako sam prikazoval podporo kandidatoma. Zanje je analizo sentimenta izdelovalo podjetje Topsy iz San Francisca.

Slika 5.14: Twitter political index

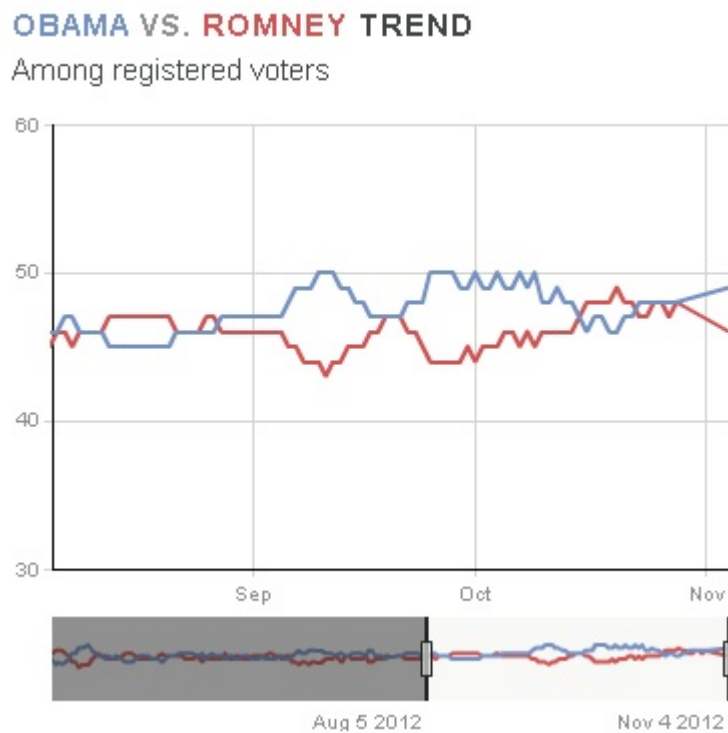


Vir: Twitter

Twitter political index prav tako zazna obe špici republikanske in demokratične konvencije ter močan skok Obame zaradi hurikana Sandy. Špica ob prvi debati v začetku oktobra je slabša in slabo zajame prepričljivo zmago Romneyja, a nato bolje ujame Obamo v kasnejših debatah. Topsy je meril sentiment kot odstotek tematskih tweetov (Obama ali Romney), ki imajo bolj pozitiven sentiment od vseh ostalih tweetov na Twitterju. To je lahko tudi razlog, da indeks ni zaznal septembrskega padca sentimenta, saj je bil splošen sentiment zaradi afere z Romneyjevim posnetkom nizek.

Podjetje Gallup meri volilno preferenco, ne pa sentimenta do kandidatov. Gre za eno največjih svetovnih raziskovalnih podjetij, ki merijo javno podporo. Njihova slika spodaj (Gallup 2012, 20 november, Slika 5.15) zelo dobro ujame septembrski Romneyjev padec, a kasneje ne zazna političnih soočenj.

Slika 5.15: Gallupov Obama vs. Romney trend



Vir: Gallup



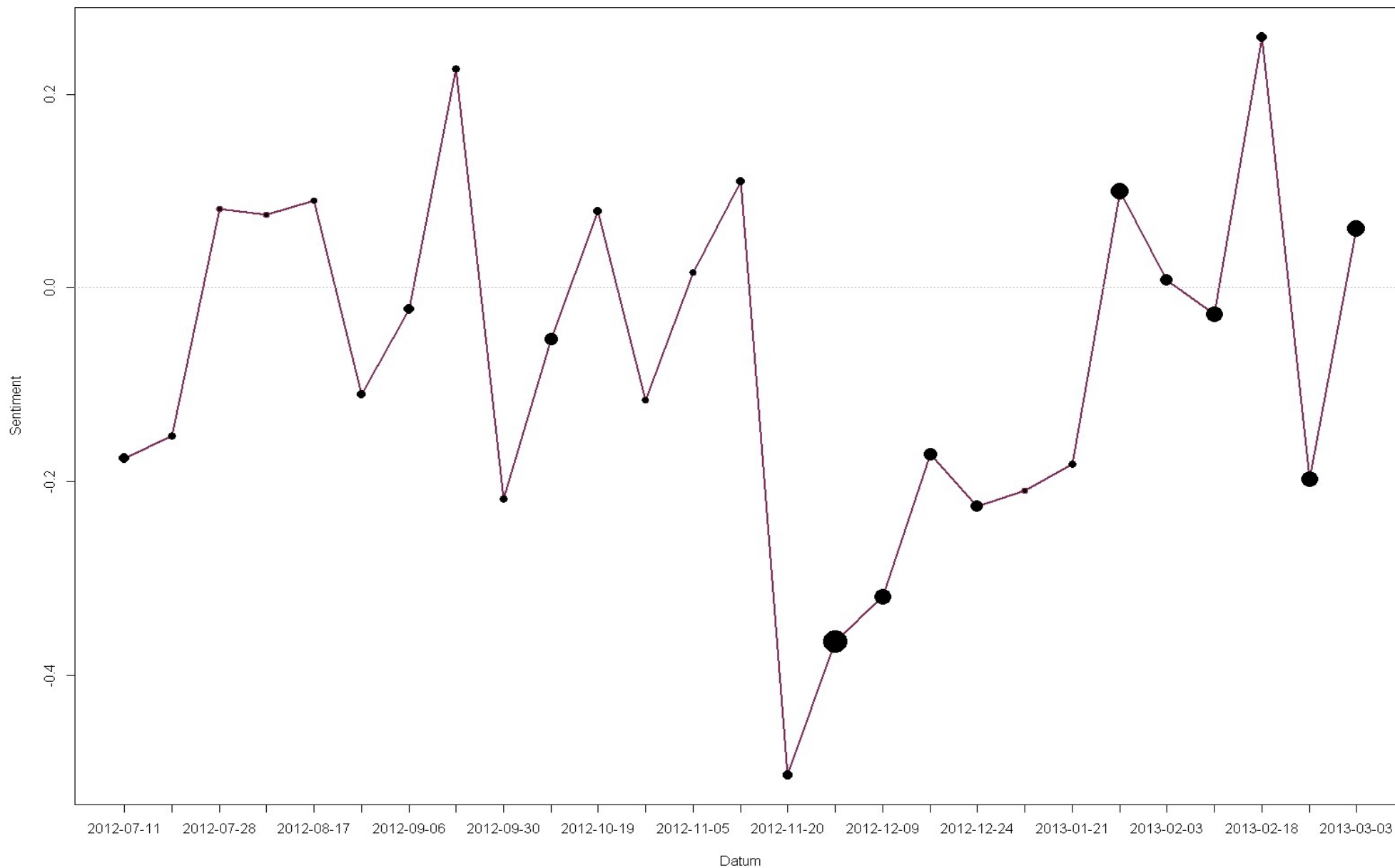
### 5.3 Podpora slovenski vladi

Vsi zbrani tweeti so se zbrali v eno datoteko in zraven se jim je zapisalo datum zajema. Zbralo se je 10.995 unikatnih tweetov, v katerih se je zaznalo besede "vlada", "vladi", "virant", "jansa", "janša", "minister", "ministru". Pri konsolidaciji v eno datoteko se je še enkrat filtriralo tweete po želenih besedah, saj je Twitter API vračal rezultate oseb, ki na Twitterju uporabljajo ime Janša npr. kot svoj priimek.

Analiziralo se je več različnih opcij. Pri sami podpori vlade se je izbrisalo tweete, v katerih sta prisotni besedi "virant" ali "gregor". Rezultati so prikazani brez izravnave. Velikost črnih krogcev na grafu je sorazmerna s številom zajetih tweetov na ta datum.

Prikazan je tudi ločen sentiment do politikov Janeza Janše in Gregorja Viranta. Iz baze 10.995 unikatnih tweetov sem izločil tweete, v katerih sta omenjeni besedi "jansa" ali "jansi" in v katerih sta bili omenjeni besedi "virant" ali "gregor".

Slika 5.16: Srednja vrednost sentimenta do Vlade RS



## 5.4 Interpretacija rezultatov podpore slovenski vladi

Analiza pokaže, da so rezultati slabe kakovosti, saj ne izkazujejo dobrega trenda. Krivo je lahko nizko število tweetov, del bi pa lahko pripisali tudi zelo sarkastični naravi slovenskega Twitter prostora in njegovi zelo liberalni preferenci. V začetku je zelo malo tweetov zaradi poletja, nato se povečajo ob uličnih nemirih in politični krizi. Na sliki 5.17 sem označil večje dogodke, ki so vplivali na rezultat:

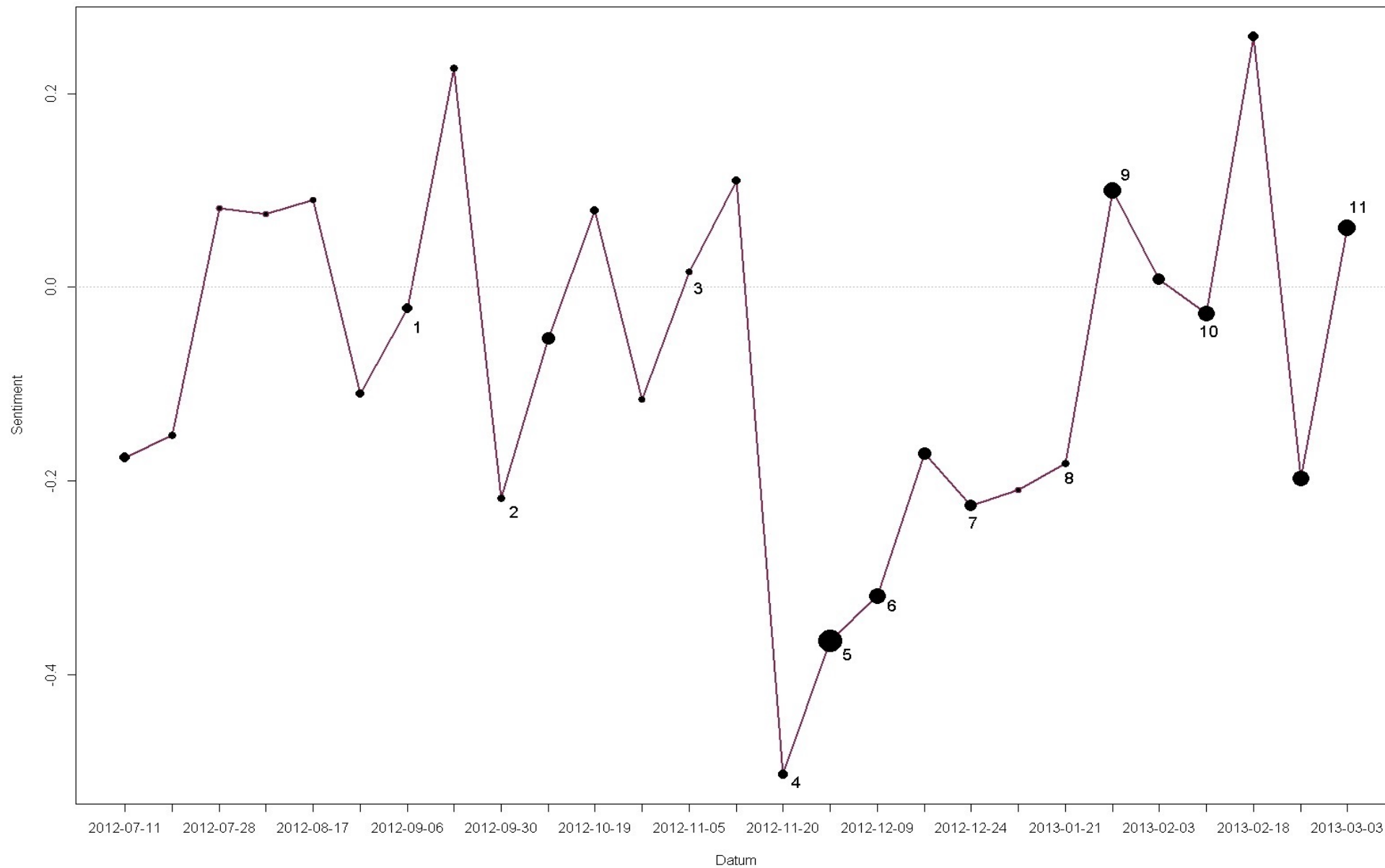
1. Obsodba Bineta Kordeža in ostalih članov nekdanje uprave Merkurja.
2. Državni zbor sprejme zakon o slovenskem državnem holdingu in zakon o slabi banki.
3. Poslanci opozicije vložijo podpise za referendum proti sprejetim zakonom.
4. Protikorupcijska komisija da negativno mnenje zoper mariborskega župana Franca Kanglerja, sindikalne demonstracije v Ljubljani, bližajoča se mariborska vstaja.
5. Eskalacija mariborskih protestov, prvi protest v Ljubljani.
6. Sprejeta pokojninska reforma, župan mesta Maribor Franc Kangler napove odstop.
7. Ustavno sodišče prepove referendumu opozicije.
8. Protikorupcijska komisija izda negativno mnenje, ki bremeni predsednika vlade Janeza Janšo in predsednika glavne opozicijske stranke Zorana Jankovića.
9. Državljanska lista zapusti koalicijo.
10. Zbor za republiko ima provladni protest v Ljubljani, na isti dan so v Ljubljani protivladni protesti, poimenovani vseslovenska vstaja.
11. Izglasovana je konstruktivna nezaupnica, nova predsednica vlade je Alenka Bratušek.

Debelina pik na grafu je sorazmerna s številom tweetov v danem tednu. Največ tweetov je zabeleženih konec novembra, 799 v celem tednu. Od takrat naprej se je promet na Twitterju na tematiko vlade povečal glede na predhodno obdobje in zamrl samo okoli novega leta, ko ni bilo novih novic na to temo. Nato se je zaradi poročila Komisije za preprečevanje korupcije (KPK) promet znova povečal.

Na grafu lahko zaznamo močno negativen sentiment od konca novembra do novega leta, torej v času največjih protivladnih protestov. Po poročilu KPK januarja, ko je vlada začela razpadati, ni bilo tako negativnega sentimenta.

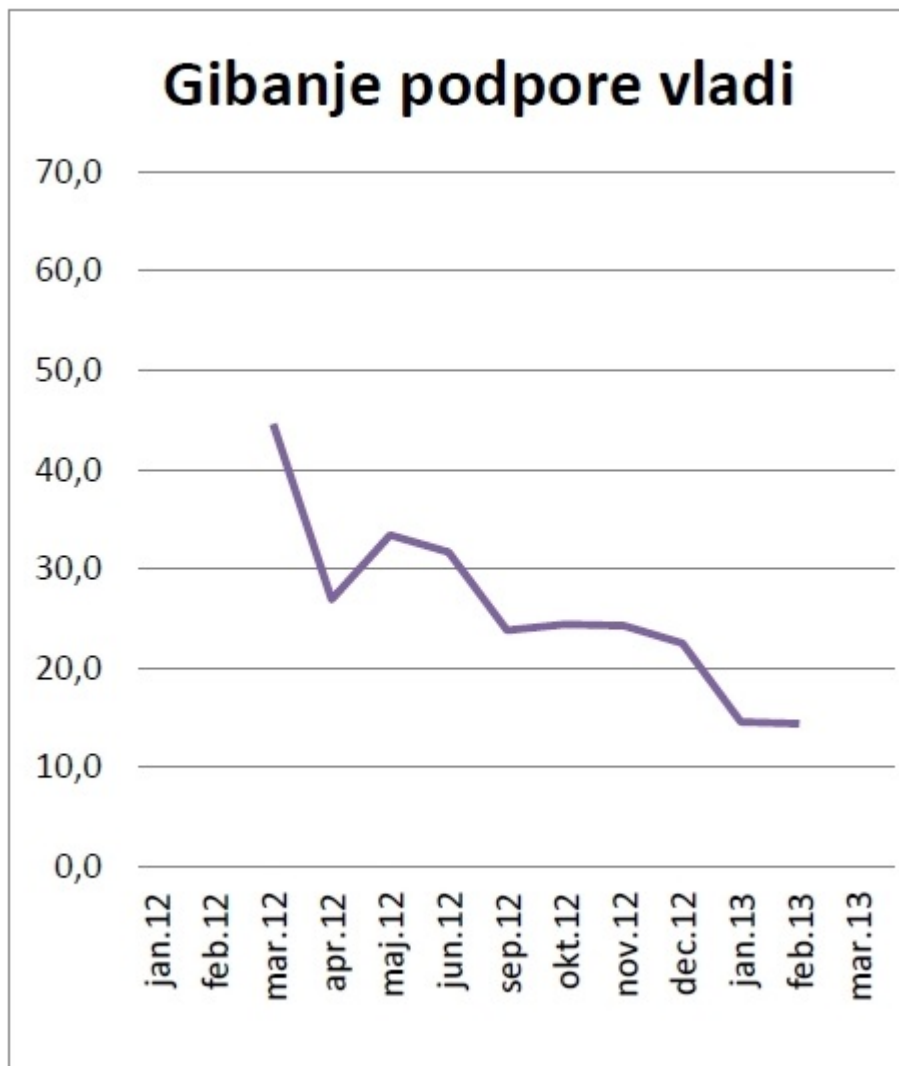
V obdobju od februarja 2013 do marca 2013 se je sentiment spreminjal dnevno. Vsak dan je bila v javnosti nova ideja, kako priti do nove vlade ali do predčasnih volitev. Rezultat celotedskega sentimenta je torej skupek vsega tega.

Slika 5.17: Srednja vrednost sentimenta besed pri analizi sentimenta do Vlade RS z dogodki



## Primerjave

Slika 5.18: Podpora vladi (FUDŠ 2013)



Vir: Slovenski utrip, Fakulteta za uporabne družbene študije

V primerjavi s podporo vladi iz raziskave Slovenski utrip se vidi velik padec v časovnem obdobju od septembra 2012 do januarja 2013 (Slika 5.18).

## 5.5 Sentiment do Janeza Janše in Gregorja Viranta

Ker so bili podatki na voljo, se mi je zdela ustrezna primerjalna analiza sentimenta do dveh najmočnejših politikov v vladi Janeza Janše leta 2012. Iskal sem tudi korelacijo oz. povezanost med sentimentom do enega in drugega.

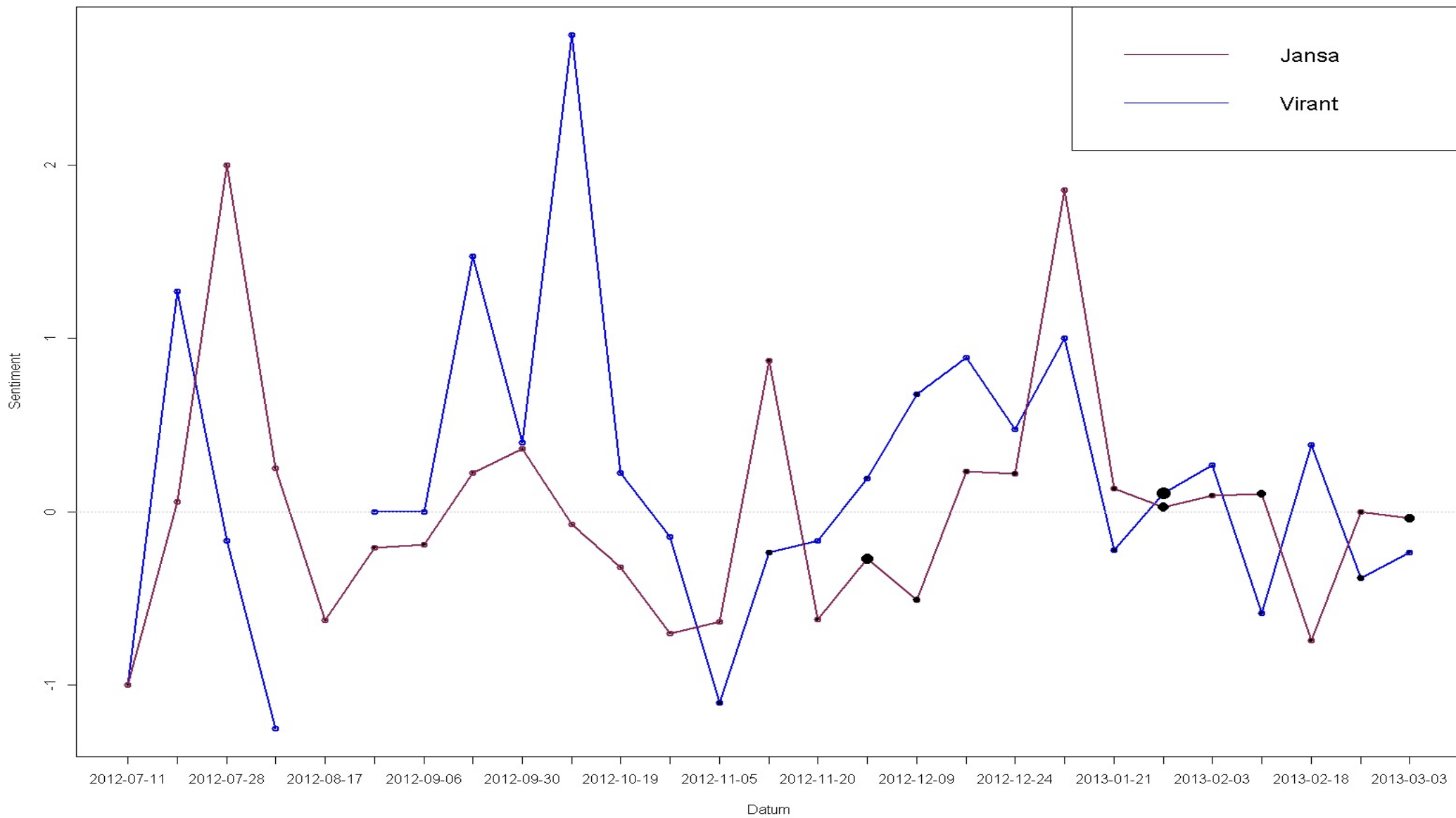
Pri analizi sentimenta do Janeza Janše in Gregorja Viranta (Slika 5.19) med njima ne vidimo večjih odstopanj. Največ tweetov z njunim imenom je bilo konec januarja, ko je odnos med njunima strankama zaostрил do konca, kar je privedlo do izstopa Državlanske liste (stranke Gregorja Viranta) iz vlade Janeza Janše. Sentiment do Janše tudi bolje korelira do sentimenta vlade, saj ima nizek sentiment in velik promet tweetov v obdobju protestov november 2012–december 2012. Virant je imel v splošnem manj tweetov in sentiment do njega je dosegel najnižjo vrednost v prvem tednu novembra, ko so se podpisi za referendum izgubili na poti med notranjim ministrstvom in državnim zborom, ki ga je vodil Gregor Virant. Pred tem je bilo tweetov na teden tako malo, da bi težko izluščili kakšne verodostojne rezultate.

V zadnjih tednih pri sentimentih do obeh politikov pride do obratne sorazmernosti – ko gre Janši sentiment navzgor, gre Virantu navzdol in obratno. To bi lahko pripisali izstopu Državlanske liste iz koalicije, saj se je Gregorja Viranta začelo bolj dojemati kot samostojnega politika in ne več kot del politike Janeza Janše.

Tabela 5.1: Janša vs. Virant: Število tweetov in srednja vrednost

	Gregor Virant	Janez Janša
Število tweetov	1297	1882
Srednja vrednost	0,017	0,018
Pearsonov koeficient korelacije	0,18	

Slika 5.19: Srednja vrednost sentimenta do Gregorja Viranta in Janeza Janše





## 5.6 Rezultati analize slovenskega Twitter prostora

Ker sem iskal razlike med analizami domačega in tujega Twitter prostora, sem naredil še splošno analizo slovenskega Twitter prostora ter rezultate primerjal s podatki, ki so jih zbrali raziskovalci v tujini.

V 39 dnevih se je nabralo 259.083 unikatnih tweetov z datumi zajema in uporabniškimi imeni. Analiziral sem, kdo so najbolj aktivni uporabniki in katere dni v tednu so najbolj aktivni. Pri analizi aktivnosti po dnevih sem za vhod vzela štiri polne tedne (28 dni).

Večina tweetov je bila neposredna komunikacija z uporabo znaka @. Teh je bilo 59 odstotkov, retweetov pa 22 odstotkov.

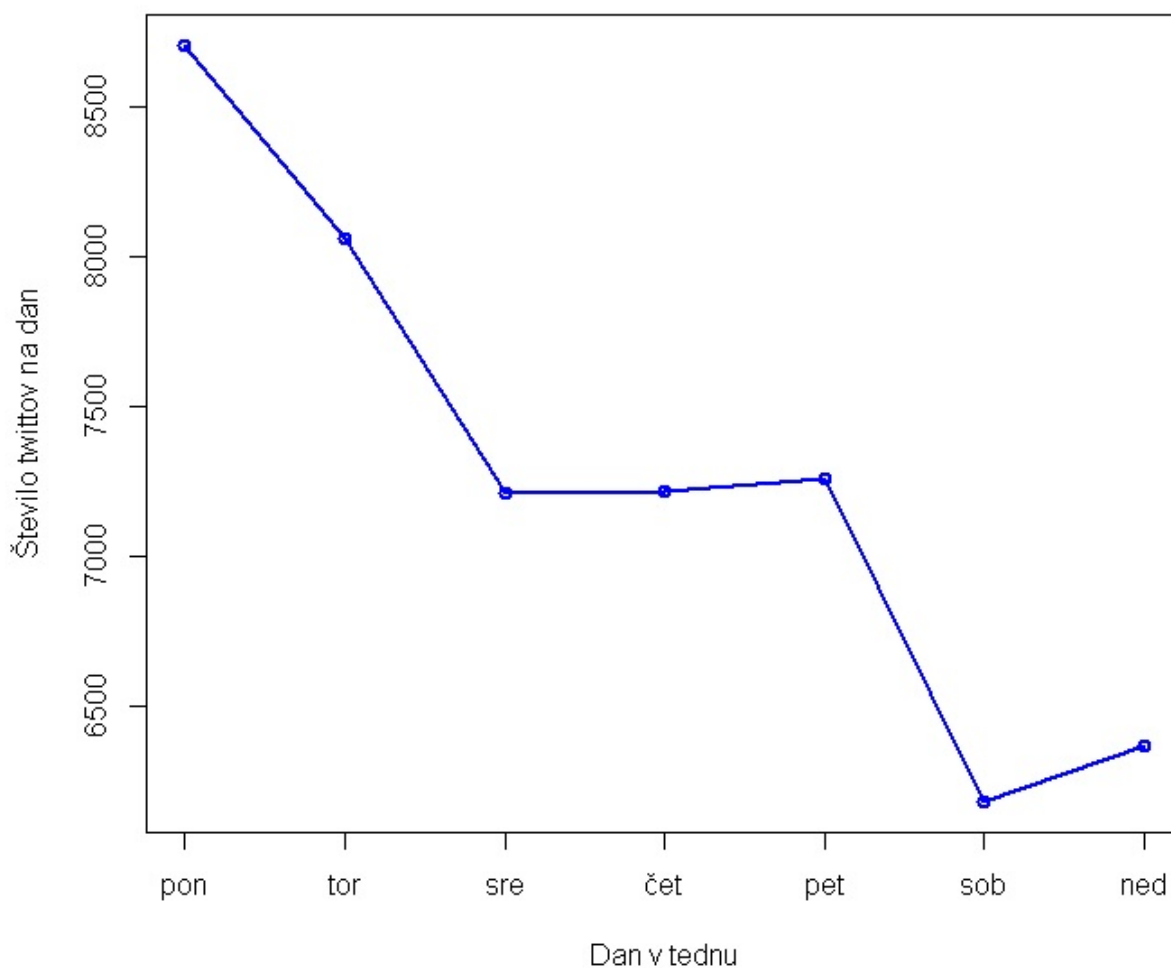
Tabela 5.2: Najbolj aktivni uporabniki

#	Uporabniško ime	Število tweetov	Afiliacija
1	petrasovdat	3355	novinarka Financ
2	tamejhna	2161	/
3	Trdosrcnez	2026	/
4	Riiiiikoo	1943	vse v angleščini
5	LesleyJsn	1890	vse v francoščini
6	darkob	1796	/
7	savicdomen	1722	bloger
8	murekar	1695	pravnica
9	Scaretale	1682	vse v italijanščini
10	linazaninigs	1663	vse v portugalsščini
11	SandraKravitz	1583	vse v hrvaščini
12	MladenPrajdic	1545	programer
13	ixalrizqi	1545	vse v indonezijščini
14	Freeeky	1500	/
15	londonerabroad	1447	angleški budist v Sloveniji
16	_BAPJongup_	1426	vse v malajščini
17	SturmG	1425	/
18	SLOjanoskinator	1397	Slovenec, vse v angleščini
19	komunalc	1373	/
20	t_celestina	1363	novinar

Tabela 5.3: Število tweetov glede na dan v tednu

dan v tednu	število tweetov
ponedeljek	8707
torek	8060
sreda	7215
četrtek	7219
petek	7262
sobota	6183
nedelja	6366

Slika 5.20: Število tweetov na dan v tednu



Slovenski uporabniki Twitterja so najbolj aktivni ob ponedeljkih in najmanj med ob koncu tedna, ko aktivnost pade tudi za četrtno (Tabela 5.3, Slika 5.20).

Kot že rečeno, se z iskanjem po geolokaciji izgubi dobršen del tweetov. S hitro analizo sem ugotovil, da se z iskanjem geocode dobi približno 33–66 odstotkov vseh tweetov. To sem napravil tako, da sem s splošnim iskanjem iskal tipične slovenske besede, kot sta "zanimivo" in "upam", ter nato iste besede še z iskalnim nizom, ki je vključeval lokacijo geocode.

Med najbolj aktivnimi uporabniškimi računi v vzorčnem obdobju štirih tednov marca 2013 je skoraj polovica v tujem jeziku (Tabela 5.2). Nekateri so tujci, živeči v Sloveniji, nekateri študentje na izmenjavi, kakšen Slovenec objavlja vse v angleščini itn. Da je tako visok odstotek tujcev aktivnih v slovenskem Twitter geolokacijskem prostoru, si lahko razlagamo kot njihovo komuniciranje s svojim domačim svetom in prijatelji, ki so ostali v domovini. Twitter omogoča poceni, učinkovito in hitro komunikacijo, možno pa je, da se je kak tujec v vzorcu našel tudi po nesreči oz. hrošča na strani Twitter.

Tamusjan in drugi so leta 2010 ugotovili, da je v nemškem Twitter prostoru 19 odstotkov tweetov pravzaprav retweetov (Tamusjan 2010), kar je blizu mojemu rezultatu 22 odstotkov. V vzorcu se je našlo 14.905 unikatnih uporabnikov, od njih jih je 8057 ali 54 odstotkov ustvarilo samo en tweet v štirih tednih. Deset odstotkov najbolj aktivnih uporabnikov ustvari 85 odstotkov vseh tweetov, en odstotek najbolj aktivnih uporabnikov pa 45 odstotkov. To sovпада in je skoraj identično z ugotovitvami Tamusjana in njegove ekipe – diskusijo na Twitterju vodi manjša skupina zelo aktivnih uporabnikov (Tamusjan 2010).

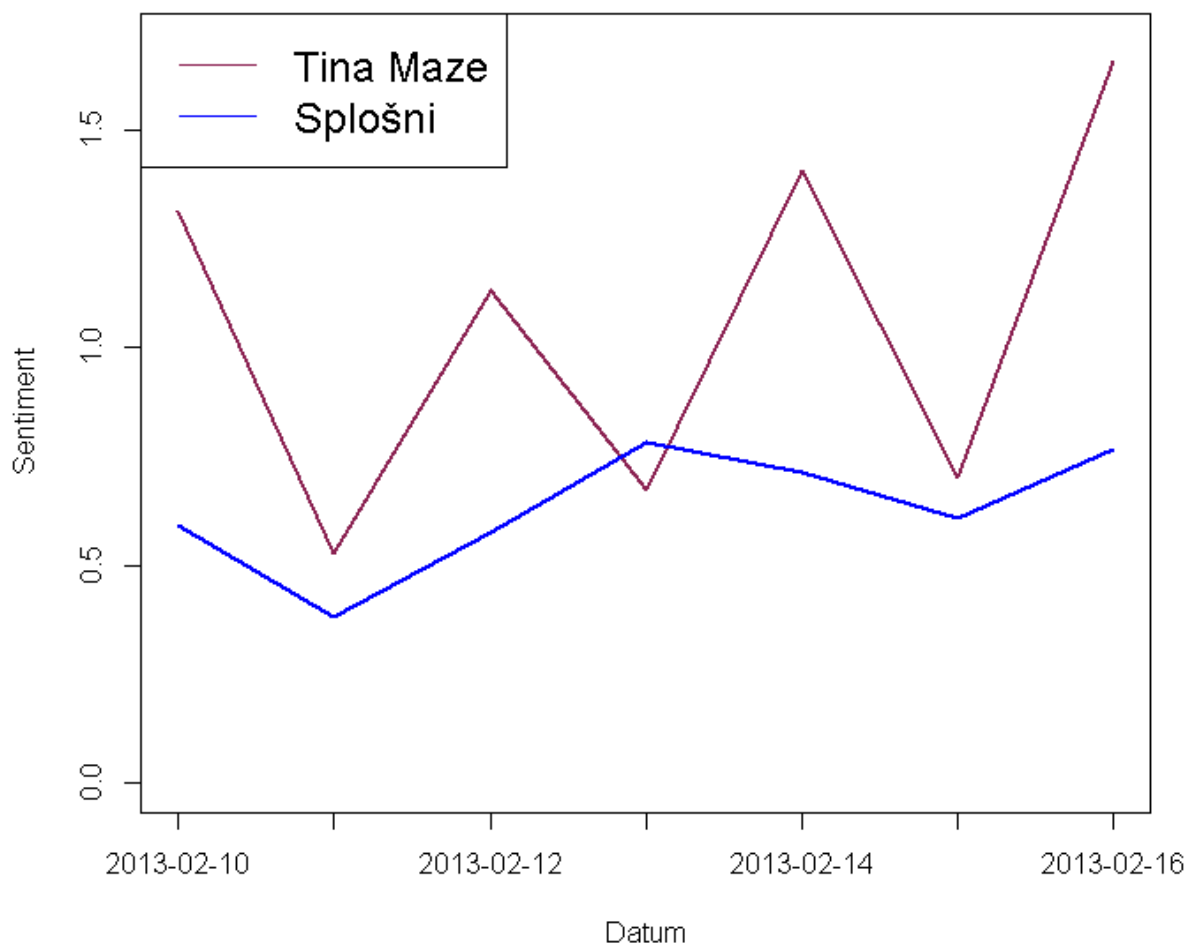
Če predpostavljam, da z geolokacijo nisem zaznal dveh tretjin slovenskih uporabnikov, in z avoljo optimistične ocene ignoriram dejstvo, da je veliko uporabnikov tujcev, bi velikost slovenske Twitter populacije ocenil na 35.000 uporabnikov. Populacije, starejše od 14 let, je pri nas 1,7 milijona (Statistični urad Republike Slovenije 2008), torej je zelo optimistična ocena, da pri nas Twitter uporabljata dva odstotka populacije, kar je krepko manj od ameriških deset odstotkov polnoletnega prebivalstva, ki Twitter uporablja mesečno (Statista 2013). Tako majhna baza uporabnikov v Sloveniji je lahko največja ovira za kakovostno sentimentalno analizo, ki sicer zahteva veliko podatkov in kritično maso, ki omogoča dovolj vhodnih podatkov za različne tematike.

## 5.7 Sentiment do Tine Maze med svetovnim prvenstvom v alpskem smučanju

Analiza sentimenta deluje dobro, kadar njen test pokaže, da je zaznala ekstremno pozitivna čustva v prostoru, kjer ni dvoma, da ta obstajajo.

Iz zbirke podatkov sem izvzel teden, ko je potekalo svetovno prvenstvo v alpskem smučanju. V vzorcu sem našel 1204 tweetov, kjer sta omenjeni besedi "tina" ali "maze", in iz njih naredil analizo sentimenta. Tina Maze je 9. februarja 2013 in 14. februarja 2013 osvojila medaljo in vidi se zelo pozitiven sentiment do nje. Splošen sentiment, analiziran na vseh tweetih tega obdobja, je izrazito nižji (Slika 5.21).

Slika 5.21: Sentiment do smučarke Tine Maze med svetovnim prvenstvom



Prilagam še oblak najbolj pogostih besed (WordCloud), ki so prispevale k oceni sentimenta do Tine Maze v obdobju od 10. februarja 2013 do 16. februarja 2013:

Slika 5.22: Oblak najbolj pogostih besed



Opazil sem tudi slabše razmerje med številom tweetov in številom uporabnih besed za analizo. V primeru angleškega jezika je razmerje 1 : 1, kar pomeni, da na en tweet dobimo v povprečju eno besedo, ki prispeva k oceni sentimenta. Pri analizi v slovenskem jeziku je to razmerje tudi do polovice slabše ali celo še več. K temu zagotovo pripomoreta objavljanje tweetov v tujem jeziku in specifičnost slovenskega jezika. To razmerje bi se v prihodnosti lahko izboljšalo z boljšimi vhodnimi podatki in optimiziranjem tabele AFINN.

## 6 Zaključek

V tem magistrskem delu sem prikazal, kako je relativno lahko narediti sentimentalno analizo prek družbenega omrežja. Twitter je za take analize daleč najbolj primeren medij zaradi enostavnega API-ja in zaradi veliko uporabnikov, ki svojo misel oz. počutje spravijo v jedrnate stavke s 140 znaki.

Na splošno je v ZDA merjenje sentimenta lahko zelo dobra pomoč pri identifikaciji trenda politične podpore. Politiki lahko v svoji kampanji zelo hitro ocenijo odziv volivcev in se hitro prilagodijo. Obama je imel daleč najboljšo informacijsko infrastrukturo (Salmon 2012). Demokrati so imeli svoje notranje strokovnjake za merjenje trenda, tako da je lahko Obama hitro reagiral, ko je bilo to potrebno. Analiza sentimenta prek Twitterja pokaže zelo kratkoročne efekte in je instantna povratna informacija na družbeno dogajanje.

Za potrebe dela sem sprogramiral algoritem in meril sentiment v tekstu na nivoju besed in z uporabo tabele AFINN. Ugotovil sem, da so rezultati primerljivi s tistimi, pridobljenimi iz virov, ki take analize prodajajo na trgu. S to preizkušeno metodologijo sem nato meril sentiment še v slovenskem Twitter prostoru, kjer pa se je pokazalo nekaj pomanjkljivosti. Prva je vsekakor majhen Twitter prostor, ki nima dovolj kritične mase uporabnikov, zato z iskanjem po temah ne izluščimo dovolj uporabnega strukturnega teksta. Druga pomanjkljivost je specifičnost slovenskega jezika, ki zahteva veliko bolj obsežno AFINN tabelo možnih besed, kot je bila uporabljena v tem delu. Zaradi neprofesionalnega prevajalca slovenska tabela AFINN ni optimalna.

Če se bo Twitter v Sloveniji še naprej širil in se bo bazen uporabnikov povečeval, lahko analiza sentimenta odpre večje področje. Mogoče celo do te mere, da bi si lahko s tem pomagali pri volilnih napovedih, kot so to ugotovili na nemških volitvah, kjer je intenzivnost omenjanja stranke na družbenem omrežju sovpadala z anketnimi rezultati podpore (Tamusjan 2010). Za kakršnokoli nadaljnje delo pri merjenju sentimenta v slovenskem Twitter omrežju pa bi bilo najprej treba zagotoviti več vhodnih podatkov.

Analiza sentimenta je lahko priročna tudi v gospodarstvu. Ker so na Twitterju objave označene s tematiko, lahko npr. pri McDonald'su ob lansiranju novega sendviča takoj dobijo odziv ljudi. Drugi primer bi bil identifikacija trenda sentimenta do blagovnih znamk znotraj neke panoge, npr. do športne opreme blagovnih znamk Nike, Puma, Adidas ... Možnosti je ogromno in industrija jih je identificirala (Breen 2011, Businessweek 2013). Tako se hitreje prilagaja trgu in posledično izboljšuje svojo konkurenčno prednost. Glavna prednost take analize pa sta vsekakor cena in hitrost, saj je v primerjavi s klasičnimi metodami ta veliko cenejša in hitrejša.

## 7 Literatura

1. Charu C. Aggarwal in Cheng Xiang Zhai. 2012. *Mining Text Data*. New York: Springer.
2. Sitarar Asur in Bernardo A. Huberman. 2010. Predicting the Future with Social Media. *Proceedings of the 2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology – Ietnik 01 (preprint)*. Dostopno prek: <http://arxiv.org/abs/1003.5699> (12. november 2012).
3. Breen, Jeffrey. 2011. *Mining Twitter for consumer attitudes towards airlines*. Dostopno prek: <http://jeffreymbreen.wordpress.com/2011/07/04/twitter-text-mining-r-slides/> (2. junij 2012).
4. Johan Bollen, Huina Mao in Xiao-Jun Zeng. 2010. Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science, Ietnik 2, izdaja 1, marec 2011 (preprint)*. Dostopno prek: <http://arxiv.org/abs/1010.3003> (6. november 2012).
5. Johan Bollen, Alberto Pepe in Huina Mao. 2009. Modeling Public Mood and Emotion: Twitter Sentiment and Socio-Economic Phenomena. *Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2011), 17-21 Julij 2011, Barcelona, Spain (preprint)*. Dostopno prek: <http://arxiv.org/pdf/0911.1583v1.pdf> (20. januar 2013).
6. Bussinesweek. *How Many HFT Firms Actually Use Twitter to Trade?* Dostopno prek: <http://www.businessweek.com/articles/2013-04-24/how-many-hft-firms-actually-use-twitter-to-trade> (26. april 2013).
7. Soumen Chakrabarti, Martin Ester, Usama Fayyad, Johannes Gehrke, Jiawei Han, Shinichi Morishita, Gregory Piatetsky-Shapiro in Wei Wang. 2006. Data Mining Curriculum: A Proposal. Intensive Working Group of ACM SIGKDD. Dostopno prek: <http://www.sigkdd.org/curriculum/CURMay06.pdf> (5. november 2012).
8. M. Collins. 1997. Three generative, lexicalised models for statistical parsing. *ACL '98 Proceedings of the 35th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and Eighth Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*. Dostopno prek: <http://acl.ldc.upenn.edu/P/P97/P97-1003.pdf> (6. januar 2013).



9. Edison Research. 2013. Twitter. Dostopno prek:  
<http://www.edisonresearch.com/?s=twitter> (5. maj 2013).
10. Fakulteta za uporabne družbene študije. *Slovenski utrip – Politične orientacije*. Dostopno prek:  
[http://www.fuds.si/media/objave/dokumenti/2013/Porocilo\\_SU\\_jun13.pdf](http://www.fuds.si/media/objave/dokumenti/2013/Porocilo_SU_jun13.pdf)  
(18. junij 2013).
11. Salmo, Felix. 2012. *When quants tell stories*. Dostopno prek:  
<http://blogs.reuters.com/felix-salmon/2012/11/07/when-quants-tell-stories/>  
(15. november 2012) .
12. Gallup. *Obama vs. Romney trend*. Dostopno prek:  
<http://www.gallup.com/poll/election.aspx> (22. november 2012).
13. Alec Go, Richa Bhayani in Lei Huang. 2009. Twitter Sentiment Classification using Distant Supervision. *Stanford*. Dostopno prek:  
<http://cs.wmich.edu/~tllake/fileshare/TwitterDistantSupervision09.pdf>  
(6. januar 2013).
14. Lars Kai Hansen, Adam Arvidsson, Finn Aarup Nielsen, Elanor Colleoni in Michael Etter. 2009. Good Friends, Bad News Affect and Virality in Twitter. *Springer 2011*. Dostopno prek:  
[http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/edoc\\_download.php/5982/pdf/imm5982.pdf](http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/edoc_download.php/5982/pdf/imm5982.pdf)  
(6. januar 2013).
15. B. J. Jansen, M. Zhang, K. Sobel in A. Chowdury. 2009. Micro-blogging as online word of mouth branding. *In CHI EA '09: Proceedings of the 27th international conference extended abstracts on Human factors in computing systems, pages 3859{3864, New York, NY, USA, 2009. ACM*. Dostopno prek:  
[http://faculty.ist.psu.edu/jjansen/academic/pubs/jansen\\_Micro\\_blogging\\_as\\_Online\\_Word\\_of\\_Mouth\\_Branding.pdf](http://faculty.ist.psu.edu/jjansen/academic/pubs/jansen_Micro_blogging_as_Online_Word_of_Mouth_Branding.pdf) (5. januar 2013).
16. Kovačič, Špela. 2011. *Splet 2.0 in pojav podjetja 2.0 kot novega tipa podjetja*. Ljubljana: Ekonomska fakulteta 2011. Dostopno prek: <http://www.cek.ef.uni-lj.si/magister/kovacic536-B.pdf> (20. junij 2013).
17. Maurice Lorr, Douglas M. McNair in Leo F. Droppleman. 2003. Profile of Mood States. *MHS*. Dostopno prek:  
<http://www.mhs.com/product.aspx?gr=cli&id=overview&prod=poms>  
(24. november 2012).

18. Årup Nielsen, Finn. 2011. A new ANEW: Evaluation of a word list for sentiment analysis in microblogs. *Proceedings of the ESWC2011 Workshop on 'Making Sense of Microposts': Big things come in small packages 718 in CEUR Workshop Proceedings: 93–98, maj 2011*, Dostopno prek: [http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/edoc\\_download.php/6006/pdf/imm6006.pdf](http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/edoc_download.php/6006/pdf/imm6006.pdf) (5. januar 2013).
19. Årup Nielsen, Finn. 2011. AFINN-111. *Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark*. Dostopno prek: [http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/publication\\_details.php?id=6010](http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/publication_details.php?id=6010) (28. julij 2012).
20. Osgood, C.Egerton, G. J. Suci in P.H. Tannenbaum, P. 1957. *The measurement of meaning*. Illinois: University of Illionois Press.
21. Bo Pang in Lillian Lee. Opinion Mining and Sentiment Analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval, letnik 2, izdaja 1–2, januar 2008*. Dostopno prek: <http://www.cse.iitb.ac.in/~pb/cs626-449-2009/prev-years-other-things-nlp/sentiment-analysis-opinion-mining-pang-lee-omsa-published.pdf> (27. julij 2012).
22. Paruchuri, Vik. 2012. *Tracking US Sentiments Over Time In Wikileaks*. Dostopno prek: <http://www.r-bloggers.com/tracking-us-sentiments-over-time-in-wikileaks/> (2. junij 2012).
23. Statista. 2013. *Number of adult Twitter users in the United States from 2010 to 2014 (in millions)*. Dostopno prek: <http://www.statista.com/statistics/183585/adult-twitter-users-in-the-us-since-2009/> (20. maj 2013) .
24. Statistični urad Republike Slovenije. 2008. *Prebivalstvo Slovenije se stara*. Ljubljana 2008. Dostopno prek: [http://www.stat.si/doc/pub/Staranje\\_prebivalstva\\_slo.pdf](http://www.stat.si/doc/pub/Staranje_prebivalstva_slo.pdf) (20. maj 2013).
25. M. Taboada, J. Brooke, M. Tofiloski, K. Voll in M. Stede. 2011. *Lexicon-Based Methods for Sentiment Analysis*. Computational Linguistics, junij 2011, letnik 37, št. 2, str. 267–307. Dostopno prek: [http://www.mitpressjournals.org/doi/pdf/10.1162/COLI\\_a\\_00049](http://www.mitpressjournals.org/doi/pdf/10.1162/COLI_a_00049) (20. julij 2013).
26. Peter D. Turney. 2002. Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews. *Proceedings of the 40th*

- Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Philadelphia, Pennsylvania, 417–424.* Dostopno prek: <http://delivery.acm.org/10.1145/1080000/1073153/p417-turney.pdf> (18. november 2012).
27. Andranik Tumasjan, Timm O. Sprenger, Philipp G. Sandner in Isabell M. Welp. 2010. Predicting Elections with Twitter: What 140 Characters Reveal about Political Sentiment. *Fourth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (2010)*. Dostopno prek: <http://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM10/paper/viewFile/1441/1852> (5. januar 2013).
28. Twitter API. *REST API v1.1 Resources*. Dostopno prek: <https://dev.twitter.com/docs/api/1.1> (12. april 2013).
29. Twitter. *Twitter political index*. Dostopno prek: <https://election.twitter.com/> (20. november 2012).
30. T. Wilson, J. Wiebe in P. Hoffmann. 2005. Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis. *In Proceedings of Human Language Technologies Conference/Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (HLT/EMNLP 2005), Vancouver, CA..* Dostopno prek: <http://people.cs.pitt.edu/~wiebe/pubs/papers/emnlp05polarity.pdf> (5. januar 2013).
31. USA Today. *AP Twitter feed hacked; no attack at White House*. Dostopno prek: <http://www.usatoday.com/story/theoval/2013/04/23/obama-carney-associated-press-hack-white-house/2106757/> (19. junij 2013).

## Priloga A: Koda za rudarjenje, merjenje sentimenta in shranjevanje v primeru ZDA

```
require(twitteR)
```

```
require(plyr)
```

```
require(stringr)
```

```
CurDay=0
```

```
afinn = read.delim(file = "AFINN-111.txt", header = FALSE, stringsAsFactors = FALSE)
```

```
cities = read.csv(file="UScities.csv", header = FALSE, sep = ",",stringsAsFactors = FALSE)
```

```
radius = "300km"
```

```
repeat{
```

```
##Obama
```

```
##current date and time
```

```
date=paste(format(Sys.time(), "%y %m %d"), "Obama.csv", "")
```

```
## do we have a new day ?
```

```
if (CurDay != format(Sys.time(), "%d")) {
```

```
##build new results table
```

```
rezObama=matrix(NA,ncol=0,nrow=length(cities[,1])*2)
```

```
CityRows=c(cities[1,1],cities[1,1])
```

```
for (c in 2:length(cities[,1])) {
```

```
CityRows=c(CityRows,cities[c,1],cities[c,1]) }
```

```
rownames(rezObama)=c(CityRows)
```

```
##build new results table
```

```
rezRomney=matrix(NA,ncol=0,nrow=length(cities[,1])*2)
```

```
CityRows=c(cities[1,1],cities[1,1])
```

```
for (c in 2:length(cities[,1])) {
```

```
CityRows=c(CityRows,cities[c,1],cities[c,1]) }
```

```
rownames(rezRomney)=c(CityRows)
```

```
CurDay=format(Sys.time(), "%d")
}
```

```
##temporary results table
```

```
rezTemp=matrix(NA,ncol=1,nrow=length(cities[,1])*2)
colnames(rezTemp)=c(format(Sys.time(), "%H:%M"))
```

```
for (c in 1:length(cities[,1])) {
```

```
##geocode extractions
```

```
geocode=paste(cities[c,3],cities[c,4],radius,sep="," )
```

```
##search for tweets, retrying till it works
```

```
repeat {
```

```
Tweets = try(searchTwitter('Obama&lang=en', n=1500, geocode=geocode),silent = TRUE)
```

```
if (class(Tweets)=="list") {break}
```

```
if (class(Tweets)!="list") cat("Ne gre.")
```

```
Sys.sleep(10);
```

```
}
```

```
##convert tweets to text
```

```
Tweets.text = lapply(Tweets, function(t) t$text())
```

```
##prepare sentences
```

```
sentence = gsub('[:punct:]', " ", Tweets.text)
```

```
sentence = gsub('[:cntrl:]', " ", sentence)
```

```
sentence = gsub('\\d+', " ", sentence)
```

```
##prepare words
```

```
word.list = str_split(sentence, "\\s+")
```

```
words = unlist(word.list)
```

```
##lowercase words, ignore errors
```

```

for (i in 1:length(words)) {
words[i]=try(tolower(words[i]),silent = TRUE)
}

##analyse
words.match=match(words,afinn[,1], nomatch=0)
words.match=words.match[!words.match == 0]
for (i in 1:length(words.match)) {
words.match[i]=afinn[words.match[i],2]
}
cat(cities[c,1],sum(words.match),"\n",mean(words.match),"\n","\n","\n")

##output
rezTemp[c*2-1,]=sum(words.match)
rezTemp[c*2,]=mean(words.match)
}

rezObama=cbind(rezObama,rezTemp)
##save results in file
write.csv(rezObama,file=date)

#####

## Romney

##current date and time
date=paste(format(Sys.time(), "%y %m %d"), "Romney.csv", "")

##temporary results table
rezTemp=matrix(NA,ncol=1,nrow=length(cities[,1])*2)
colnames(rezTemp)=c(format(Sys.time(), "%H:%M"))

for (c in 1:length(cities[,1])) {

```

```

##geocode extractions
geocode=paste(cities[c,3],cities[c,4],radius,sep="," )

##search for tweets, retrying till it works
repeat {
Tweets = try(searchTwitter('Romney&lang=en', n=1500, geocode=geocode),silent = TRUE)
if (class(Tweets)!="list") {break}
Sys.sleep(10);
}
##convert tweets to text
Tweets.text = laply(Tweets, function(t) t$text())

##prepare sentences
sentence = gsub('[:punct:]', " ", Tweets.text)
sentence = gsub('[:cntrl:]', " ", sentence)
sentence = gsub('\d+', " ", sentence)

##prepare words
word.list = str_split(sentence, '\\s+')
words = unlist(word.list)

##lowercase words, ignore errors
for (i in 1:length(words)) {
words[i]=try(tolower(words[i]),silent = TRUE)
}

##analyse
words.match=match(words,afinn[,1], nomatch=0)
words.match=words.match[!words.match == 0]
for (i in 1:length(words.match)) {
words.match[i]=afinn[words.match[i],2]
}

```

```

}
cat(cities[c,1],sum(words.match),'\n',mean(words.match),'\n','\n','\n')

##output
rezTemp[c*2-1,]=sum(words.match)
rezTemp[c*2,]=mean(words.match)
}

rezRomney=cbind(rezRomney,rezTemp)
##save results in file
write.csv(rezRomney,file=date)

#####

##status

rate.limit <- getCurRateLimitInfo(cainfo = system.file("CurlSSL", "cacert.pem", package = "RCurl"))
cat(rate.limit$remainingHits,'\n',format(Sys.time(), "%H:%M"),'\n')

##wait in seconds
Sys.sleep(600);
}

```



## Priloga B: Koda za zbiranje podatkov v primeru podpore slovenski vladi

```
search = "vlada OR vladi OR virant OR jansa OR janša OR minister OR ministru"  
Tweets1 = searchTwitter(search, n=1500, geocode='46.05,14.5,60km')  
Tw.text = lapply(Tweets1, function(t) t$text() )  
date= '2013-03-26'  
dput(Tw.text, file=date, control = "all") ##dumpne podatke v R obliki v datoteko
```

## Priloga C: Koda za konsolidacijo podatkov v primeru podpore slovenski vladi

```
Data=matrix(NA, ncol=2)  
Data=Data[-1,]  
-----  
date="2013-03-10"  
ScanData=dget(file="2013-03-03")  
DataTemp=matrix(NA, ncol=2, length(ScanData))  
  
DataTemp[,1]=date  
DataTemp[,2]=ScanData  
  
Data=rbind(Data, DataTemp)  
-----  
save(Data, file="Data.RData")  
dput(Data, file="Dat", control = "all")
```

## Priloga Č: Koda za zbiranje in izris podatkov v primeru ZDA

```
ObamaData=matrix(NA,ncol=0,nrow=20)
RomneyData=matrix(NA,ncol=0,nrow=20)
#####
##d = 1
day=0
day=paste(d, sep = "")
month = "11"
year = "12"
Obama = "Obama.csv"
Romney = "Romney.csv"

file = paste(year,month,day, Obama)
x=read.csv(file, check.names=FALSE)
x[1]=list(NULL) ##x[1,2:length(x[1,])]
ObamaData=cbind(ObamaData,rowMeans(x, na.rm=TRUE))
colnames(ObamaData)[length(ObamaData[1,])] = day

file = paste(year,month,day, Romney)
x=read.csv(file, check.names=FALSE)
x[1]=list(NULL) ##x[1,2:length(x[1,])]
RomneyData=cbind(RomneyData,rowMeans(x, na.rm=TRUE))
colnames(RomneyData)[length(RomneyData[1,])] = day
d=d+1
#####
Obama1=round(ObamaData, digits=4)
Romney1=round(RomneyData, digits=4)
##write.csv(Obama1,file="ObamaData.csv")
##write.csv(Romney1,file="RomneyData.csv")
write.csv(ObamaDataAllSums,file="ObamaSums.csv")
write.csv(ObamaDataAllMeans,file="ObamaMeans.csv")
```

```

write.csv(RomneyDataAllSums,file="RomneySums.csv")
write.csv(RomneyDataAllMeans,file="RomneyMeans.csv")
#####
Obama1=read.csv("ObamaData.csv", check.names=FALSE)
Romney1=read.csv("RomneyData.csv", check.names=FALSE)
Obama1[1]=list(NULL)
Romney1[1]=list(NULL)
Obama1=data.matrix(Obama1)
Romney1=data.matrix(Romney1)
#####
ObamaMeans=Obama1
ObamaMeans=ObamaMeans[-10,]
RomneyMeans=Romney1
RomneyMeans=RomneyMeans[-10,]

ObamaDataAllSums=colSums(ObamaMeans, na.rm=TRUE)
ObamaDataAllMeans=colMeans(ObamaMeans, na.rm=TRUE)
RomneyDataAllSums=colSums(RomneyMeans, na.rm=TRUE)
RomneyDataAllMeans=colMeans(RomneyMeans, na.rm=TRUE)

range = range(rollmean(ObamaDataAllMeans, k=kp),rollmean(na.approx(RomneyDataAllMeans),
k=kp))

plot(rollmean(ObamaDataAllMeans, k=3),type="l",col="blue", axes=FALSE, ann=FALSE, ylim=range)
##line graph

axis(1, at=1:108, labels=colnames(Obama1))
axis(2)

title(main="Srednja vrednost sentimenta besed", col.main="Black", font.main=2)
title(xlab="Datum")
title(ylab="Sentiment")
box()

lines(rollmean(na.approx(RomneyDataAllMeans), k=3), col="red")
abline(v=27,col="gray",lty=3); abline(v=58,col="gray",lty=3); abline(v=89,col="gray",lty=3)
legend(1, range[2], c("Obama","Romney"), cex=1.25, col=c("blue","red"), lty=1);

```

## Priloga D: Koda za skeniranje slovenskega Twitter prostora

```
Data=matrix(NA, ncol=3)
Data=Data[-1,]
write.table(Data,file="SloScanTwitterData.txt")

repeat {

Tweets1 = searchTwitter(",n=1500, geocode='46.05,14.5,50km', cainfo="cacert.pem") ##Ljubljana
DataTemp=matrix(NA,ncol=3,length(Tweets1))

## ekstrakcija teksta in brisanje vseh nepotrebnih znakov
Tw.text=lapply(Tweets1, function(t) t$text() )
Tw.text=gsub("[^a-zA-Z0-9 @ š đ č ć ž Š Đ Ć Ć Ž]", "", Tw.text)

## zacasna tabela
DataTemp[,1]=sapply(Tweets1, function(x) as.character(x$getCreated()))
DataTemp[,2]=sapply(Tweets1, function(x) as.character(x$getScreenName()))
DataTemp[,3]=gsub("[^a-zA-Z0-9 @ š đ č ć ž Š Đ Ć Ć Ž]", "", sapply(Tweets1, function(t) t$text() ))
DataTemp = unique(DataTemp[sort.list(DataTemp[,1]), ])

## zdruzenje z glavno tabelo. samo unikatne vrstice. zapise na disk
Data=read.table("SloScanTwitterData.txt", header = TRUE)
Data=unique(rbind(Data,DataTemp))
write.table(Data,file="SloScanTwitterData.txt")

Sys.sleep(3600);
}
```

## Priloga E: Koda za analizo sentimenta v primeru podpore slovenski vladi

```
sumniki = function(sentences)
{
  for (i in 1:length(sentences)) {
    sentences[i]=chartr(old="š", new="s", sentences[i])
    sentences[i]=chartr(old="ž", new="z", sentences[i])
    sentences[i]=chartr(old="č", new="c", sentences[i])
    sentences[i]=chartr(old="ć", new="c", sentences[i])

    gsub(pattern = "ät", replacement = "c", x = sentences[i])
    gsub(pattern = "í", replacement = "s", x = sentences[i])
    gsub(pattern = "ĺ", replacement = "z", x = sentences[i])
  }
  return(sentences)
}

Data=read.table("SloScanTwitterDataFull.txt", row.names=NULL)
Data=Data[,-1]
Data[,3]=gsub("[^a-zA-Z0-9 @ š d c c ž Š Đ C C Ž]", ' ', Data[,3])
Data[,3]=tolower(Data[,3])
Data[,3]=sumniki(Data[,3])

## obrne vrstici 2 in 3
Data[, c(2,3)] = Data[, c(3,2)]

## vzame ven ure, ostanejo samo datumi
Data[,1]=strtrim(Data[,1],10)

## sortiranje po datumu
Data = unique(Data[sort.list(Data[,1]), ])
```

```

## različna koda za filtriranje baze podatkov glede na željene vesede
## Data=Data[grepl("mazel|tina",Data[,2]),]
##Data=Data[grepl("jansal|jansi",Data[,2]),]
##Data=Data[grepl("gregor|virant",Data[,2]),]

## izbris tweetov, ki vsebujejo besedo virant
Data=Data[!grepl("virant",Data[,2]),]
Data=rbind(Data,"")

afinn = read.delim(file = "AFINN(slo)-111.txt", header = FALSE, stringsAsFactors = FALSE, sep = " ")
afinn[,1] = u_to_lower_case(afinn[,1])
afinn[,1] = sumniki(afinn[,1])

##analiza sentimenta
Rez=matrix(NA,nrow=4,ncol=length(unique(Data[,1])))
rownames(Rez)=c("Datum", "Mean", "Tweets", "Words")
curData=character(0)
n=0

##loop cez vse stavke
for (i in 1:length(Data[,2]))
{
  k=i
  if (k==1) k=2

  ## pobiranje stavkov z istim datumom
  if (Data[k, 1] == Data[k-1, 1]) {
    curData=c(curData,Data[i,2]) }

  ## nov trenutni datum
  else
  {

```

```

n=n+1

##prepare words
word.list = str_split(curData, "\\s+")
words = unlist(word.list)

##analyse
words.match=match(words,afinn[,1], nomatch=0)
words.match=words.match[!words.match == 0]
words.pregled=words.match[!words.match == 0]

for (i in 1:length(words.match)) {
words.pregled[i]=afinn[words.match[i],1]
words.match[i]=afinn[words.match[i],2]
}
Rez[1,n]=Data[k-1,1]
Rez[2,n]=round(mean(as.numeric(words.match), na.rm = TRUE),3)
Rez[3,n]=round(length(curData),0)
Rez[4,n]=round(length(words.pregled),0)

##reset current date data
curData=character(0)
curData=c(curData,Data[i,2]) }
}
Rez=Rez[,-length(Rez[1,])]

plot(Rez[2,], type="l", col="violetred4", axes=FALSE, ann=FALSE, lwd=2, ylim=c(0,1.7))
lines(Rez2[2,], type="l", col="blue", axes=FALSE, ann=FALSE, lwd=2)
axis(1, at=1:length(Rez[1,]), lab=Rez[1,])
axis(2)
box()
title(xlab="Datum")
title(ylab="Sentiment")
abline(h=0,col="gray",lty=3)
points(Rez[2,], pch = 16, col = "black", cex=as.numeric(Rez[3,])/100)
points(Rez2[2,], pch = 16, col = "black", cex=as.numeric(Rez2[3,])/100)

```

## Priloga F: Slovenska tabela AFINN

čaka -1	žaljivih -2	ambiciozen 2
čakajo -1	žalost -2	ambiciozna 2
čar 3	žalosten -2	ambiciozni 2
časa -2	žalostna -2	ambivalenten -1
čast 2	žalostni -2	ambivalentna -1
časten 2	žalostno -2	anksiozen -2
častili 3	žalovali -2	anksiozna -2
častna 2	žalovanje -2	anksioznost -2
čestitam 2	žalujejo -2	anti -1
čestitke 2	žalujem -2	apatičen -3
čin 2	žalujoča -2	apatična -3
čist 2	žalujoči -2	apatični -3
črnuh -5	želeni 2	apatija -3
čudež 4	želi 1	aplavz 2
čudeži 3	želja 1	aplavz 3
čudijo 3	željan 2	apokalipsa -2
čudite 3	želji 2	apokaliptična -2
čudno -2	žganje 1	apokaliptično -2
čudovit 3	živčen -1	apreciacija 2
čudovita 3	živčen -1	aretacija -2
čudoviti 3	živčni -2	aretacije -2
čudovito 3	živ 1	aretiran -3
ščije -3	živahen 2	aroganten -2
šala 2	živahna 2	arogantna -2
šaljiv 2	živahne 2	arogantni -2
šibal -3	živahni 3	atentat -3
šibko -2	živahno 2	atentati -3
šibkost -2	živce -2	atrakcija 2
širi 1	živci -1	atrakcije 2
škandal -3	žrtvam -3	badass 2
škandali -3	žrtve -3	bailout -2
škandalov -3	žrtvi -3	bankir -1
škandalozno -3	žrtvovati -3	bankrot -3
škoda -2	žrtvujejo -3	bankrotiral -2
škode -3	absorbira 1	bankrotirali -2
škodi -2	agonija -3	bankrotu -3
škodljive -2	agresije -2	bankster -3
škoduje -2	agresijo -2	baraba -5
škrt -2	agresivna -2	barabe -4
šok -2	agresivno -2	barabe -5
šokantno -2	agresivnost -2	barabi -4
šoki -2	aktiven 1	beži -1
šokirana -2	aktivna 1	bežijo -1
špekulativne -2	aktivni 2	bežita -1
štrajk -2	alarm -2	bežite -1
šuti -1	alarmanten -2	beda -2
žal -1	alarmantni -2	bedak -2
žali -2	alarmist -2	bedake -2
žaliti -2	alergičen -2	bedaki -2
žalitve -2	alergični -2	bedakom -2
žaljenje -2	alergičnost -2	bes -2



besna -3  
besni -3  
besno -3  
bije -1  
bistven 1  
bistveno 1  
bitka -1  
bitke -1  
bizarna -2  
bizarno -2  
blažen 3  
blažena 3  
blaženi 3  
blaženost 3  
blaži 2  
bla -2  
blagoslavlja 2  
blagoslov 3  
blagoslovi 2  
blockbuster 3  
blok -1  
bloki -1  
blokira -1  
blokirana -1  
blokiranje -1  
bog 1  
bogastvo 3  
bogat 2  
bogata 2  
bogati 2  
bogati 2  
bogati 2  
boj -1  
bojazan -2  
bojevanje -2  
bojevniki -1  
bojkot -2  
bojkotirajo -2  
bojkotirali -2  
bojkotiranje -2  
bolan -2  
boleč -2  
boleče -2  
bolečina -2  
bolečo -3  
boleti -2  
bolezen -2  
bolezni -2  
boli -2  
bolje 2  
bomba -1  
bombardira -1  
bombardirajo -1  
bori -1  
boril -2  
borila -2

branijo 2  
branilec 2  
braniti 2  
breme -2  
bremena -2  
brezbrižen -3  
brezbrižna -3  
brezbrižnost -2  
brezidejen -2  
brezidejna -2  
brezizhodna -2  
brezizhodno -2  
brezposelen -2  
brezposelna -2  
brezposelni -2  
brezposelnost -2  
brezskrben -1  
brezskrbna -1  
brezskrbno 1  
brezsrčen -3  
brezsrčna -3  
brezupna -2  
brezupno -2  
brezupnost -2  
brezzoba -2  
brezzobi -2  
briljanten 4  
briljantne 4  
briljantni 4  
briljantno 4  
briljirajo 4  
bris -2  
bujna 3  
bujno 3  
butara -3  
celovit 2  
celovita 2  
celovitost 2  
ceni 2  
cenijo 2  
cenjena 2  
cenjeni 2  
cenjeno 2  
cenzor -2  
cenzorji -2  
cenzurirana -2  
cenzurirane -2  
cenzurirani -2  
cenzuriranost -2  
cepci -4  
cepec -4  
ciničen -2  
cinična -2  
cinični -2  
ciničnost -2

cinik -2  
cinizem -2  
dampinški -2  
dampinško -2  
damping -2  
dar 2  
daredevil 2  
davijo -2  
davi -2  
davila -2  
davljenje -2  
deževno -1  
dežuje -1  
degradira -2  
degradirajo -2  
degradiran -2  
degradirano -2  
delež 1  
deleži 1  
delnica 1  
delnice 1  
demoralizira -2  
demoralizirajo -2  
demoraliziran -2  
demoralizirani -2  
depresija -2  
depresiven -3  
depresivna -3  
depresivni -2  
devil -2  
dezinformacija -2  
dezinformacije -2  
diamant 1  
diamanti 1  
dilema -1  
diskreditirajo -1  
diskreditiran -2  
diskreditirana -2  
diskreditirati -1  
diskvalificiran -2  
diskvalificirana -2  
diskvalificirati -2  
dobiček 2  
dobički 2  
dobičkonosen 2  
dobičkonosena 2  
dobra 3  
dobri 3  
dobro 3  
dobrodošel 2  
dobrodošla 2  
dobrodošli 2  
dodeli 1  
dodeljeno 1  
dodeljevanje 1

dogodivščina 2  
dogodivščine 2  
dogodivščini 2  
dogovorila 1  
dogovorili 1  
dogovoriti 1  
dokončen 3  
dokončna 3  
dolčas -2  
dolčasen -3  
dolčasna -3  
dolgočasni -3  
dolgočasno -2  
določijo 2  
domišljav -2  
domišljava -2  
domotožen -2  
domotožje -2  
domotožna -2  
donacija 1  
donacije 1  
dopolni 2  
dopolnil 2  
dopolnila 2  
dopolnili 2  
doseže 1  
dosežejo 1  
dosežek 1  
dosegel 1  
dosegljiv 1  
dosegljivi 1  
dosegljivo 1  
dovolijo 1  
dovoljeno 1  
draži -3  
drag -2  
drago -2  
dragulj 1  
dragulje 1  
dragulji 1  
drek -3  
drekast -3  
drhti -2  
drkajo -4  
drkanje -4  
drobijo -1  
drobiti -1  
drobljenje -1  
drzen 3  
drzna 3  
drzne 2  
duši -2  
dušijo -2  
dušilka -2  
dušilke -2

dušite -2  
duh -1  
dvoličen -2  
dvoličnež -2  
dvom -1  
dvoma -1  
dvomi -1  
dvomil -1  
dvomila -1  
dvomim -1  
dvomljiv -2  
dvomljive -2  
dvomljivo -1  
ekskluziven 2  
ekskluzivna 2  
ekskluzivni 2  
ekstatičen 4  
ekstatično 4  
eleganten 2  
elegantna 2  
elegantno 2  
empatično 2  
empatija 2  
empatije 2  
energičen 2  
energična 2  
enostaven 1  
enostavna 1  
enostavnost 2  
enotna 1  
enotni 1  
etičen 2  
etično 2  
evforično 4  
evforija 3  
evforije 3  
fašist -2  
fašističen -2  
fašistična -2  
fašistično -2  
fašisti -2  
fag -3  
faker -4  
fanatik -2  
fanatiki -2  
fantastičen 4  
fantastična 4  
fantastični 4  
fantastično 4  
fascinanten 3  
fascinantna 3  
fascinantni 3  
fascinantno 3  
fascinira 3  
fit 1

fitnes 1  
flop -2  
fobija -2  
fond 2  
frustracija -2  
frustracijoč -2  
frustracijoča -2  
frustracijoči -2  
frustrirajuče -2  
ftw 3  
fucked -4  
fucker -4  
funky 2  
gag -2  
galanten 3  
galantna 3  
galantno 3  
garancija 1  
garancije 1  
genialc -2  
glamurozen 3  
glamurozna 3  
glamurozno 3  
glasen -1  
glasna -1  
glasni -1  
globa 2  
gnus -3  
gnusi -3  
gojiti 2  
goljuf -3  
goljuf -4  
goljufa -3  
goljufal -3  
goljufi -3  
goljufija -4  
goljufivo -4  
goreči 2  
gorečneži 2  
gostoljubljen 2  
gostoljubeni 2  
gostoljubeno 2  
gostoljubna 2  
govorice -1  
graja -2  
grajati -2  
grd -3  
greši -2  
grešijo -2  
grešne -3  
greh -3  
grenak -2  
grenka -2  
grenko -2  
gripa -1

gripi -1  
groženj 3  
grožnja -2  
grožnje -2  
grožnji -2  
grob -2  
groba -2  
grozeča -2  
grozeče -2  
grozi -2  
grozila -1  
grozljivo -2  
grozna -3  
grozne -3  
grozni -3  
groznih -3  
grozovite -3  
grozoviti -3  
ha 2  
haha 3  
hahaha 3  
hahahah 3  
hater -3  
haters -3  
hinavec -2  
hinavsci -2  
hinavska -2  
hinavski -2  
hinavsko -2  
histerična -3  
histerične -3  
histerija -3  
histerik -3  
histeriki -3  
hitra 2  
hitre 2  
hitri 2  
hitro 2  
hlajenje -1  
hlev -2  
hoax -2  
hrabra 3  
hrabre 3  
hrabri 3  
hud 4  
huda 4  
hudič -3  
huligan -2  
huligane -2  
huligani -2  
huliganstvo -2  
humor 2  
humoren 2  
hura 5  
hvala 1

hvaležen 2  
hvaležni 2  
hvaležnost 2  
hvali 3  
hvalisav -2  
idiot -3  
idioti -3  
idiotov -3  
idiotski -3  
idiotsko -3  
ignorant -2  
ignorantna -2  
ignorantni -2  
ignorantska -2  
ignorantski -2  
ignorantski -2  
ignorira -2  
ignorirati -2  
igriv 2  
igriva 2  
igrivo 2  
imbecil -3  
imbecila -3  
imbecili -3  
imbecilno -3  
imobilizira -1  
imobiliziran -1  
imobilizirani -1  
imobilizirano -1  
impotenten -2  
impotentna -2  
impresivna 3  
impresivno 3  
imunski 1  
indoktrinacija -3  
indoktrinacijo -2  
indoktrinirajo -2  
indoktriniran -2  
indoktrinirani -2  
inkvizicija -2  
inkvizicijo -2  
inovacija 1  
inovacije 1  
inovativna 2  
inovativnost 1  
inspiracija 2  
inspiracijo 2  
inspirativna 2  
inspirativno 2  
inteligenten 2  
inteligentna 2  
inteligentni 2  
inteligentno 2  
intenzivna 1  
intenzivno 1

interesi 1  
ironično -1  
ironija -1  
iskren 2  
iskrena 2  
iskreno 2  
iskrenost 2  
iskrice 3  
iskrico 3  
izčrpajo -2  
izčrpan -2  
izčrpana -2  
izčrpano -2  
izčrpavajo -2  
izbira 2  
izboljša 2  
izboljšala 2  
izboljšanje 2  
izboljšanjem 2  
izboljšuje 2  
izbrisan -1  
izbrisana -1  
izbrisana -2  
izbrisani -2  
izdajstvo -3  
izdal -4  
izdala -3  
izdali -3  
izgine -1  
izginejo -1  
izginila -1  
izginilo -1  
izgnan -2  
izgnana -2  
izgnani -2  
izgnati -2  
izgona -2  
izguba -3  
izgubi -3  
izgubil -3  
izgubili -3  
izgublja -3  
izgubljen -3  
izgubljena -3  
izjemen 2  
izjemna 2  
izjemno 2  
izključen -2  
izključena -2  
izključitev -1  
izključiti -2  
izključuje -1  
izkorišča -2  
izkoriščanje -2  
izkoriščen -1

izkoristiti -2  
izkrivlja -2  
izkrivljajo -2  
izkrivljena -2  
izmeček -4  
izmikanje -2  
izneveri -3  
izneveril -2  
izneverila -2  
izneverili -2  
izneveriti -2  
izogiba -1  
izogibajoč -1  
izogibati -1  
izognila -1  
izognili -1  
izognit -1  
izpodbija -2  
izpodbijanje -2  
izpodbijati -2  
izpolnila 2  
izpolnitev 2  
izpolnjena 2  
izpolnjevanje 2  
izpolnjuje 2  
izpopolnil 2  
izpostaviti 2  
izpostavlja -1  
izpostavljajte -1  
izpostavljaj -1  
izpostavljena -1  
izpuščaj -2  
izselitev -1  
izstreljuje -2  
iztiril -2  
iztirila -2  
iztiriti -2  
iztirjen -2  
iztirjena -2  
izvzeti -1  
izvzeto -1  
izziv -1  
izzove -1  
izzvala -1  
izzvan -1  
izzvana -1  
jackass -4  
jackassi -4  
jalov -2  
jalova -2  
jasna 1  
jasno 1  
jasnost 2  
jebena -4  
jebi -4

jedka -3  
jedko -3  
jeza -3  
jezen -3  
jezna -3  
jezni -4  
jezus 1  
jezusu 1  
joči -1  
joška -2  
joške -2  
jok -2  
joka -2  
jokajo -2  
jokali -2  
jokav -2  
jokava -2  
junaški 3  
junak 2  
junaki 2  
kadeč -2  
kadeča -2  
kaos -2  
kaosa -2  
kaosu -2  
kaotično -2  
katastrofalna -4  
katastrofalne -4  
kazen -2  
kazenska -2  
kazenske -2  
kazenski -3  
kaznivo -2  
kaznoval -3  
kaznovan -2  
kaznovanje -2  
kaznuje -2  
kesanje -2  
kljuboje -1  
kljuboval -1  
kljubovalna -1  
kože -1  
kolaps -2  
komedija 1  
komična 1  
komično 1  
konflikten -2  
konflikti -2  
konfliktnih -2  
konfliktno -2  
konfliktov -2  
konkurenčen 2  
konkurenčna 2  
konkurenčno 2  
konsolidiran 2

konsolidirana 2  
konsolidirani 2  
konsolidiranje 2  
korist 2  
koristi 2  
koristilo 2  
koristna 2  
koristno 2  
korupcija -2  
koruptiven -3  
koruptivna -3  
kozeli -3  
kozli -3  
krč -1  
krči -1  
krču -1  
kršene -2  
kršenje -2  
krši -2  
kršijo -2  
kršitev -2  
krade -2  
kradejo -2  
kramp -1  
krampi -1  
kratkovidna -2  
kratkovidno -2  
kratkovidnost -2  
krepak 2  
krepki 1  
krepitev 2  
krepko 2  
krepostni 2  
kreten -4  
kretena -4  
kreteni -4  
kretenom -4  
kričal -2  
kriči -2  
krik -2  
kriminal -3  
kriminalci -3  
kriminalno -3  
kritična -2  
kritični -2  
kritičnost -2  
kritik -2  
kritika -2  
kritiki -2  
kritizira -2  
kritizirajo -2  
kritizirali -2  
krivci -3  
krivda -3  
krivde -3

krivi -2  
krivica -2  
krivijo -2  
kriza -1  
krizne -2  
krizni -2  
krovu 1  
krut -3  
kruta -3  
kruti -3  
krutost -3  
krvava -3  
krvavi -3  
kuja -2  
kujajo -2  
kujala -2  
kul 3  
kulski 3  
kupčija 2  
kurac -5  
kurba -5  
kurc -4  
kurci -4  
lačen -1  
lažna -2  
lažnivci -3  
lažnivec -3  
lahkoveren -2  
lajša 2  
lajšanje 1  
lakota -2  
lame -2  
lawl 3  
legitimen 1  
legitimna 1  
len -1  
leni -1  
lep 3  
lepa 3  
lepi 3  
lepo 3  
lepote 3  
ljubček 2  
ljubeč 2  
ljubeči 3  
ljubezen 3  
ljubil 3  
ljubiti 3  
ljubljen 3  
ljubljeni 3  
ljubosumen -2  
ljubosumna -2  
ljubosumni -2  
Imao 4  
Imfao 4

lobi -2  
lobirajo -2  
lobiranje -2  
lojalen 3  
lojalnost 3  
lol 3  
loser -3  
lušten 2  
luštna 2  
lukavstvo -2  
luzer -3  
maščevalen -2  
maščevalna -2  
maščevanje -2  
maketa -2  
malodušan -2  
malodušna -2  
malodušnost -2  
malodušnosti -2  
manipulacija -1  
manipulator -2  
manipulira -1  
manipuliranje -1  
manjek -1  
manjka -2  
medalja 3  
medaljo 3  
meditativni 1  
mehko -1  
mejnik 2  
melanholičen -2  
melanholija -2  
melanholiji -2  
metodično 1  
milost 2  
milostiv 3  
mir 2  
mirna 2  
mirne 2  
mirni 2  
mirno 2  
mit -1  
mladosten 2  
mladostna 2  
moč 2  
močan 2  
močna 2  
močnejša 2  
močni 1  
možnost 1  
možnosti 1  
moda -2  
mojstrovina 4  
mojstrovine 4  
moli 1

moliti 1  
monopolizira -2  
monopolizirala -2  
monopoliziranje -2  
monopolizirati -2  
moody -1  
morilec -2  
moron -3  
moteče -2  
moteno -2  
moti -2  
motijo -2  
motivacija 1  
motivirani 2  
motiviranje 2  
motivirati -1  
motnja -2  
motnje -2  
motnjo -2  
mračna -2  
mračni -2  
mrak -1  
mrha 2  
mrko -2  
mrtve -3  
mrtvi -3  
mučenja -4  
mučenje -3  
mučili -4  
mučiti -3  
muha -2  
muhast 1  
n00b -2  
n00b -2  
n00bs -2  
nažalost -2  
nadležen -2  
nadležna -2  
nadležne -2  
nadlegovali -2  
nadlegovati -2  
nadleguje -2  
nagaja -2  
nagajajo -2  
nagajati -2  
nagrada 2  
nagrade 3  
nagrajenec 3  
nagrajeni 2  
nagrajevanje 2  
nagrajuje 2  
naiven -2  
naivna -2  
naivni -2  
najboljša 4

najboljše 4  
najboljši 4  
najhujša -3  
najhujše -3  
najhujši -3  
najljubša 2  
najljubše 2  
najmočnejša 2  
najmočnejši 2  
najnižja -1  
najnižje -1  
najnižji -1  
najostrejša -2  
najostrejši -2  
najpametnejša 2  
najpametnejši 2  
najrevnejši -2  
najrevnejših -2  
najsvetlejših 2  
najtemnejša -2  
najtemnejšem -2  
najtemnejši -2  
največ 3  
največja 3  
največji 3  
naključno -2  
naklonjenost 3  
nalaga -1  
nalezljiva -1  
nalezljivo -1  
naloži -1  
naložijo -1  
naložil -1  
namrščena -1  
namrščil -1  
napačen -2  
napačna -2  
napačni -2  
napad -1  
napadajo -1  
napadalci -2  
napadel -1  
napadi -1  
napaka -2  
napake -3  
napaki -2  
napako -2  
napet -2  
napeta -2  
napeto -2  
napetost -1  
naporen -2  
naporna -2  
naporni -2  
napraven -4

napredek 2  
napreden 2  
napredno 1  
narašča 1  
naraščajoč 1  
naraščajoča 1  
naravna 1  
naravne 1  
naravno 1  
naravnost 1  
narobe -2  
nasilen -3  
nasilje -3  
nasilni -3  
naslaja -3  
naslajajo -3  
nasmeh 2  
nasmehne 2  
nasmehnil 2  
nasmehnila 2  
nasmejan 2  
nasprotju -2  
nasprotnih -2  
nasty -3  
navdih 2  
navdihnen 2  
navdihnena 2  
navdihuje 2  
navdihuje 3  
navdihujoče 3  
navdušen 3  
navdušena 3  
navdušeni 3  
navdušenje 2  
navdušenji 3  
navdušili 3  
navdušuje 3  
navijaška 2  
navijajo 2  
navijali 2  
neželenega -2  
neželenemu -2  
nežen 3  
nežni 3  
nežno 3  
nebeški 4  
nebeško 4  
nedelovanje -2  
nedeluječ -3  
nedeluječa -3  
nedobra -2  
nedobro -2  
nedopadljiv -2  
nedosegljiva -2  
nedosegljivo -1

nedotakljiv -1  
nedotaknjeno 2  
neenako -1  
neetičen -2  
neetičena -2  
neetično -2  
nega 2  
negativna -2  
negativne -2  
negativni -2  
negativno -2  
negativnost -2  
negotov -1  
negotova -1  
negovan 2  
negovana 2  
negovanjem 2  
neguje 2  
neimpresioniran -2  
neimpresionirana -2  
neimpresiven -2  
neimpresivna -2  
neizpolnjena -2  
neizpolnjene -2  
neizprosen -1  
neizprosna -1  
nejasna -2  
nekarizmatičen -3  
nekarizmatična -3  
nekonsolidirano -2  
nekonsolidiran -2  
nekonsolidirana -2  
nelegitimen -3  
nelegitimna -3  
nelegitimno -3  
nemiren -2  
nemiri -2  
nemirna -2  
nemirni -2  
nemirov -2  
nemočen -2  
nemočna -2  
nemočne -2  
nemotiviran -2  
nemotivirani -2  
nenaklonjen -2  
nenaklonjena -2  
neobčutljiv -2  
neobčutljiva -2  
neobčutljivost -2  
neodgovoren 2  
neodgovorni 2  
neodgovorno 2  
neodločenih -2  
neodobrena -2

neodobreno -2  
neokusen -2  
neokusna -2  
neokusno -2  
neomajen 2  
neomajna 2  
neorganiziran -2  
neorganizirana -2  
neorganizirani -2  
neosredotočen -2  
neosredotočena -2  
neosredotočenega -2  
nepismen -2  
nepismena -2  
nepismenost -2  
nepošten -2  
nepoštena -2  
nepošteno -2  
nepomemben -2  
nepomembna -2  
nepomembno -2  
nepopolen -2  
nepopolna -2  
nepopolne -2  
nepopravljiv -3  
nepopravljiva -3  
nepopravljive -3  
neporavnanih -1  
nepotrjeno -1  
nepovezana -2  
nepovezani -2  
nepravdni -2  
nepravna -4  
nepravni -4  
nepregleden -2  
nepregledna -2  
nepremagljiv 2  
nepremagljiva 2  
nepremagljivi 2  
nepremišljen -2  
nepremišljena -2  
nepremišljene -2  
nepremišljeni -2  
nepremišljeno -2  
neprenesljiv -3  
neprenesljiva -3  
neprenesljivi -3  
nepreviden -2  
neprevidna -2  
nepridiprav -5  
nepridipravi -5  
neprijeten -3  
neprijetna -3  
neprijetne -2  
neprijetni -2

neprijetno -2  
nepriлагоjen -2  
nepriлагоjena -2  
nepristranska 2  
nepristranski 2  
nepristransko 2  
neprofesionalen -3  
neprofesionalna -3  
neprofesionalno -2  
neracionalen -2  
neracionalna -2  
neracionalno -1  
neranljiv 2  
neranljiva 2  
neranljivi 2  
nered -2  
neroden -2  
nerodna -2  
nerodno -1  
nervozen -3  
nervozna -3  
nervozno -2  
nesmisel -2  
nesmiselen -3  
nesmiselna -3  
nesmrten 2  
nesmrtna 2  
nesolidarna -2  
nesolidarni -2  
nespečnost -2  
nespoštovan -2  
nespoštovana -2  
nespoštovanje -3  
nespodobno -2  
nesporazum -1  
nesposoben -2  
nesposobna -2  
nesposobni -2  
nesposobnost -2  
nesprejemljiva -2  
nesprejemljivo -2  
nesreča -2  
nesreče -2  
nesrečen -2  
nesreči -2  
nesrečna -2  
nesrečni -2  
nestabilen -2  
nestabilna -2  
nestabilni -2  
nestrokovna -2  
nestrokovni -2  
nestrokovno -2  
nestrpen -2  
nestrpna -2

nestrpni -2  
nestrpnost -2  
neučinkovit -3  
neučinkovita -3  
neučinkoviti -3  
neučinkovito -2  
neumen -2  
neumna -2  
neumne -3  
neumni -3  
neumno -2  
neuničljiv 2  
neuničljiva 2  
neuničljivi 2  
neuničljivo 2  
neupoštevani -2  
neupoštevana -2  
neupoštevanje -2  
neuporaben -2  
neuporabna -2  
neuporabnost -2  
neupravičen -3  
neupravičena -3  
neustavljiv 2  
neustavljiva 2  
neustrašen 2  
neustrašna 2  
neustrezen -2  
neustrezna -2  
neustrežni -2  
nevšečen -2  
nevšečna -2  
nevšečni -2  
nevšečnost -2  
nevšečnosti -2  
nevaren -2  
nevarena -2  
nevarno -2  
nevarnost -2  
nevedni -2  
nevednost -2  
neverjamem -2  
neverjetna -3  
neverjetno -3  
nevoščljiv -2  
nevoščljiva -2  
nevoščljivi -2  
nezaželen -2  
nezaželen -2  
nezaželena -2  
nezaželeni -2  
nezaželeno -2  
nezabavna -3  
nezabavno -3

nezadovoljiv -3  
nezadovoljiva -3  
nezadovoljivo -3  
nezadovoljna -2  
nezadovoljne -2  
nezadovoljni -2  
nezadovoljno -2  
nezahteven -2  
nezahtevna -2  
nezakonit -4  
nezakoniti -4  
nezakonitih -4  
nezakonito -4  
nezaupanja -3  
nezaupljiv -3  
nezaupljivi -3  
nezaupljivo -2  
nezavarovan -2  
nezavarovane -2  
nezdrav -2  
nezdravo -2  
nezmožen -2  
nezmožna -2  
nezmožnost -2  
ničvreden -2  
ničvredna -2  
ničvredni -2  
niggas -5  
nigri -5  
noisy -1  
noob -2  
noobs -2  
nor -2  
nora -2  
norci -2  
norec -2  
norce -2  
nori -2  
noro -2  
norost -2  
norosti -3  
nubi -2  
nujen -1  
nujna -1  
nujno -1  
očara 3  
očaral 3  
očaran 3  
očarljiv 2  
očarljiva 2  
očarljivo 2  
očiščen 1  
očiščena 1  
očiščeno 1  
očistite 2

očita -2  
oškodovan -2  
oškodovan -2  
oškodovane -2  
oškodovani -2  
oškodovani -3  
oškodovanka -2  
oživitev 2  
oživlja 2  
občudoval 3  
občudovala 3  
občuduje 3  
občudujejo 2  
občudujem 3  
obžaloval -2  
obžalovala -2  
obžalovanja -2  
obžaluje -2  
obžalujejo -2  
obžalujem -2  
obeti 1  
objem 2  
objemi 2  
objokuje -2  
obkolil -2  
obkolila -2  
obkolili -2  
oblačila -1  
oblačilo -1  
obljuba 1  
obljubil 1  
obljubila 1  
obljublja 1  
obnavlja 1  
obnavljajo 1  
obnavljanje 1  
obnoviti 1  
obnovljena 1  
obnovljeno 1  
oboževal 3  
oboževala 3  
oboževali 3  
obožuje 3  
obožujem 3  
oboren -2  
obrambe -2  
obramben -2  
obrambna -2  
obrekovanje -2  
obremenitev -2  
obremenjen -2  
obremenjena -2  
obremenjeni -2  
obremenjevanja -2  
obseden 1

obsedena 1  
obsodba -2  
obsodbe -2  
obsodbi -2  
obsodbo -2  
obsodil -2  
obsoja -2  
obsojajo -2  
obsojam -2  
obsojen -2  
obsojena -2  
obteževalnih -2  
obtožb -2  
obtožba -2  
obtožbe -2  
obtožen -2  
obtožena -2  
obtoženec -2  
obtoženka -2  
obtožil -2  
obtožila -2  
obtožuje -2  
obtožujejo -2  
obup -3  
obupan -3  
obupana -3  
obupane -3  
obupani -3  
obupano -3  
obupen -3  
obupljiv -3  
obupljiva -3  
obupna -3  
obupne -3  
obupni -3  
obupno -3  
obvezuje 1  
odškodnina -3  
odškodnine -3  
odškodnino -3  
odcejan -1  
odcejena -1  
oddaja 3  
oddajajo 3  
odjebe -5  
odjebi -5  
odjebite -5  
odkupiti 2  
odlagališč -1  
odlagališče -1  
odleglo 2  
odlični 3  
odlično 3  
odličnost 3  
odločen 3



odločilna 1  
odločilno 1  
odločna 3  
odločnim 2  
odloži -1  
odložitev -1  
odobrava 2  
odobren 2  
odobrena 2  
odobritev 2  
odpadki -1  
odpadkov -1  
odplačal -1  
odpor -3  
odpove -2  
odpoved -2  
odpovedal -2  
odpovedana -1  
odsoten -1  
odsotna -1  
odsotnež -1  
odsotneži -1  
odsotni -1  
odstop -1  
odstopi -1  
odstopil -1  
odstopila -1  
odstopili -1  
odstopit -1  
odstopiti -1  
odtujen -2  
odtujena -2  
odtujenost -2  
odvezuje 2  
odvezujoč 2  
odvezujoča 2  
odvrača -2  
odvračanje -2  
odvratn -3  
odvratna -3  
odvratne -3  
odvratni -3  
odvrniti -2  
odvrnjen -2  
odvzel -1  
odvzela -1  
odvzeli -1  
odziven 2  
odzivna 2  
ogaben -3  
ogabna -3  
ogabne -3  
ogabno -2  
ogenj -2  
oglušujoč -1

ogoljufal -3  
ogoljufala -3  
ogoljufali -2  
ogoljufati -3  
ogorčen 2  
ogorčenje -2  
ogorčna 2  
ogrevanje 1  
ogrožajo -2  
ogrožene -2  
ohladi 1  
okamenel -2  
okamenela -2  
okamnel -2  
okleva -2  
oklevajo -2  
oklevajte -2  
okleval -2  
okrepiti 2  
okrepljena 2  
oksimoron -2  
okužba -2  
okužen -1  
okužena -1  
okuženih -2  
okužljiv -2  
okusen 3  
okusna 3  
okvara -3  
okvare -3  
omahljiv -2  
omahljiva -2  
omalovažiti -2  
omalovažujoča -2  
omaloveževati -2  
omamljen -2  
omamljena -2  
omamljene -2  
omejen -2  
omejena -2  
omejene -2  
omejeno -2  
omejevanje -1  
omejitev -2  
omejiti -2  
omejitve -1  
omejuje -2  
onemogočanje -1  
onemogočil -2  
onemogočila -2  
onemogočilo -2  
onemogočiti -1  
onesnažen -2  
onesnažena -2  
onesnaževalci -2

onesnaževalec -2  
onesnaževalka -2  
onesnaževanje -2  
onesnažuje -2  
onesnažujejo -2  
opozarja -2  
opozarjajo -2  
opozarjanje -1  
opozoril -2  
opozorila -3  
opozorilni -3  
opravičevati -1  
opravičil -1  
opravičila -1  
opravičilo -1  
opravičuje -1  
opravičujejo -1  
opravičujem -1  
opremljene -1  
oproščen 2  
oproščena 2  
oproščeni 2  
oprosti 2  
oprostilo 2  
oprostite -1  
oprostite 1  
oprostitve 2  
optimističen 2  
optimistična 2  
optimistični 2  
optimizem 2  
opustil -2  
opustila -2  
opustili -2  
opustiti -2  
opustošil -2  
opustošila -2  
organ 1  
osamljen -1  
osamljena -1  
osamljeni -1  
osje -1  
oslabljen -2  
oslabljena -2  
oslabljeni -2  
osramočena -2  
osramotil -2  
osramotila -2  
osramotiti -2  
osredotočen 2  
osredotočena 2  
osredotočeno 2  
oster -2  
osumljenci -1  
osupel 2

osupljiv 2  
osupljiva 2  
osupljivo 3  
otežuje -2  
otežujejo -2  
otročja -2  
otročje -2  
otročji -2  
otrpel -2  
otrpela -2  
otrpli -1  
ovira -2  
ovirajo -2  
oviran -2  
ovirani -2  
oviranje -2  
ovirano -2  
ovire -2  
padec -2  
padel -2  
padla -2  
pajac -3  
pameten 2  
pametna 2  
pametnejša 2  
pametnejši 2  
pametuje -2  
panika -2  
panike -2  
paniko -2  
paradoks -1  
parodija -2  
pasivna -1  
pasivni -1  
pasivno -1  
past -1  
pasti -1  
patetičen -2  
patetična -2  
patetični -2  
patetično -2  
peder -4  
pedr -4  
pekel -4  
peklu -4  
peneča 3  
peneče 3  
pesimističen -2  
pesimistična -2  
pesimistični -2  
pesimistično -2  
pesimizem -2  
petelin -3  
pištola -1  
pijan -3

pijanc -3  
pijanec -3  
piss -3  
pizda -5  
pizdun -5  
pjanc -3  
plačal -1  
plačala -1  
plačati -1  
plašen -2  
plaši -2  
plašna -2  
plemenita 2  
plemeniti 2  
ploskala 2  
ploskali 2  
ploskam 2  
počaščen 2  
počaščen 2  
počasen -2  
počasni -2  
počasno -2  
počisti -1  
počistite -1  
počistiti -1  
poškodovan -2  
poškodovanka -2  
pošten 3  
poštena 3  
požrešen -2  
požrešna -2  
pobeg -1  
pobegem -1  
pobegne -1  
podcenjevan -1  
podcenjevanja -1  
podcenjevati -1  
podcenjuje -1  
podcenjujejo -2  
podeli 3  
podjeten 1  
podjetna 1  
podkupovanje -3  
podpihovanje -2  
podpira 2  
podpiram 2  
podpiranjem 1  
podpora 2  
podpornik 1  
podporniki 1  
podporno 2  
podprta 1  
podprti 1  
podrhtavanje -2  
poenostavljam -2

poenostavljanje -2  
poenostavljeno -2  
pogajanje -1  
poglobil -1  
poglobila -1  
pogrešam -2  
pogrešana -2  
pogrešani -2  
pogreb -1  
pogrebi -1  
poguba -4  
poguben -3  
pogum 2  
poguma -2  
pogumen 2  
pogumni 2  
pogumno 2  
pohlep -3  
pohlepna -3  
pohval 3  
pohvala 3  
pohvalil 2  
pohvalili 2  
pohvaliti 2  
pojasnjuje 2  
pojasnjujejo 2  
poljub 2  
polom -3  
polomi -3  
polomil -2  
polomila -2  
polomov -3  
pomaga 2  
pomajkanje -2  
pomembna 1  
pomembno 1  
pomilostil 2  
pomilostila 2  
pomilostitev 2  
pomiriti 2  
pomirja 2  
pomirjajo 3  
pomirjen 2  
pomirjena 2  
pomirjujoče 2  
pomoč 2  
pomotoma -2  
ponaredki -3  
ponarejati -3  
ponarejati -3  
ponarejeno -3  
ponižanje -3  
ponižano -3  
ponižen -2  
poniževanje -3

ponižna -2	pozabljeno -1	prefinjene 2
ponosen 2	pozabljiv -2	prefinjeni 2
ponosna 2	pozabljiva -2	prefinjeno 2
ponosni 2	pozdrav 1	preganja -1
ponosno 2	pozdravi 1	preganjajo -1
ponudba 2	pozdravil 1	preganjali -2
ponudbe 1	pozdravil 2	preganjalo -1
popolnoma 2	pozdravila 2	preganjani -2
popreproščeno -3	pozdravlja 2	preganjanje -1
porobiti -2	pozdravljajo 2	preganjati -2
posesivna -2	pozdravljam 2	pregnati -1
posesivni -2	pozitiven 2	prekine -2
posiljevalec -4	pozitivna 2	prekinitev -2
posiljevalka -4	pozitivni 2	prekiniti -2
posiljuje -4	pozitivno 2	prekinjeno -2
posilstva -4	pozorna 3	prekleta -4
poslabša -2	pozorni 3	prekleti -4
poslabšala -3	pozorni 3	prekleta -4
poslabšanje -3	prasec -5	preklic -1
poslabšati -2	prasica -5	preklical -1
posmeh -2	praviciral -1	preklicala -1
posmehoval -2	pravicirala -1	preklicani -1
posmehovali -2	pravna 1	preklinja -3
posmehovati -2	pravni 1	preklinjam -3
posmehuje -2	pravno 1	preklinjanje -2
posmehujejo -2	pravocira -1	preložena -1
posvečen 2	pravocirajo -1	preložitvi -1
posvečena 3	pravociranje -1	prelom 3
posvečeni 3	pravosodje 2	prelomov 2
potešen 2	prazna -1	premagal -2
potešena 2	praznična 2	premeten -2
potešeni 2	praznične 2	premetena -2
potrdil 1	praznični 2	premišljen 2
potrdila 1	praznina -1	premišljena 2
potrdili 1	praznino -1	premožna 2
potrjene 1	prazno -1	premožni 2
potrjenen 1	praznoval 3	prenesejo 1
potrjenena 1	praznovala 3	preobremenitev -1
potrjevanje 1	praznuje 3	preplašen -2
povabi 1	preža -1	preplašena -2
povabil 1	preži -1	preplašeni -2
povabila 1	preživel 2	prepoved -2
povečal 1	preživela 2	prepovedan -2
povečati 1	preživeli 2	prepovedana -2
povešena -2	preboj 3	prepovedani -2
povešenost -2	precej 1	preprečevanje -1
povlecita -1	precenitev -2	preprečil -1
povlecite -1	precenitve -2	preprečila -1
povleciti -1	prednost 2	preprečiti -1
povpraševanje -1	prednosti 2	preprečuje -1
povprečne -2	prednostna 1	prepriča 1
povprečnost -2	predstavitev -1	prepričali 1
pozabil -1	predvidevanje 1	prepričan 1
pozabila -1	predvidevanjo 1	prepričana 1
pozabili -1	prefinjena 2	preproščina -3

preseneča 2  
presenečen 2  
presenečena 2  
presenečeni 2  
presenetiti 2  
presenetljiva 2  
presrečen 4  
presrečna 4  
presrečni 4  
presrečno 4  
prestrašen -3  
prestrašena -2  
prestrašil -2  
prestrašila -2  
pretepli -2  
pretirana -2  
pretirava -2  
pretiravajo -2  
pretiravajo -2  
pretiraval -2  
pretiravali -2  
pretiravam -2  
pretiravanje -2  
pretiravati -2  
pretvarja -2  
pretvarjati -1  
prevara -1  
prevarala -2  
prevaran -2  
prevarana -2  
prevarani -2  
prevarati -2  
prevare -2  
previden -1  
previdna -1  
previdni -1  
prezira -2  
prezirajoč -2  
preziran -2  
prezreti -1  
pričakovan -1  
pričakovana -1  
pričakuje -1  
prid 2  
pridobijo 2  
pridobil 2  
pridobila 2  
pridobivajo 2  
pridružen 1  
pridružena 1  
pridruži 1  
pridušen -1  
pridušena -1  
prihranil 2

prihranila 2  
prihranili 2  
prihranite 1  
prihraniti 1  
prijazen 2  
prijazna 2  
prijazni 2  
prijazno 2  
prijeten 2  
prijetna 2  
prijetni 2  
pikrajšal -3  
pikrajšala -3  
pikrajšali -3  
pikrajšan -3  
pikrajšana -3  
pikrajšani -3  
pikrita -1  
pikrite -1  
pikriti -1  
pikrito -1  
pikriva -1  
pikrivajo -1  
pikrivanja -1  
pikrivanje -1  
priljubljen 3  
priljubljena 3  
priljubljeni 3  
priljubljenih 2  
priložnost 2  
primanjkljaj -2  
pripor -2  
priporočja 1  
priporočajo 1  
priporočamo 1  
priporočljiv 1  
priporočljiva 1  
priporočljivo 1  
pripravljen 1  
pripravljena 1  
pripravljeni 1  
pripravljenost 2  
prisiljen -1  
prisiljena -1  
prisilna -2  
prisilno -1  
pristojna 2  
pristojni 2  
pristranska -2  
pristranski -2  
pristransko -2  
pristranskost -1  
pristranskosti -1  
pritegnil 2  
pritegnila 2

pritegniti 2  
pritisk -2  
pritiskom -2  
pritisku -2  
pritožil -2  
pritožila -2  
pritožuje -2  
pritožujejo -2  
privabiti 1  
privablja 1  
privilegiran 2  
privilegirana 2  
prizadel -2  
prizadela -2  
prizanesljiva 1  
prizanesljivi 1  
prizanesljivo 1  
priznal -1  
priznala -1  
priznali -1  
priznalo -1  
priznam -1  
priznava -1  
proaktivna 2  
proaktivni 2  
proaktivno 2  
problem -2  
problemi -2  
problemov -2  
prokleta -4  
prokleti -4  
proklete -4  
propad -2  
propadel -2  
propadla -2  
propadli -2  
propadlo -2  
propaganda -2  
propagandi -2  
propagando -2  
prosim 1  
prosimo 1  
prost 1  
prosta 1  
prosti 1  
protest -2  
protesti -3  
protestirali -2  
protestirati -2  
protestnik -1  
protestniki -2  
protestov -2  
proviciral -1  
provicirala -1  
provocira -1

provocirajo -1  
provociranje -1  
psevdoznanost -3  
psica -4  
psice -4  
psici -4  
puščanje -1  
pustil -1  
pustila -1  
pustili -1  
pustite -1  
pustiti -1  
pustolovščina 2  
pustolovščine 2  
pustolovščino 2  
pustolovska 2  
pustolovski 2  
ražalostiti -2  
rad 2  
radost 3  
radosten 3  
radostna 3  
radostni 3  
radostno 3  
radoveden 1  
radovedna 1  
radovedni 1  
raduje 4  
radujejo 4  
radujeta 4  
rage -2  
raj 3  
raju 3  
rak -2  
ranjen -2  
ranjena -2  
ranjeni -2  
ranjenih -2  
ranljive -2  
ranljivost -2  
rant -3  
rasist -3  
rasistična -3  
rasistične -3  
rasisti -3  
rasizem -3  
rasizmu -3  
rast 2  
ratificiral 2  
ratificirala 2  
ratificirala 2  
ratificirali 2  
razčlovečen -2  
razčloveči -2  
razčlovečijo -2

razčlovečiti -2  
razširiti 1  
razširja 1  
razširjen 1  
razbežali -2  
razbesni -2  
razbesnjen -3  
razbil -2  
razbila -2  
razbili -2  
razbiti -2  
razbremenil 1  
razbremenijo 2  
razbremenila 1  
razbremenilne 2  
razbremeniti 2  
razburja -2  
razburjajo -2  
razburjam -2  
razburjen -2  
razburjena -2  
razburljiva 3  
razburljiva 3  
razburljivo 3  
razdejanje -2  
razdeljene -1  
razdeljeni -1  
razdor -2  
razdražena -3  
razdraženo -3  
razgradijo -2  
razgrajuje -2  
razgrajujejo -2  
raziskovanja 1  
raziskovanje 1  
razjarjen -2  
razjarjena -2  
razjarjeni -2  
razjarjuči -2  
razjezil -2  
razjezila -2  
razočara -2  
razočaral -2  
razočarana -2  
razočarani -2  
razočaranja -2  
razočaranje -2  
razpada -2  
razpaljen -2  
razrešuje 2  
razsvetlil 2  
razsvetlila 2  
razsvetliti 2  
razsvetljen -1  
razsvetljen 2

razsvetljuje 2  
raztrgan -2  
raztrgana -2  
razume -2  
razvedrilo 3  
razveljavljena -1  
rešen 1  
rešena 1  
reševalni 2  
reševanju 2  
reševati 1  
rešil 3  
rešila 3  
rešili 3  
rešitev 1  
rešiti 2  
rešitve 1  
rešuje 1  
recesija -2  
recesije -2  
recesiji -2  
recesijo -2  
reorganizacije 2  
resen 2  
resna 2  
retard -4  
revščina -1  
revolt -3  
revoltirati -3  
rezanje -1  
rit -3  
robusten 2  
robustna 2  
rofl 4  
roflcopter 4  
roflmao 4  
romanca 2  
romance 2  
ropajo -2  
ropar -2  
ropati -2  
rotfl 4  
rotflmfao 4  
rotflol 4  
rovka -2  
rovte -2  
ruševin -2  
ruševinah -2  
ruševine -2  
sabotirajo -2  
sabotiral -2  
sabotirala -2  
sabotirali -2  
sabotirati -2  
samomor -2

samomorilen -2  
samomorilna -2  
samomorilne -2  
samomorilni -2  
samospev -2  
samozadovoljen -2  
samozadovoljna -2  
samozadovoljni -2  
samozavesten 2  
samozavestna 2  
samozavestni 2  
sanjah 1  
sanjalo -1  
sanje 1  
sarkastičen -2  
sarkastična -2  
sarkastični -2  
scary -2  
sebičen -3  
sebična -3  
sebični -3  
sebičnost -3  
sekira -1  
seronja -4  
sesati -3  
sestradan -2  
sestradana -2  
sestradani -2  
sesul -2  
sesula -2  
sexy 3  
shrani 2  
sili -2  
silila -2  
silili -2  
simpatičen 3  
simpatična 3  
simpatični 3  
simpatično 2  
siten -2  
sitna -2  
sitni -2  
siva -1  
sivo -1  
skeptičen -2  
skeptična -2  
skeptični -2  
skepticizem -2  
skeptik -2  
skeptiki -2  
skesan -2  
skesana -2  
skrben 2  
skrbi -2  
skrbna 2

skrbno 2  
skrij -1  
skril -1  
skrila -1  
skriva -1  
skrivaj -2  
skrivajo -1  
skromen -2  
skromna -2  
skupno 1  
slabša -2  
slabše -2  
slabši -2  
slab -3  
slaba -3  
slabi -2  
slabo -2  
slabi -1  
slabih -1  
slaboten -2  
slabotna -2  
slabotno -2  
sladek 2  
slava 3  
slavi 3  
slep -1  
slepa -1  
slepari -3  
sleparijo -3  
sleparjenje -3  
slepi -2  
slick 2  
slikovit 2  
slikovita 2  
smešen 2  
smešna 2  
smešno 3  
smet -3  
smetišče -1  
smetišču -1  
smieselno 2  
smiselne 2  
smog -2  
smrt -2  
smrtnih -3  
smrtonosnimi -3  
sočuten 3  
sočutja 2  
sočutje 2  
sočutna 3  
sodeloval 1  
sodelovala 1  
sodelovati 1  
soglašja 2  
soglašajo 2

soglasje 2  
soglasju 2  
solidaren 2  
solidarna 2  
solidarni 2  
solidarnost 2  
solidarnostni 2  
solza -2  
solze -2  
sonček 2  
soncu 1  
sovraštvo -2  
sovraži -3  
sovražil -3  
sovražila -3  
sovražili -3  
sovražilo -3  
sovražim -3  
sovražiti -3  
sovražna -3  
sovražnik -2  
sovražniki -2  
sovražno -3  
spam -2  
spammer -3  
spammers -3  
spasilac 4  
spletkam -1  
spletke -1  
spoštovan 1  
spoštovana 1  
spoštovani 1  
spoštovati 2  
spodbudila 1  
spodbudili 1  
spodbudilo 1  
spodbuja 1  
spodbujanje 1  
spodbujanjem 1  
spodbujanju 1  
spodbujati 1  
spodbujati 1  
spodkopava -2  
spodkopavajo -2  
spodkopavanje -2  
spodnesel -2  
spodnesla -2  
spopad -2  
spor -2  
sporazum 1  
sporen -2  
spori -2  
sporna -2  
sporna -2  
sporni -2

sporno -2  
sporu -2  
sposoben 2  
sposobna 2  
sposobno 1  
sposobnost 2  
sposobnosti 2  
spraševanja -1  
spraševanje -1  
spregledal -2  
spregledala -2  
spregledali -2  
spregledati -1  
sprejema 1  
sprejet 1  
sprejeti 1  
sprejetju 1  
sprejme 1  
sprejmite 1  
sprevržen -3  
sprevržena -3  
sproščen 2  
sproščena 2  
sproščeni 2  
sproščeno 2  
spustite -1  
sram -2  
sramežljiv -1  
sramežljiva -1  
sramežljivi -1  
sramota -3  
sramoten -3  
sramotna -3  
sramotno -3  
sranje -4  
sranju -4  
srbeča -2  
srcolomilec -3  
srcolomilka -3  
srdit -3  
srdota -3  
sreča 3  
srečen 3  
sreči 2  
srečna 3  
srečni 3  
srečo 2  
stabilen 2  
stabilna 2  
stabilni 2  
statve -1  
statvi -1  
stavka -1  
stavki -1  
stečaj -3

stečaji -3  
stečaju -3  
stereotip -2  
stereotipi -2  
stereotipne -2  
stimulira 1  
stimulirajo 1  
stiske -2  
stiski -2  
stisko -2  
stoka -2  
stokanje -2  
stokajo -2  
stori 1  
storilci -1  
storilec -1  
storilec -1  
strašen -3  
strašijo -2  
strašna -3  
strašne -3  
strašno -3  
strada -2  
stradajo -2  
stradati -2  
strah -2  
strahopetec -2  
strahopetna -2  
strahopetno -2  
strahovit -2  
strahovita -2  
strahu -2  
strasten 2  
strastni 2  
strastno 2  
streljal -1  
streljala -1  
streljati -1  
stresa -2  
stresajo -2  
strinja 1  
strinjam 1  
stroški -2  
strožje -2  
strog 2  
stroga 2  
strogi 2  
strogo 2  
strogost 2  
stroka 1  
strokoven 2  
strokovna 2  
strokovni 2  
strpna 3  
strpni 3

strpno 3  
strup -2  
strupi -2  
suženj -3  
suženjstvo -3  
sužnji -3  
subverziven -2  
subverzivna -2  
sum -1  
sumljiv -2  
sumljiva -2  
sumljivo -2  
super 3  
superb 5  
superioren 3  
svari -1  
svaril -1  
svarila -1  
svež 1  
sveža 1  
sveži 1  
svetel 1  
svetla 1  
svetlo 1  
svetlost 1  
svinja -5  
svinje -5  
svoboda 2  
svobode 2  
svoboden 2  
svobodna 2  
svobodni 2  
svojevsten -2  
svojevstna -2  
tard -2  
teško -1  
težak -2  
težaki -2  
težavah -3  
težave -3  
težaven -2  
težavna -2  
težavni -2  
težko -1  
tema -1  
tepci -3  
tepec -4  
teroristični -3  
terorizem -3  
terorizira -3  
teroriziral -3  
tesnoba -3  
tesnoben -3  
tesnobna -3  
tesnobno -3

tesnobo -3  
tiran -3  
tirani -3  
tlači -2  
tožba -2  
tožbe -2  
tožbi -2  
toži -2  
tožilstvo -1  
tolažba 2  
tolaži 2  
top 3  
toplota 2  
totalitarističen -2  
totalitaristična -2  
totalitarizem -2  
totalitarna -2  
tout -2  
touted -2  
touting -2  
touts -2  
trčenja -2  
trčenje -2  
trčijo -1  
tragedija -2  
tragična -2  
tragično -2  
trapast -3  
trapasta -3  
travma -3  
travmatične -3  
travme -3  
travmo -3  
trdna 2  
trdo -2  
trdosrčen -2  
trdosrčna -2  
trdosrčnež -2  
trese -1  
tresenje -2  
trijumfirajuč 3  
trijumfirajuča 3  
trijumfirat 3  
trk -2  
trmast -2  
trmasti -2  
trnova -2  
trpi -2  
trpijo -2  
trpljenje -2  
trupla -1  
truplo -1  
tumor -2  
tveganja -2  
tveganje -2

twat -5  
učinkovita 2  
učinkovite 2  
učinkovito 2  
ušel -1  
ušla -1  
ušli -1  
užalil -2  
užaliti -2  
užaljen -1  
užaljen -2  
užaljena -2  
užaljenost -2  
užaloščen -2  
užalostil -2  
uživajo 2  
uživete 2  
uživati 2  
ubija -3  
ubijanje -3  
ubil -3  
ubog -2  
uboj -3  
udaril -1  
udarila -1  
udoben 2  
udobna 2  
udobno 2  
udobnost 2  
ugrabitev -2  
ugrabitve -2  
ugrabljenim -2  
ujet -2  
ujeti -2  
ujezi -3  
ukradem -2  
ukraden -2  
ukradena -2  
ukradeno -2  
ukvarja 1  
ukvarjati 1  
umaknejo -1  
umaknil -1  
umaknila -1  
umazan -2  
umazana -2  
umazanec -2  
umazanijo -2  
umik -2  
umirila 2  
umirile 2  
umiritev 2  
umirjanje 2  
umirjen 2  
umor -3

umori -2  
umoril -4  
umorila -4  
umrl -3  
uničen -2  
uničena -2  
uničenih -3  
uničenje -3  
uniči -2  
uničil -3  
uničila -3  
uničiti -2  
uničuje -3  
uničujoča -2  
uničujoče -2  
upa 2  
upajmo 2  
upajo 2  
upal 2  
upam 2  
upogljiv -2  
upogljiva -2  
upor -3  
uporaben 2  
uporabna 2  
uporabnost 2  
uporniški -2  
upravičen 2  
upravičena 2  
upravičeno 2  
upravičili 2  
uročen -2  
uročena -2  
ushičen 4  
ushičena 4  
usmilil 3  
usmiliti 2  
usmiljen 3  
usmiljena 3  
usmiljenje 2  
uspešna 3  
uspešne 3  
uspešni 3  
uspeh 2  
usrana -4  
usrane -4  
ustavi -1  
ustavil -1  
ustavitev -1  
ustrašil -2  
ustrašila -2  
ustrahovan -2  
ustrahovana -2  
ustrahovani -2  
ustrahovanje -2



ustrahovati -2  
ustrelil -1  
ustrelila -1  
ustrezen 1  
ustrezna 1  
ustrezne 1  
ustvarjalna 2  
ustvarjalni 2  
ustvarjalno 2  
utaplja -2  
utapljanje -2  
utapljati -2  
utapljati -2  
utiša -1  
utišala -1  
utišati -1  
utonil -2  
utonila -2  
utonili -2  
utopi -2  
utopil -2  
utopila -2  
utopili -2  
utrujen -2  
utrujeni -2  
utrujenja-2  
utrujenost -2  
všeč 2  
všečen 2  
všečna 2  
vabi 1  
vabilo 1  
varen 1  
varno 1  
varnost 1  
varnostno 2  
varuje 1  
vbod -2  
vbodom -2  
vdova -1  
vdovec -1  
veličasten 4  
veličastna 4  
veličastni 3  
velik 2  
velika 2  
veliki 2  
vera 1  
vesel 3  
vesela 3  
veseli 2  
veselil 3  
veselite 3  
veselje 3  
veselje 4

veselo 2  
veselo 3  
veselost 3  
vitalen 2  
vitalna 2  
vitalni 2  
vitalnost 2  
vitamin 1  
vizij 1  
vizija 1  
vizije 1  
vizijo 1  
vizionar 3  
vleče -1  
vlekel -1  
vljuden 2  
vljudna 2  
vljudnostni 2  
vnetje -2  
vneto -1  
vodil 2  
vodilna 2  
vodilni 2  
vojna -3  
vojne -3  
vojno -3  
voov 4  
vov 3  
vplivajo -1  
vplivati -2  
vplivna 1  
vprašanih -1  
vprašanje -2  
vpriid 2  
vragolije -1  
vreden 2  
vredna 2  
vredno 2  
vrhovi 2  
vrtina -2  
vrtoglav -2  
vrtoglavica -1  
vrtoglavico -1  
vsebina 1  
vseeno -2  
vtis 2  
vzdih -2  
vzdržljivosten 2  
vzdržljivosti 2  
vzdržljivostna 2  
vzhičen 4  
vzhičena 4  
vznemiri -2  
vznemiril -2  
vznemirila -2

vznemirja -2  
vznemirjen -2  
vznemirjena -2  
vznemirjeni -2  
vznesen 3  
vznesena 3  
vznesenost 3  
vznesenosti 3  
wanker -3  
win 4  
winwin 3  
woo 3  
woohoo 3  
wooo 4  
woow 4  
wow 4  
wowow 4  
wowww 4  
wtf -4  
yees 2  
začaran -1  
začarana -1  
začarani -1  
začasna -1  
začasno -1  
začel 1  
začela 1  
zaščiten 1  
zaščitena 1  
zaščiteni 1  
zaščiteno 1  
zaščititi 2  
zaželen 2  
zaželena 2  
zaželeno 2  
zabava 3  
zabavajo 3  
zabaval 3  
zabavala 3  
zabavati 3  
zabaviščni 3  
zabavne 3  
zabavnejša 4  
zabavnejši 4  
zabavno 4  
zabodel -2  
zabodla -2  
zadavil -2  
zadavila -2  
zadeva 1  
zadeve 1  
zadovoljen 2  
zadovoljena 2  
zadovoljeni 2  
zadovoljiti 2

zadovoljni 2  
zadržan -2  
zadržana -2  
zadržani -2  
zadržijo -2  
zadušen -2  
zadušena -2  
zaduši -2  
zadušitve -2  
zagotavlja 2  
zagotavljanja 1  
zagotoviti 1  
zagotovljen 2  
zagotovljena 2  
zagovarja 2  
zagovornik 1  
zagovorniki 1  
zagreni -2  
zagrenjeno -2  
zagrozil -3  
zagrozila -3  
zagrozili -3  
zagroziti -2  
zahrbtnen -2  
zahrbtna -2  
zahrbtni -2  
zahteval -1  
zahtevala -1  
zahteve -1  
zahtevna -1  
zahvala 2  
zahvaljujemo 2  
zainteresiran 2  
zainteresirana 2  
zajebal -4  
zajebala -4  
zajebali -3  
zajebavam -2  
zaklad 2  
zakladi 2  
zakonit 1  
zakonito 1  
zaleti -1  
zaljubljen 2  
zaljubljena 2  
zaljubljenost 2  
zameglil -2  
zameglila -2  
zameglili -2  
zamegljen -2  
zamenjajte -2  
zamerljiv -2  
zamerljiva -2  
zamerljivai -2  
zamišljen -1

zamišljena -1  
zamuda -1  
zamude -1  
zamudil -2  
zamudila -2  
zamudili -2  
zamudo -1  
zanaša 2  
zanašajo 2  
zanemarit -2  
zanemariti -2  
zanemarja -2  
zanemarjajo -2  
zanemarjanja -2  
zanemarjanje -2  
zanič -3  
zaničljiv -2  
zaničljiva -2  
zaničljivo -2  
zanika -2  
zanikal -2  
zanikanje -2  
zanikati -2  
zanikujoči -2  
zanima 2  
zanimiv 3  
zanimiva 2  
zanimivo 2  
zanimivosti 2  
zaostaja -2  
zaostajajo -2  
zaostajala -2  
zaostal -2  
zaostala -2  
zapanjit 3  
zapanjiti 3  
zapeljal -1  
zapeljala -1  
zapleten -1  
zapletena -1  
zapor -2  
zapora -1  
zapornik -2  
zaporniki -2  
zapravil -2  
zapravila -2  
zapravili -2  
zapravljaš -2  
zapri -2  
zaprt -2  
zapusti -2  
zaračunana -3  
zaračunane -3  
zarota -4  
zarote -3

zaskrbljen -2  
zaskrbljena -2  
zaskrbljene -2  
zaskrbljenost -2  
zaskrbljujoči -3  
zaslišal -2  
zaslišala -2  
zaslišali -2  
zaslužen 2  
zaslužena 2  
zasluženi 2  
zaslužnega 2  
zasmehovan -2  
zasmehovana -2  
zasmehovani -2  
zasmejaj 1  
zasmejala 1  
zasmilil -1  
zasmilila -1  
zasmilili -1  
zastal -2  
zastala -2  
zastarel -2  
zastarela -2  
zastarelo -2  
zastoj -2  
zastoku -2  
zastokal -2  
zastokala -2  
zastrašuje -3  
zastrašujejo -3  
zastrašujeta -3  
zastrašujoče -3  
zastropil -2  
zastropila -2  
zasužnjil -2  
zasužnjila -2  
zasužnjili -2  
zasužnjuje -2  
zategnjen -2  
zategnjena -2  
zatiran -2  
zatirana -2  
zatirani -2  
zaupana 2  
zaupanje 2  
zaupati 2  
zaupljiv 2  
zaupljiva 2  
zaupljivi 2  
zavaja -3  
zavajajoča -3  
zavajajoče -2  
zavajajo -3  
zavarovan 2

zavarovana	2	zlobna	-3
zavedajo	-2	zloglasne	-2
zaveden	-2	zlomil	-1
zavedena	-2	zlomljena	-1
zaverovan	2	zlorabe	-3
zaverovani	2	zlorabil	-3
zaveza	2	zlorabila	-3
zavezala	1	zlorabljenih	-3
zavezati	1	zlorabo	-3
zavida	-1	zmaga	4
zavidam	-1	zmagal	4
zavist	-1	zmagala	4
zavozil	-2	zmagali	3
zavozila	-2	zmage	4
zavozili	-2	zmagoslavje	4
zavoziti	-2	zmagoslavno	4
zavpil	-2	zmagovalec	4
zavpila	-2	zmagovit	3
zavrže	-1	zmanipuliran	-4
zavržemo	-1	zmanipulirana	-4
zavržena	-1	zmanjšān	-1
zavrača	-1	zmanjšāna	-1
zavračajo	-1	zmanjšānje	-1
zavreči	-1	zmanjševanjem	-2
zavreči	-1	zmedel	-2
zavrne	-1	zmeden	-2
zavrnil	-1	zmedena	-2
zavrnila	-1	zmedeni	-2
zavrnitev	-2	zmedeno	-2
zavrniti	-1	zmedla	-2
zaznamek	2	zmedlo	-2
zaznava	1	zmogljiv	2
zaznavam	2	zmogljiva	2
zbodljaj	-1	zmogljivi	2
zbolijo	-1	znaten	1
zdrav	2	znazna	1
zdrava	2	znesek	-2
zdrobi	-1	zrel	2
zdrobiti	-1	zrela	2
zdrobljen	-2	zrelo	2
zdrobljeni	-2	zvest	3
združeni	1	zvest	3
združeno	1	zvesta	3
zgražam	-3	zvesti	3
zgrožen	-3	zvijača	-3
zgrožena	-3	zvijačo	-3
zgroženi	-3	proti	-1
zgrudi	-2	podtaknejo	-3
zgrudil	-2	podtaknil	-3
zgrudila	-2	podtaknila	-3
zguba	-4	podtaknejo	-3
zločin	-3	podtaknili	-3
zločini	-3		
zlo	-4		
zloben	-3		