

Primjena metoda dubokog učenja

Polonijo, Bruno

Master's thesis / Specijalistički diplomski stručni

2020

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **The Polytechnic of Rijeka / Veleučilište u Rijeci**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:125:964822>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-12-24**



Repository / Repozitorij:

[Polytechnic of Rijeka Digital Repository - DR PolyRi](#)



VELEUČILIŠTE U RIJECI

Bruno Polonijo

PRIMJENA METODA DUBOKOG UČENJA (specijalistički završni rad)

Rijeka, 2020.

VELEUČILIŠTE U RIJECI

Poslovni odjel

Specijalistički diplomski stručni studij informacijske tehnologije u poslovnim sustavima

PRIMJENA METODA DUBOKOG UČENJA (specijalistički završni rad)

MENTOR

dr.sc. Sabrina Šuman, viši predavač

STUDENT

Bruno Polonijo

MBS: 2422000105/18

Rijeka, rujan 2020.

VELEUČILIŠTE U RIJECI

Poslovni odjel

Rijeka, 12.12. 2019.

**ZADATAK
za specijalistički završni rad**

Pristupniku Brunu Poloniju

MBS: 2422000105/18

Studentu specijalističkog diplomskog stručnog studija Informacijske tehnologije u poslovnim sustavima izdaje se zadatak specijalističkog završnog rada – tema specijalističkog završnog rada pod nazivom:

PRIMJENA METODA DUBOKOG UČENJA

Sadržaj zadatka: U prvom dijelu opisati osnovne koncepte propagande. Dati motivaciju odabira teme. Dati pregled područja procesiranja prirodnih jezika, rudarenja podataka, metoda strojnog učenja i metoda dubokog učenja. Opisati izvorišne podatke te fazu predobrade podataka. Opisati detaljno operatore stvorenih modela te dobivene rezultate u odabranom softveru.

Preporuka

Rad obraditi sukladno odredbama Pravilnika o završnom radu Veleučilišta u Rijeci.

Zadano: 12.12. 2019.

Predati do: 15. rujna 2020.

Mentor:



Dr.sc.Sabrina Šuman, viši predavač

Pročelnica odjela:



Mr.sc. Anita Stilin, viši predavač

Zadatak primio dana: 12.12. 2019.



Bruno Polonijo

Dostavlja se:

- mentoru
- pristupniku

IZJAVA

Izjavljujem da sam specijalistički završni rad pod naslovom „Primjena metoda dubokog učenja“ izradio samostalno, pod nadzorom i uz stručnu pomoć mentorice dr.sc. Sabine Šuman, više predavačice.

Bruno Polonijo



(potpis studenta)

Sažetak

Ovaj rad nastoji metodama dubokog učenja otkriti *propagandnu* semantiku u dokumentima. U radu se opisuje pojam *propagande*, njen povijesni razvoj, te se daju primjeri *propagandnog* djelovanja u političkom, poslovnom, državnom i vojnom okruženju. Opisuju se i neke od tehnika *propagandnog* i *astroturfing* utjecaja na tuđe mišljenje radi postizanja vlastitih ciljeva.

Za potrebe rada je pomoću *RapidMiner* programskog alata za analizu i rudarenje podataka napravljen model za otkrivanje *propagande* na društvenim mrežama. *Propagandni* i *nepropagandni* podaci su prikupljeni pomoću *diffbot web* aplikacije s *web* portala. Tekst koji je obrađen napisan je engleskim jezikom. S društvene mreže *Reddit* preuzet je tekst na engleskom jeziku za izradu rječnika. Konačni model dobiven je spajanjem ovih leksičkih izvora. Za usporedbu *propagandnog* i *nepropagandnog* teksta koristila se metoda dubokog učenja.

Ključne riječi: *propaganda*, *Rapidminer*, duboko učenje, *Word2vec*, analiza mišljenja

Sadržaj

1. Uvod	1
2. Kronologija razvoja <i>propagande</i>	2
3. Rudarenje podataka	11
3.1 Predprocesiranje.....	12
3.2 Obrada prirodnog jezika	13
3.3 Strojno učenje	15
3.3.1 <i>Naive Bayes</i>	15
3.3.2 Klaster analiza	16
3.3.3 Strojovi za podršku vektorima.....	17
3.3.4 <i>Ensemble learning</i>	17
3.3.5 Neuronske mreže	18
3.3.6 Duboko učenje.....	22
3.4 Evaluacijske metrike	33
4. Izrada modela za detektiranje <i>propagande</i> u tekstu	35
4.1 Priprema podataka za duboko učenje	40
4.1.1 Procesiranje dokumenta.....	41
4.1.2 Operator <i>Extract sentiment</i>	47
4.1.3 Spajanje sentimenta s <i>Word2vec</i> vokabularom	54
4.1.4 Dodatno predprocesiranje.....	58
4.2 Primjena dubokog učenja.....	62
4.3 Analiza rezultata	73
5. Zaključak	77
Popis korištenih kratica	79
Literatura	80
Popis slika.....	84

1. Uvod

Razvojem digitalnog svijeta došlo je do pojave nove prijetnje: *Cyber* ratovanja. Budući da su se internet i informacijska tehnologija razvili do te mjere da su postali sastavni dio svakodnevnog života, *Cyber* ratovanje je također postalo sve prisutnije. *Cyber* prostor je postao novo područje u političkim borbama između zemalja, zbog čega zemlje istovremeno razvijaju nove strategije za zaštitu vlastitog *Cyber* prostora i nove strategije za napad na *Cyber* prostor drugih zemalja. Društveni mediji kao relativno novi fenomen proširili su moguće područje *Cyber* ratovanja. Dok je sama *propaganda* prisutna još od davne prošlosti, uz pojavu i razvoj društvenih medija *Cyber* ratovanje je dobilo dodatnu mogućnost širenja *propagandnih* poruka u drugim zemljama u relativno kratkom roku.

Autor je odlučio obraditi ovu temu da bi predstavio ulogu i učestalost *propagande* u svakodnevnom životu.

Tema ovog završnog rada je obrada pojma *propagande*, opis njezinih pojavnih oblika s kojima se u praksi susrećemo, te implementacija modela za otkrivanje kineske *propagande*.

Cilj rada je kroz implementaciju modela za otkrivanje kineske *propagande* prikazati koliko se *propaganda* proširila po društvenim mrežama.

Svrha rada je analiza i primjena metoda dubokog učenja u detektiranju i podizanju svijesti o *propagandi* na društvenim mrežama. Rad je podijeljen u 5 poglavlja.

U prvom poglavlju se čitatelja upoznaje s osnovnim pojmovima bitnim za razumijevanje teme. Drugo poglavlje sadrži primjere *propagande* kroz povijest. Treće poglavlje se odnosi na teoriju vezanu uz strojno učenje i duboko učenje. Četvrto poglavlje odnosi se na implementaciju modela za detekciju kineske *propagande* i analizira njene rezultate. U zadnjem poglavlju se prikazuje zaključno razmatranje teme.

2. Kronologija razvoja *propagande*

Propaganda kao djelatnost javila se u davnoj povijesti čovječanstva. Jedan od starijih primjera je Behistunski zapis u današnjem zapadnom Iranu, 15m visok i 25m širok reljef uklesan u vapnenačku liticu iznad ceste, koji prikazuje ustoličenje Darija I na perzijski tron, njegovu moć i pobjede. Tekst napisan klinastim pismom na tri jezika (perzijski, elamski i babilonski) dao je sastaviti Darije I između 520. i 518. godine prije naše ere (Hirst, 2019).

Riječ *propaganda* prvi se put pojavila u nazivu rimokatoličkog administrativnog tijela *Congregatio de Propaganda Fide* (Kongregacija za širenje vjere) osnovanog 1622. godine s ciljem širenja katoličke vjere u nekatoličkim zemljama. Riječ *propaganda* dolazi od latinskog glagola *propagare* što izvorno znači reproducirati ili razmnožavati biljku reznicama. Katolička crkva koristila je tu riječ da bi simbolički opisala misionarsku aktivnost (Brown, 2012).

Negativne konotacije *propagande* povezane s agitiranjem prvi put se javljaju kod ruskog teoretičara marksizma Georgija Valentinoviča Plehanova, što je dodatno elaborirao Vladimir Iljič Lenjin u pamfletu “Što treba učiniti?”. Agitiranje povezano s propagandom je definirao kao korištenje slogana, alegorija i poluistina kako bi se iskoristilo probleme koje sa sustavom imaju needucirani i neinformirani ljudi. Lenjin je oba pojma spojio u naziv *Agitprop* (*Agitation Propaganda*). Ovo je bio vrlo efikasan alat u zbacivanju carista s vlasti u Rusiji (Brown, 2013).

Institut za analizu *propagande* je 1937. godine definirao *propagandu* kao “izraz mišljenja ili radnje koje kroz psihološke manipulacije provode individualci i grupe s ciljem utjecanja na mišljenje ili radnje drugih individualaca ili grupa u korist ostvarenja predodređenih ciljeva (Benkler, Faris, Roberts, 2018).

Prvo zapisano masovno korištenje *propagande* od strane države javlja se za vrijeme Prvog svjetskog rata. Kako se ratovi ne mogu voditi bez potpore javnosti, *propaganda* se počela koristiti za podizanje morala naroda u ratom zahvaćenim zemljama i kao alat za demoralizaciju naroda neprijateljskih zemalja. Vojni službenici, kao npr. njemački general Erich Ludendorff, smatrali su da je *propaganda* bila ključni čimbenik poraza Njemačke u Prvom svjetskom ratu (Demm, 1993., 163-192.).

Ovo uvjerenje je dovelo do nastanka mita po kojem Njemačka nije Prvi svjetski rat izgubila na bojnopolju, već u vlastitoj domovini (*Dolchstoßlegende*). Tu ideju je preuzeo Adolf Hitler i iskoristio je kao osnovu za uspon njegove partije (Houlihan, 2010., 67-89.).

Ulaskom Sjedinjenih Američkih Država (SAD) u Prvi svjetski rat, tad već istaknuti agent za odnose sa javnošću Edward Bernays angažiran je u Odboru za javne informacije osnovanom da stvori podršku za američko sudjelovanje u Prvom svjetskom ratu (Mock, 1942., 262-279.).

Bernays je kasnije shvatio da se posao koji je u ratu radio za Odbor za javne informacije može koristiti i u mirnodopsko vrijeme (Cutlip, 1994., 168.).

Nakon povratka u New York, Bernays je otvorio ured za odnose s javnošću, a 1923. godine je izdao knjigu „*Crystallizing Public Opinion*“, prvu knjigu koja je definirala polje odnosa s javnošću. Joseph Goebbels je pročitao ovu knjigu i koristio je kao inspiraciju (Johnson, 2009., 314). Bernays je postao jedna od najbitnijih figura u poslovnom svijetu (Mitchell, 1933.).

Tijekom 1928. godine izdao je knjigu „*Propaganda*“ koju je javnost oštro kritizirala jer je knjiga otvoreno zagovarala masovno manipuliranje javnošću (Olasky, 1984.).

Osnovni temelj odnosa sa javnošću (*propagande*) po Bernaysu je ideja da su odnosi s javnošću mehanizam privlačenja javnosti određenom cilju i mijenjanja javnog mišljenja. Koristio je i manipuliranje stereotipiziranim stavovima ljudi. (Bernays, 2012.).

Tijekom Drugog svjetskog rata *propaganda* se redovito koristila. U Njemačkoj se njome bavilo Ministarstvo za javno prosvjetljenje i *propagandu* pod Josephom Goebbelsom. On je definirao *propagandu* kao način da se spozna funkcioniranje mase ljudi i utječe na njihove stavove koristeći simboliku Pravde, Slobode i Odanosti državi (Cantril, 1938., 217–221.).

Propagandu su u Drugom svjetskom ratu koristili i britanski Ured za političko ratovanje, Ured za ratne informacije SAD-a (tuzemna *propaganda*), te Ured strateških usluga (OSS) prema zemljama sila Osovine (Roholl, 2012.).

Unutar SAD-a je britanska Organizacija za koordiniranje britanske sigurnosti aktivno radila protiv američkog izolacionizma za vrijeme Drugog svjetskog rata (Cull, 1995.).

Ovisno o prikazivanju izvora *propagandnih* aktivnosti (lažno, neutralno, istinito) razlikuju se crna, siva i bijela *propaganda*. Britanci su emitirali tzv. crnu *propagandu* kroz svoje radio postaje koje su se predstavljale kao njemačke, a njemačko Ministarstvo za prosvjetljenje i *propagandu* je koristilo engleske radijske programe kao “*Germany Calling*” kojeg je vodio britanski nacist William Joyce (Nowodworski, 2005.).

Razvojem filma kao medija propagandisti su dobili moćan alat za promociju političkih i vojnih interesa (Taylor, 2008.).

Za vrijeme hladnog rata države su filmovima, televizijskim i radio programima utjecale na svoje i građane drugih zemalja uključenih u hladni rat, kao i građane nezavisnih zemalja. Agencija za informacije SAD-a koristila je postaju *Voice of America* kao službenu vladinu postaju. Postaje *Radio Free Europe* i *Radio Liberty*, financirane od strane CIA-e, širile su tzv. sivu *propagandu* u istočnim zemljama i Sovjetskom savezu (Mikkonen, 2010., 243-257.).

Službena postaja SSSR-a Radio Moskva emitirala je tzv. bijelu *propagandu*, dok su *Radio Peace* i *Freedom* emitirali tzv. sivu *propagandu*. Obje strane su emitirale i tzv. crnu *propagandu* u doba najveće napetosti između SAD-a i SSSR-a (Puthenthara, 2012., 75).

Od početka rata u Vijetnamu američka država je puno koristila *propagandu*. CIA je operacijom “Prolaz u slobodu” htjela stvoriti dojam da stanovništvo spontano bježi iz Sjevernog u Južni Vijetnam. Sličnu *propagandu* provodili su i u Laosu (Kinzer, 2013., 195-197.).

CIA-ini lažni komunistički pamfleti su bili toliko uvjerljivi da su prevarili i neke Vijetnamce, a američki mediji objavljivali su je kao činjenicu. CIA je manipulirala čak i astrološkim izvještajima kako bi smanjila moral na sjeveru (Gravel, 1971., 573-583.).

Američka vlada je svakako htjela održavati sliku uspješnog američkog ratovanja, ali objava tzv. “Pentagonskih papira” i informacije o masakru u selu My Lai urušile su kredibilitet

administracije u očima javnosti. Do 1971. godine više od 70% američke populacije smatralo je da je rat u Vijetnamu bila užasna greška (Herring, 2001., 808.).

Edward Bernays je sudjelovao u velikim kampanjama promocije po SAD-u, nerijetko istovremeno propagirajući dijametralno suprotne stavove. Klasičan primjer je kampanja kojom je za duhansku industriju promovirao pušenje među ženama. Uz to je radio i na popularizaciji specifične mode i boja koje odgovaraju bojama pakiranja za cigarete. Uz to je propagirao i “*Female Empowerment*” pokret. Nešto kasnije je radio na brojnim kampanjama protiv pušenja za ASH (*Action on Smoking and Health*).

Ranih 1940-ih godina Bernays je vodio odnose s javnošću *United Fruit Company*. Promjenom vlasti pojavila se bojazan od nacionalizacije imovine kompanije u Gvatemali. Bernaysova medijska kampanja o rastućoj prijetnji od komunizma i pritisak na Kongres doveli su do toga da je CIA 1954. godine aktivno sudjelovala u puču u Gvatemali (Tye, 1998.).

Bernays je svojim manipuliranjem *propagandu* odveo u potpuno nove sfere, prema tzv. *astroturfingu*. Razlikovati lažno od pravog javnog mnijenja, što je bitna razlika između *astroturfinga* i *grassroots* kampanja, bilo je daleko lakše u vrijeme kad pojavni oblici *astroturfinga* nisu bili toliko sofisticirani kao danas. Razvoj interneta i društvenih mreža drastično je povećao doseg utjecaja svih vrsta *propagande*, pa i *astroturfinga*, na javno mnijenje. Golema koncentracija stanovnika pojedinih zemalja na društvenim mrežama, te slaba mogućnost provjere istinitosti različitih članaka i tvrdnji koje se mogu naći na društvenim medijima zainteresirala je države i vojne organizacije da unaprijede *astroturfing* kao sredstvo kojim bi ostvarili neke svoje ciljeve.

Masovno korištenje ovih alata bitna je karakteristika *propagande* 21. stoljeća. Ovisno o organizatoru kampanje, razlikuju se komercijalni, državni, politički i vojni *astroturfing*.

Države su uvidjele korist koju im *astroturfing* pruža kao sredstvo za stvaranje pozitivnih stavova i mišljenja svojih građana. To je dovelo do toga da su pojedine države oformile vlastite timove ljudi čija je glavna funkcija prepoznati negativne stavove i mišljenja na društvenim mrežama, te ih anulirati većom količinom pozitivnih mišljenja i stavova.

Do sličnog zaključka su došle i vojne organizacije. Iako vojne organizacije pretežno nisu zainteresirane za korištenje *astroturfinga* za utjecaj na vlastite građane, *astroturfing* se pokazao i kao odličan alat za manipuliranje građana drugih zemalja. Da bi se *astroturfing* što uspješnije koristio u ove svrhe, vojne organizacije su razvile softver koji pomaže u obavljanju *astroturferskih* aktivnosti, te otežava napore ciljane zemlje da uopće ustanovi i spriječi pokušaj *astroturfanja*.

Uz sve veću popularnost interneta kao sredstva komunikacije među ljudima, promijenili su se i oblici i načini rada *astroturfinga*. Pojavio se pojam *sockpuppet* koji označava lažne račune napravljene da osobi koja ih je napravila služe kao potpora u obavljanju različitih *astroturferskih* aktivnosti. Zbog osviještenosti javnosti, *sockpuppets* se rade da izgledaju što je uvjerljivije moguće. Detekciju *sockpuppets* otežava i priroda interneta kao anonimnog medija, zbog čega je *sockpuppet* računima gotovo nemoguće ući u trag.

Zbog porasta popularnosti *astroturfinga* u internet okruženju pojavio se i oblik plaćenog organiziranog *astroturfinga* od strane neke kompanije koja nudi uslugu plaćenog *astroturfinga* tzv. *crowdturfing*. Ovo podrazumijeva tvrtke koje se profesionalno bave *astroturfingom*, te *astroturfaju* po narudžbi klijenta. Zbog korištenja pravih osoba, a ne automatiziranih komada programskog koda, internet zajednica je izuzetno ranjiva na ovu vrstu *astroturfinga*.

Jedan od poznatijih starijih slučajeva političkog *astroturfinga* je slučaj Georgea W. Busha. Nakon terorističkog napada 11.9.2001. vlast u SAD-u htjela je drastično povećati kontrolu nad svojim građanima, što je izazvalo nezadovoljstvo javnosti. Predsjedniku Bushu trebala je potpora javnosti za donošenje kontroverznog *Patriot Acta* i uvođenje masovnog nadzora američkih građana, pojednostavljenje gonjenja, te omogućavanje CIA-i, FBI-u i drugim službama do tada nezapamćenog pristupa podacima. Bushev tim je stvorio lažni *grassroots* pokret preko *web* sjedišta u vlasništvu republikanske stranke. Krajnji cilj bio je zasuti medije, kongresmene i senatore mnoštvom mailova podrške politikama predsjednika Busha kako bi se okrenulo javno mnijenje u svoju korist. Pod krinkom spontanog domoljublja nastojalo se regrutirati čim više ljudi za to, a masovnost mailova omogućena je i kroz predpripremljene template datoteke s gotovim tekstovima. Budući da se korisnicima znatno olakšalo slanje *e-mailova*, oni bi odjednom poslali do 6 ili više poruka na različite adrese, ponekad i do 100 unutar 1 sata. Takva vrsta *astroturfinga* dovela je do

privida da je podrška Bushu puno veća nego što je uistinu bila. Ovo mu je znatno olakšalo donošenje kontroverznih zakona.

Klasičan primjer državnog *astroturfinga* je kineska “50 Cents Party” kampanja. Tijekom 2004. godine kineska državna ustanova angažirala je nezaposlene studente i državne službenike kao komentatore da na društvenim mrežama objavljuju postove kojima hvale funkcioniranje i postignuća kineske države i vladajuće partije i time se suprotstavljaju kritičkim mišljenjima. Takvi “forumashi” bili su plaćeni 50 centi po postu, po čemu je kampanja i dobila ime.

Komercijalni *astroturfing* koristile su velike duhanskoprerađivačke kompanije da bi pokušale spriječiti legitimne kampanje Australije i SAD-a da iz javnozdravstvenih razloga promoviraju informacije o štetnosti pušenja. Američka kampanja *Philip Morris* je trebala formirati frontu koja bi pomogla kompaniji da utječe na zakonodavca, ali i smanji novonastalu svijest pušača o opasnosti pušenja. Unajmljena tvrtka za odnose s javnošću je uz financiranje *Philip Morrisa* 1993. godine oformila *National Smokers Alliance*, odnosno Nacionalno udruženje pušača. Financiranje *Philip Morrisa* omogućilo je grupi da koristeći oglase, telemarketing, te slične strategije formalno okupi članstvo od oko 300.000 ljudi koji su nastojali objasniti ljudima da je zabrana pušenja diskriminacija pušača kojom se direktno ugrožavaju njihova ljudska prava. Članovi organizacije su korišteni za slanje protestnih pisama zakonodavcima koji su kreirali zakone protiv pušenja. Nepušači su prozvani antiamerikancima, te se pušače pozivalo da reagiraju na svaki pokušaj nepušača da smanje pušenje na radnim i ostalim javnim mjestima pozivajući se pri tome na osobne slobode.

U kolovozu 2010. godine organizacija *Alliance of Australian Retailers* lansirala je medijsku kampanju s ciljem borbe protiv novih australskih pravila za ambalažu cigareta. Koristili su letke i televizijske reklame da bi upozorili ljude na "opasnost takve ambalaže". Tvrđili su da predstavljaju vlasnike lokalnih trgovina, kafića i sličnih malih poduzetnika čije će poslovanje patiti zbog uvođenja novih pravila o ambalaži. U dokumentima koji su iscurili utvrđeno je da su milijunske iznose novca za kampanju dobili od različitih duhanskih kompanija (*Imperial Tobacco*, *British American Tobacco* i *Philip Morris*). Iako je *astroturfing* kampanja na kraju bila neuspješna, usporila je donošenje zakona o novoj ambalaži cigareta.

Vojni *astroturfing* je najtajniji, međutim poznato je da je američko zrakoplovstvo 2010. godine naručilo izradu softvera za upravljanje lažnim korisničkim identitetima, tzv. *sockpuppeting*. Zrakoplovstvo je zahtijevalo da jedna osoba ima mogućnost upravljanja s minimalno 10 dosljedno i detaljno složenih lažnih identiteta koji uključuju lažnu povijest, lažne osobne detalje, te da svaki lažni identitet ima prisutnost na internetu koja je konzistentna s kulturnim, tehničkim te geografskim karakteristikama lažnog identiteta (Polonijo, 2018.).

Razvoj interneta, odnosno informatičkih tehnologija općenito, omogućio je lažiranje komunikacije u toj mjeri da umjesto ljudi, poruke slažu automatizirani algoritmi – *botovi*.

Oni su napravljeni da bi automatizirali obavljanje jednostavnijih funkcija na internetu. Medijske kuće i druge tvrtke koriste *botove* za održavanje računa na društvenim mrežama, poruke obavijesti tipa “*breaking news*” i promocije novoobjavljenih materijala.

Botovi se mogu koristiti za lažno predstavljanje stvarnih korisnika na internetu zbog širenja lažnih informacija, sukladno tome za utjecanje na javno mnijenje. *Botovi* su se u praksi pokazali vrlo efikasni u širenju ekstremističkih stavova na društvenim mrežama, bilo njihovim objavljivanjem, *lajkanjem*, dijeljenjem, praćenjem tuđih objava baš kao što bi to činila stvarna osoba. Snaga *botova* u većini slučajeva je u njihovom broju, u mogućnosti da preplave internet i otežaju komunikaciju ili korištenje *web* stranica stvarnim korisnicima (Neudert, 2018.).

U 2017. godini Sjedinjene Američke Države su odlučile ukinuti Zakon o net neutralnosti. Kako bi lakše proveli tu odluku, Državna komunikacijska komisija napravila je internet anketu u kojoj su mogli sudjelovati svi američki građani i iskazati svoje mišljenje o poništavanju zakona. U periodu glasanja o tom zakonu Državna komunikacijska komisija je primila 22 milijuna komentara podrške za ukidanje, od kojih je veliki broj bio lažan ili napravljen korištenjem ukradenih identiteta građana. Neki od lažnih komentara su napravljeni jako primitivno, naizgled koristeći isti predložak uz neke promijenjene riječi kao što se može vidjeti na slici 1.

Slika 1. Prikaz rezultata analize komentara koji podržavaju poništavanje zakona

"In the matter of restoring Internet freedom. I'd like to recommend the commission to undo The Obama/Wheeler power grab to control Internet access. Americans, as opposed to Washington bureaucrats, deserve to enjoy the services they desire. The Obama/Wheeler power grab to control Internet access is a distortion of the open Internet. It ended a hands-off policy that worked exceptionally successfully for many years with bipartisan support.",

"Chairman Pai: With respect to Title 2 and net neutrality. I want to encourage the FCC to rescind Barack Obama's scheme to take over Internet access. Individual citizens, as opposed to Washington bureaucrats, should be able to select whichever services they desire. Barack Obama's scheme to take over Internet access is a corruption of net neutrality. It ended a free-market approach that performed remarkably smoothly for many years with bipartisan consensus.",

"FCC: My comments re: net neutrality regulations. I want to suggest the commission to overturn Obama's plan to take over the Internet. People like me, as opposed to so-called experts, should be free to buy whatever products they choose. Obama's plan to take over the Internet is a corruption of net neutrality. It broke a pro-consumer system that performed fabulously successfully for two decades with Republican and Democrat support.",

"Mr Pai: I'm very worried about restoring Internet freedom. I'd like to ask the FCC to overturn The Obama/Wheeler policy to regulate the Internet. Citizens, rather than the FCC, deserve to use whichever services we prefer. The Obama/Wheeler policy to regulate the Internet is a perversion of the open Internet. It disrupted a market-based approach that functioned very, very smoothly for decades with Republican and Democrat consensus.",

"FCC: In reference to net neutrality. I would like to suggest Chairman Pai to reverse Obama's scheme to control the web. Citizens, as opposed to Washington bureaucrats, should be empowered to buy whatever products they prefer. Obama's scheme to control the web is a betrayal of the open Internet. It undid a hands-off approach that functioned very, very successfully for decades with broad

Izvor: <https://hackernoon.com/more-than-a-million-pro-repeal-net-neutrality-comments-were-likely-faked-e9f0e3ed36a6> (9.9.2020)

Ipak, *botovi* postaju sve sofisticiraniji i uvjerljiviji. Harvardov istraživač Max Weiss u eksperimentu je iskoristio program za generiranje teksta da bi generirao 1.000 komentara kao odgovor na poziv američke vlade da građani daju svoje komentare na probleme za zakonima o zdravstvenom osiguranju (*Medicaid*). Svi komentari su bili unikatni uz malu količinu podudaranja i zvučali su kao stvarni ljudi koji daju podršku specifičnim dijelovima zakona. Max Weiss je kasnije identificirao generirane komentare i vlada ih je uklonila, ali Weiss je skrenuo pažnju na probleme koje bi u budućnosti slični pokušaji mogli predstavljati. Takvo generiranje teksta je toliko napredno da najčešće uspijeva prevariti ljude. Softver za generiranje teksta se već koristi za pisanje novinskih članaka, osobito lakših sportskih i financijskih izvještaja. Također se koristi i za generiranje lažnih vijesti koje se kasnije koriste i kao *propagandu* (Schneier, 2020.).

Uz ovako generirani tekst, i osobni asistenti kao npr. Amazonova *Alexa*, *Google Assistant* i Microsoftova *Cortana* postaju sve sofisticiraniji i sličniji stvarnim osobama, jer algoritmi sve bolje procesuiraju i simuliraju ljudski jezik. Za poboljšanje algoritma asistenata koriste se velike količine

jezičnih podataka zbog čega kompanije dozvoljavaju ljudima da koriste njihove servise i usluge, a u zamjenu kompanije dobivaju pristup korištenim podacima da bi mogli nastaviti raditi poboljšanja na algoritmima. Uz to većina kompanija daje svoje algoritme za procesuiranje jezika kao *open-source*, što znači da ih *developer*i mogu besplatno koristiti, ali kompanija profitira od poboljšanja na algoritmima od strane *developer*a.

U budućnosti je moguće da će *chatbot*ovi nalaziti i identificirati ranjive korisnike i pristupati im, te koristiti korisnikove podatke da bi širili *propagandu* (Neudert., 2018.).

3. Rudarenje podataka

U današnjem svijetu računalni sustavi svaki dan prikupljaju gotovo nezamislivu količinu podataka iz različitih izvora. Kako raste količina informacija, raste i shvaćanje da unutar te ogromne količine podataka postoje znanja ili informacije koje mogu biti korisne u poboljšavanju poslovanja. Zbog toga brojni sektori industrije promoviraju „podatkovizaciju“ društva: skupljanje i obradu sve više podataka, te razvoj pomoćnih programa kao što su aplikacijska programska sučelja (*Application program interface*, u daljnjem tekstu API) koja korisnicima omogućavaju lakši pristup velikim bazama podataka, a istovremeno štite podatke u bazama (O'Neil, 2014., 115).

Rudarenje podataka je široka disciplina računalne znanosti koja objašnjava kako se analizom podataka dobivaju nove informacije i kako se mogu transformirati u računalu razumljiv oblik za daljnje korištenje (Han, Kamber, Pei, 2012.).

Drugi naziv koji bolje opisuje svrhu i ulogu rudarenja podataka je otkrivanje znanja iz baza podataka (*Knowledge Discovery in Databases*, u daljnjem tekstu KDD) (O'Neil, 2014., 115).

Za potrebe analize i obrade može se na internetu kupiti ili pronaći besplatne kolekcije već očišćenih podataka ili se podatke može ručno skupiti. Kupovina već postojeće skupine može uštedjeti puno vremena, ali možda neće moći zadovoljiti sve potrebe analize. Ručno skupljeni podaci imaju prednost da su bolje prilagođeni potrebama analize. Iterativno programsko pretraživanje i izvlačenje teksta s interneta, tzv. *Web Crawling* je česta tehnika za brzo nalaženje teksta koji ispunjava neke specifične potrebe i kriterije analize. Također, rudarenje podataka daje i okvir pravila i uputa za izvlačenje informacija iz teksta. Obrade koje se mogu vršiti rudarenjem podataka mogu se karakterizirati kao deskriptivna i prediktivna obrada. Deskriptivna obrada služi karakterizaciji svojstva podataka u podacima koji se obrađuju. Prediktivna obrada vrši indukciju na sadašnjim dostupnim podacima i na temelju toga proizvodi predviđanja. Primjeri obrada su nalaženje uzorka, nalaženje korelacija, klasteriranje i detekcija anomalija (Han, Kamber, Pei, 2012.).

Primjer deskriptivne obrade je i obrada objava za javnost Islamske države obrađena od strane Pomorske mornaričke škole u SAD-u. Preuzeti podaci su obrađeni rudarenjem podataka, te

klasificirani u sedam klasa: *Admin, Attack, Celebrate, Defense, Euology, Recruitment* i *Strategic Communication*. Podacima su nadodane i geolokacijske oznake i vremenske oznake. Podaci su tako obrađeni s ciljem vizualizacije trendova (Friedlein, 2016.).

Prediktivna obrada bila bi da se pomoću tih podataka pokuša predvidjeti klasa buduće objave za javnost ili da se pokuša predvidjeti neki drugi dostupan podatak (geolokacijska oznaka, tekst u objavi ili vremenska oznaka).

3.1 Predprocesiranje

Fraza „smeće unutra, smeće van“ savršeno opisuje situaciju u kojoj golema količina nestrukturiranih podataka ili nisko kvalitetnih podataka rezultira loše klasificiranim podacima. Isto tako, visoko kvalitetni podaci koji nisu pravilno oblikovani za obradu mogu dovesti do toga da na kraju obrada rezultira „smećem“. Predprocesiranje je, znači, niz potrebnih koraka koji osiguravaju da podaci sadrže samo ono što je potrebno obradi.

Stopwords ili zaustavne riječi su riječi koje se smatraju neinformativnima, odnosno mogu ometi obradu bez poboljšavanja njenih rezultata. Primjeri takvih riječi su "a", "ako", "ali", "bi", "bih", "bila" (veznici, prijedlozi itd.). Isto tako, zaustavne riječi također mogu biti i primjeri „mikro podataka“ kao što su informacije o autoru, datumi i izvor nekog teksta. Neke od tih informacija mogu dovesti do toga da obrada dođe do nekog neželjenog zaključka, kao na primjer da model počne kao *propagandu* klasificirati tekst sa iste stranice jer je obrada klasificirala *propagandu* po autoru. *Filter Stopwords* uklanja zaustavne riječi definirane u ugrađenoj listi. Lista riječi je oblikovana po želji, također riječi nisu uvijek iste, ovisno o upotrebi riječi u tekstualnim dokumentima. Lista riječi pohranjena je lokalno u tekstualnom dokumentu na računalu.

Operator *Filter Stopwords* se treba oprezno koristiti zbog toga što, iako smanjuje šanse da se prikupe nebitni podaci, može odbaciti i korisne informacije. Dodatno, relativna frekvencija uobičajenih riječi može biti korisna za neke zadatke kao npr. detektiranje autorstva članka, s obzirom da pojedinci unikatno koriste neke riječi češće nego druge.

Također, povlačenje teksta s interneta treba navigirati različitim vrstama formatiranja. Ovo uključuje *Extensible Markup Language* (XML), *Hyper-text markup language* (HTML) i formatiranje koje ovisi o API-ju. U procesu treba isključiti i ova formatiranja jezika. Kako je trebalo odraditi odstranjivanje velike količine zaustavnih riječi, te je trebalo isključiti HTML i XML, obrada teksta nije napravljena pomoću *Filter Stopwords* operatera, nego su podaci ručno obrađeni. Nakon ove obrade je napravljena konverzija u vektore koristeći strojno učenje. Česta tehnika je da se uzme cijeli tekst i da ga se tretira kao *Bag of Words*, pomoću strojnog učenja se odstranjuju praznine, znakovi kao točke i zarezi, te znakovi koji ne pripadaju abecedi. Ova tehnika čuva „bogatstvo“ teksta, ali se gubi redosljed teksta i ostaje velika količina nekorisnih informacija. Rezultat obrade je vektor koji sadrži element koji predstavlja svaku riječ u tekstu (Wang, 2004.).

3.2 Obrada prirodnog jezika

Obrada prirodnog jezika (engl. *Natural Language Processing*, u daljnjem tekstu NLP) je pojam koji označava obradu teksta pomoću koje se govorni jezik (skup podataka u nestrukturiranom obliku) transformira u oblik koji računalo znatno lakše razumije i može puno lakše obrađivati. NLP obilježja mogu biti leksička, sintaktička i semantička.

Leksička obilježja uključuju veličinu vokabulara, učestalost pojavljivanja riječi (eng. *term frequency*), n-grame i oznake koje označavaju dijelove jezika.

N-grami su riječi koje se pojavljuju iza ili ispred neke specifične riječi. Koristeći idiom "Između stijene i tvrdog mjesta" kao primjer, jedan n-gram bi bile sve pojedinačne riječi bez riječi između. Bigrami bi uključivali "Između", "stijene", "stijene i", itd. Trigrami bi uključivali "Između stijene", "stijene i", i tako dalje.

Oznake koje označavaju dijelove govornog jezika (engl. *Part-of-Speech*, u daljnjem tekstu POS) odnose se na sintaktičku funkciju određenog pojma, poput imenice, zamjenice, pridjeva ili glagola kao što se vidi na slici 2.

Slika 2. POS sveučilišta Pennsylvania

Tag	Description	Example	Tag	Description	Example
CC	Coordin. Conjunction	<i>and, but, or</i>	SYM	Symbol	<i>+, %, &</i>
CD	Cardinal number	<i>one, two, three</i>	TO	"to"	<i>to</i>
DT	Determiner	<i>a, the</i>	UH	Interjection	<i>ah, oops</i>
EX	Existential 'there'	<i>there</i>	VB	Verb, base form	<i>eat</i>
FW	Foreign word	<i>mea culpa</i>	VBD	Verb, past tense	<i>ate</i>
IN	Preposition/sub-conj	<i>of, in, by</i>	VBG	Verb, gerund	<i>eating</i>
JJ	Adjective	<i>yellow</i>	VBN	Verb, past participle	<i>eaten</i>
JJR	Adj., comparative	<i>bigger</i>	VBP	Verb, non-3sg pres	<i>eat</i>
JJS	Adj., superlative	<i>wildest</i>	VBZ	Verb, 3sg pres	<i>eats</i>
LS	List item marker	<i>1, 2, One</i>	WDT	Wh-determiner	<i>which, that</i>
MD	Modal	<i>can, should</i>	WP	Wh-pronoun	<i>what, who</i>
NN	Noun, sing. or mass	<i>llama</i>	WP\$	Possessive wh-	<i>whose</i>
NNS	Noun, plural	<i>llamas</i>	WRB	Wh-adverb	<i>how, where</i>
NNP	Proper noun, singular	<i>IBM</i>	\$	Dollar sign	<i>\$</i>
NNPS	Proper noun, plural	<i>Carolinas</i>	#	Pound sign	<i>#</i>
PDT	Predeterminer	<i>all, both</i>	"	Left quote	<i>(' or ")</i>
POS	Possessive ending	<i>'s</i>	"	Right quote	<i>(' or ")</i>
PRP	Personal pronoun	<i>I, you, he</i>	(Left parenthesis	<i>([, (, { , <</i>
PRP\$	Possessive pronoun	<i>your, one's</i>)	Right parenthesis	<i>(,) , } , ></i>
RB	Adverb	<i>quickly, never</i>	,	Comma	<i>,</i>
RBR	Adverb, comparative	<i>faster</i>	.	Sentence-final punc	<i>(! ?)</i>
RBS	Adverb, superlative	<i>fastest</i>	:	Mid-sentence punc	<i>(; ... - -)</i>
RP	Particle	<i>up, off</i>			

Izvor: https://cocoxu.github.io/courses/5525_slides_spring17/11_part_of_speech_tagging.pdf

(5.9.2020)

Dijelovi govora bili su sastavni dio otkrivanja autorstva, jer su izvrstan pokazatelj osobnih sklonosti pisanju. Primjer osobnih karakteristika autora koja se može otkriti kod POS računa: tendencija upotrebe tri puta više pridjeva od imenica.

Sintaktička obilježja označavaju kako su riječi smještene u tekstu. Primjeri uključuju gramatičke navike, strukturu rečenice i razmještanje oznaka koje označavaju dijelove jezika. Sintaksa može biti indikator materinjeg jezika. Na primjer u arapskom jeziku postoje dvije vrste rečenica: verbalne i nominalne. Verbalne rečenice koriste poredak glagol-subjekt-objekt, dok nominalne koriste subjekt-predikat razmještaj. Problematika razmještaja je inspirirala korištenje oznaka za označavanje dijelova teksta, između ostalog da bi se razlikovalo prirodno govornika engleskog jezika i naučenog sekundarnog govornika koji se muči s prijevodom. Engleski jezik, hrvatski i mnogi drugi jezici koriste poredak subjekt-glagol-objekt.

Semantička obilježja se koriste da bi se karakteriziralo značenje teksta, koje može biti ili eksplicitno ili apstraktno. Eksplicitna semantička obilježja su same riječi. Na primjer, u mnogim kulturama Bliskog Istoka riječ džihad nije negativna. Međutim, uparen s riječima kao što su

„borba“ ili „kuffar“ (pogrdni naziv za nevjernike), smatra se indikativnim za selefijsko-džihadističku ideologiju (Habash, 2010.).

Ovi pristupi mogu pomoći u razlikovanju tekstova sličnih tema, ali suprotstavljenih stavova, koji se obično nazivaju analizom sentimenta. Na primjer, članak napisan o američkoj vojsci može imati negativne konotacije ako se napiše u kombinaciji tema koja uključuje riječi "birokracija", "napada" i "prekomjerna potrošnja"; i s pozitivnom konotacijom ako uključuje kombinaciju riječi „najbolji“, „prijateljstvo“ i „profesionalci“.

3.3 Strojno učenje

Strojno učenje (engl. *Machine Learning*, u daljnjem tekstu ML) je polje računalnih znanosti koje računalima omogućuje učenje i obradu bez izričite upute što i kako treba napraviti. Posebno je prilagođen *Big Data* podacima. Općenito, klasifikator se obučava na modelu, a zatim model klasificira testne podatke na uzorke naučene iz podataka za treniranje. ML može biti nadzirano, bez nadzora ili polunadzirano. U nadziranom učenju označeni su svi podaci, uključujući podatke o obuci. Nenadzirano se pojavljuje kada se računalu da neoznačene podatke, a izlaz je skup zaključaka o skrivenoj strukturi podataka. Klasteriranje je primjer nenadziranog učenja (Jurafsky, Martin, 2009.).

Popularni oblici strojnog učenja su:

- *Naive Bayes*
- Klasteriranje
- *Support Vector Machines*
- *Ensemble learning*
- Neuronske Mreže
- Duboko učenje

3.3.1 *Naive Bayes*

Naive Bayes je model uvjetne vjerojatnosti u kojem je određenoj klasi dodijeljena mogućnost vjerojatnosti nastajanja, s obzirom na određeno svojstvo. Ta se vjerojatnost može

utvrditi pomoću prethodne vjerojatnosti klase, vjerojatnosti da se značajka dogodi s obzirom na klasu i vjerojatnosti same značajke.

Ovaj pristup je dobio naziv prema pretpostavci da se za svaku značajku naivno pretpostavlja da je neovisna od drugih značajki, tako da se zajednička raspodjela vjerojatnosti klase može opisati kao funkcija vektora obilježja kako slijedi

Naive Bayes klasifikatori popularni su za klasifikaciju teksta, pri čemu je jedan tekst uobičajena podjela riječi. Kao takav, svaki element u vektoru izraza može se povezati s vjerojatnošću koja odgovara klasi. Na primjer, ako se termin „ekstremist“ pojavljuje u 4% svjetskih vijesti, 7% mišljenja koji je objavio New York Times, ali u 78% časopisa, to može biti važan klasifikacijski znak (Jurafsky, Martin, 2009.).

3.3.2 Klaster analiza

Klaster analiza ili klastering (engl. *Cluster analysis* ili *clustering*) je metoda pomoću koje se podaci dijele u niz smislenih podskupova (podklasa) koje se nazivaju klasteri. Klasteri su podskupovi sličnih podataka (objekata) koji su manje udaljeni jedan od drugoga, nego što su udaljeni od drugih objekata unutar i izvan klastera. Klastering se upotrebljava da bi se dobio uvid u distribuciju podataka unutar nekog skupa podataka ili se koristi kao faza predprocesiranja za neki drugi algoritam (Šuman, 2017., 83).

Popularne tehnike klasteringa uključuju *k-means*, hijerarhijsko klasteriranje i *DBSCAN*. U *k-means* klasteringu se unaprijed određuje broj klastera, nakon čega se nasumično određuje središnja vrijednost (centroid) za svaki klaster, a podaci (objekti) se grupiraju u klastere tako da se klasteru pridružuju podaci (objekti) sa najmanjom euklidskom udaljenošću od centroida klastera. *K-means* je popularna metoda zbog svoje jednostavnosti i učinkovitosti, ali ne djeluje uvijek dobro na klastere raznih veličina i gustoća.

U hijerarhijskom klasteringu svaki se podatak (objekt) u početku smatra vlastitim klasterom. Sa svakom novom iteracijom, klasteri se spajaju sa sljedećim najbližim klasterom ili na temelju kriterija pomoću kojeg se određuje kolika je minimalna udaljenost klastera. To obično rezultira strukturom nalik stablu, koja se naziva *dendrogram*. Hijerarhijski klastering se najčešće

koristi za izradu taksonomije. Međutim, pokazalo se da hijerarhijski klastering postiže dobre rezultate u odnosu na druge tehnike klasteringa i kad se koristi u druge vrste, a ne samo za stvaranje taksonomije. S druge strane, to je skup postupak koji ponekad generira irelevantne informacije, zbog čega zahtijeva fino ručno podešavanje parametara.

DBSCAN potječe iz klastera u područjima s najvećom gustoćom, a zatim se širi prema van (Tan, Steinbach, Kumar, 2005.).

DBSCAN je vrlo pogodan za analizu podataka vizualno očiglednih klastera ili klastera slične gustoće. U prošlosti se klasterizacija koristila za klasteriranje i klasificiranje dokumenata pronađenih u arapskom korpusu. Budući da je izrazito morfološki bogat, arapski izbjegava mnoge pristupe utemeljene na pravilima koji djeluju na germanske i romanske jezike. Kao sam oblik apstrakcije podataka, grupiranje se pokazalo otpornijim na morfologiju (Mesleh, 2008.).

3.3.3 Strojevi za podršku vektorima

Strojevi za podršku vektorima (engl. *Support Vector Machines*, u daljnjem tekstu SVM) su algoritmi klasifikacije koji uče hiperravnine kako bi najbolje odredili prostore visokih dimenzija. Različite su površine za odlučivanje dostupne, posebno uključujući linearne, polinomne i eksponencijalne funkcije. Kad se primjenjuju na modele učenja, ove se funkcije često nazivaju *kernel* funkcije. Hiperparametri klasifikatora podešeni su tako da uključuju što više podataka bez prekomjerne prilagodbe. *Kernel* funkcije se tradicionalno prikazuju kao preslikavanje nelinearnog prostora odlučivanja u uredno definiran prostor obilježja (Cortes, Vapnik, 1995., 273–297).

3.3.4 *Ensemble learning*

U *Ensemble learning* metodi se kombiniraju razne tehnike strojnog učenja kako bi se donijela odluka o jednoj klasifikaciji. Optimalnim kombiniranjem i uračunavanjem tehnika učenja na nižoj razini, kombinirani klasifikator može ublažiti slabosti svake tehnike i postići točnost veću od one pojedinih komponenata učenja (Cortes, Vapnik, 1995., 273–297).

3.3.5 Neuronske mreže

Umjetne neuronske mreže (engl. *Artificial neural networks*, u daljnjem tekstu ANN) danas su jedan od najpopularnijih algoritama strojnog učenja. S vremenom su se pokazale daleko preciznijim i bržim od drugih algoritama. Inspirirane su neuronskim mrežama mozga. Ljudski mozak sastoji se od velikog broja neurona povezanih sinapsama (Santos, Gatti, 2014., 69–78.).

Neuronom se zove i temeljni element arhitekture ANN-a, koji i funkcijski odgovara ljudskom neuronu jer na ulazne vrijednosti (*input*) koje dobiva primjenjuje tzv. aktivacijske funkcije da bi kreirao izlazne vrijednosti (*output*).

Aktivacijske funkcije koje se danas najviše koriste su *Step*, *Sigmoid*, *Tanh*, *ReLU* i *Leaky ReLU*.

Step funkcija je binarna, vrijednost $f(x)$ može biti 0 (za x manji od 0) ili 1 (za x koji je jednak ili veći od 0) što onemogućuje pristup postupne promjene.

Sigmoid (tzv. logistička funkcija) do neke mjere rješava problem linearnog pristupa, ali još uvijek ostavlja “sive zone” ulaznih vrijednosti u kojima velike promjene ulaznih vrijednosti dovode do malih promjena izlaznih vrijednosti (nestajući gradijent). Ukoliko se poveća broj slojeva mreže, ovaj problem postaje sve veći i dovodi do stagnacije strojnog učenja.

Tanh funkcija je reskalirana verzija Sigmoida s većim rasponom izlaznih vrijednosti, pa tako ima i bolju stopu učenja, ali i dalje ima problem nestajućeg gradijenta.

Funkcija **ReLU** bolja je od *Step* funkcije jer omogućuje višestruke odgovore, ne samo “da” ili “ne”. Najčešće je korištena aktivacijska funkcija zbog relativne jednostavnosti i dobrih rezultata. Može se definirati kao $f(x) = \max(0, x)$, pri čemu je za negativne ulazne vrijednosti funkcijska vrijednost 0, a za pozitivne vrijednosti x vrijednost $f(x)$ je upravo ta pozitivna vrijednost.

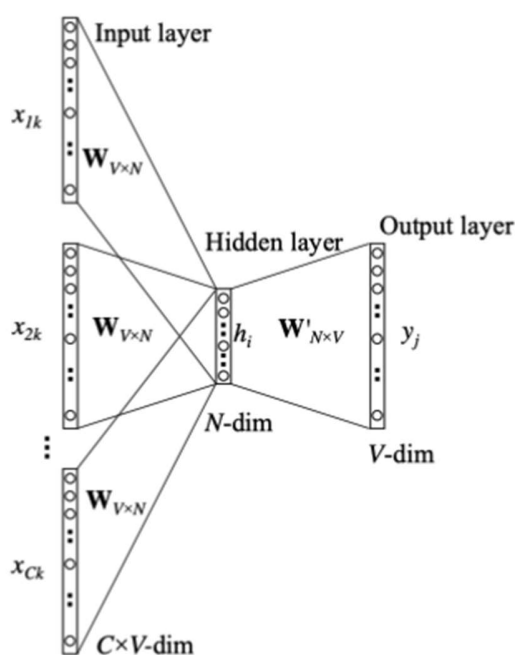
Tzv. **Leaky ReLU** funkcija se pri pozitivnim brojevima ponaša kao *ReLU*, ali za negativne vrijednosti nema stalni rezultat 0. Uvodi konstantu $a < 1$, pa aktivacijska funkcija glasi

$f(x)=\max(a*x,x)$. Teoretski ovo znači prednost što utjecaj na x pri svim vrijednostima može potpunije koristiti informaciju koju x sadrži.

Sloj (*layer*) mreže predstavlja skupinu neurona koji primaju ulaznu vrijednost procesiranu aktivacijskim funkcijama pridruženim neuronima i generiraju izlaznu vrijednost. Svaka neuronska mreža ima 1 sloj ulaza i 1 sloj izlaza, između kojih se nalazi određeni broj tzv. “skrivenih slojeva” čije se vrijednosti u procesu učenja ne prate, a kojima mogu biti pridružene različite aktivacijske funkcije. Izbor aktivacijske funkcije ovisi o problemu koji se rješava i tipu korištenih podataka (Nigam, 2018).

Word2vec je tehnika za procesiranje prirodnog jezika koja koristi *Continuous Bag of Words* (CBOW) ili *Skip-gram* plitku neuronsku mrežu da bi se stvorio *Word2vec* model koji razumije veze između riječi u danom tekstu (Zhang, 2019).

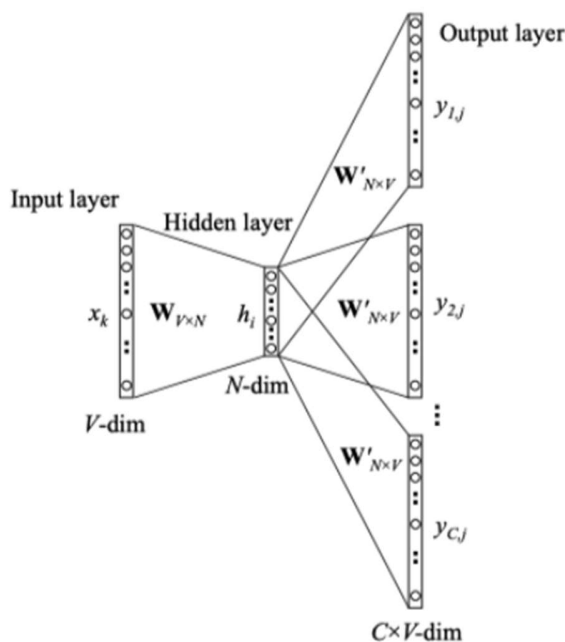
Slika 3. CBOW arhitektura modela



Izvor: <http://alexminnaar.com/2015/05/18/Word2vec-tutorial-continuousbow.html> (5.9.2020)

Bag of Words (BOW) se trenira tako da se algoritmu za učenje dodijeli tekst kojega algoritam pretvori u vektore, koji se onda koriste kako bi *Bag of Words* naučio prepoznati ciljanu riječ koja predstavlja vezu između najbližih susjednih riječi. Kao što se vidi na slici broj 3., CBOW dodatno analizira riječi koje nisu najbliži susjedi tako da se vektore koji predstavljaju riječi multiplicira toliko puta koliko ima susjednih riječi u tekstu. Nakon toga se rezultat multipliciranja dijeli sa sveukupnim brojem susjednih riječi. Ideja CBOW-a je da će vrijednosti koje se nalaze u skrivenom sloju CBOW neuronske mreže predstavljati srednju vrijednost ulaznog teksta iz čega će se dobiti točniji rezultat (Zhang, 2019.).

Slika 4. *Skip-gram* arhitektura modela



Izvor: <http://alexminnaar.com/2015/04/12/Word2vec-tutorial-skipgram.html> (5.9.2020)

Skip-gram tehnika treniranja modela je slična CBOW tehnici kao što se vidi na slici broj 4., ali umjesto da se riječi predviđaju temeljem susjednih riječi, pokušava se susjedne riječi predvidjeti na temelju riječi u tekstu. Ulazna vrijednost u *skip-gram* tehnici je vektor koji predstavlja riječ za koje se pokušava pronaći susjedne riječi. *Skip-gram* tehnikom se definira mogućnost da se riječ pojavi u kontekstu zajedno s danim vektorom ciljane riječi. Cilj *skip-grama* je maksimizirati prosječnu mogućnost pojave neke riječi u kontekstu s vektorom ciljane riječi ili minimizirati

moćnost da se irelevantna riječ pojavi u kontekstu s vektorom ciljane riječi. Ideja *skip-gram* tehnike je pronaći riječi koje su dobre za predviđanje susjednih riječi u tekstu. *Word2vec* tokom faze treniranja prolazi cijeli tekst nekoliko puta. Problematika koja se javlja kod treniranja *Word2vec* modela je da je vrijeme treniranja modela na specifičnoj riječi ekvivalentno frekvenciji njenog pojavljivanja u tekstu. Riječi koje se rjeđe pojavljuju u tekstu otežavaju treniranje (Zhang, 2019.).

Da bi riješili ovaj problem neravnoteže između čestih i rijetkih riječi, autori algoritma su predložili sljedeću metodu:

Slika 5. Word2vec Subsampling

$$P(w_i) = 1 - \sqrt{\frac{t}{f(w_i)}}$$

Izvor: <https://towardsdatascience.com/Word2vec-skip-gram-model-part-2-implementation-in-tf-7efdf6f58a27> (5.9.2020)

gdje je frekvencija riječi w_i $f(w_i)$ i t je izabrani prag (tipično 10^{-5}).

Za vrijeme predprocesiranja teksta u *Word2vecu* pokazalo se da je za uobičajene izraze koje se koriste u govoru ili tekstu bolje koristiti jedan *token* da predstavlja taj izraz, umjesto da se određuju individualni *tokeni* za pojedinačne riječi. Originalni autor je predstavio iduću metodu:

Slika 6. Algoritam za reprezentaciju riječi kao tokena

$$\text{score}(w_i, w_j) = \frac{\text{count}(w_i w_j) - \delta}{\text{count}(w_i) \times \text{count}(w_j)}$$

Izvor: <https://papers.nips.cc/paper/5021-distributed-representations-of-words-and-phrases-and-their-compositionality.pdf> (5.9.2020)

gdje je δ diskontirani koeficijent.

Ovaj se pristup uobičajeno koristi 2-4 puta na cijelom tekstu. Svaki će se put bigrami s rezultatom većim od izabranog praga iskoristiti za reprezentaciju fraza (Mikolov et al, 2013.).

Neovisno o korištenoj tehnici, *Word2vec* proizvodi kolekciju vektora od nekoliko stotina vektora, s time da je svakoj unikatnoj riječi u tekstu korištenom za treniranje dan odgovorajući vektor. Vektori su namješteni na taj način da su riječi koje imaju isti ili sličan kontekst u tekstu locirane jedna do druge.

3.3.6 Duboko učenje

Duboko učenje (engl. *Deep learning*) je dio šire grupe metoda strojnog učenja temeljenih na umjetnim neuronskim mrežama s reprezentativnim učenjem. Učenje može biti nadzirano, polunadzirano ili nenadzirano.

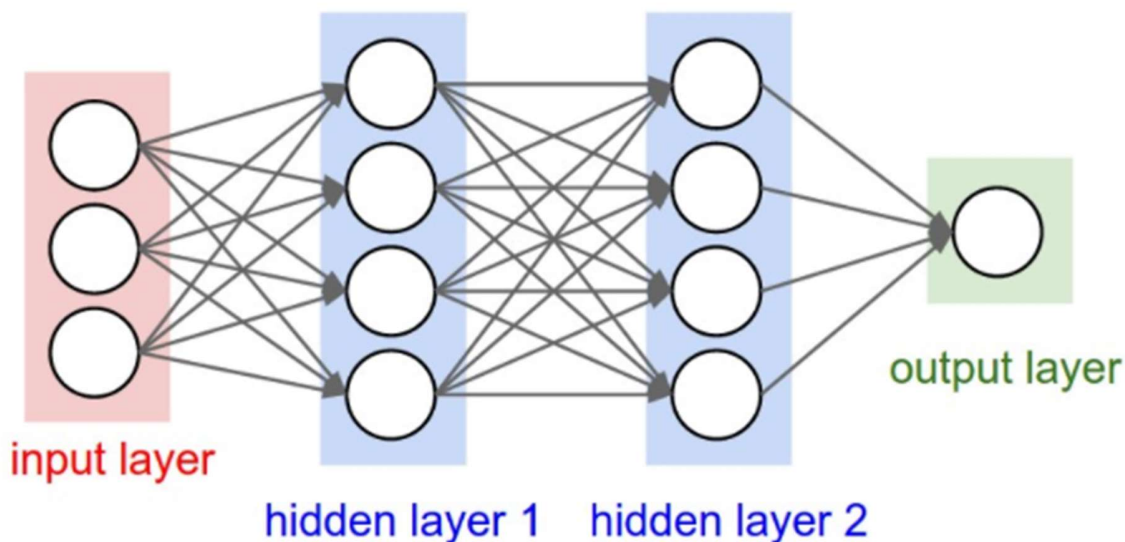
Arhitekture dubokog učenja poput dubokih neuronskih mreža, mreža dubokih vjerovanja, ponavljajućih neuronskih mreža i konvolucijskih neuronskih mreža primjenjuju se u područjima poput računalnog vida, strojnog vida, prepoznavanja govora, obrade prirodnog jezika, prepoznavanja zvuka, filtriranja društvenih mreža, strojnog prevođenja, bioinformatike, dizajna lijekova, medicinske analize slike, kontrole materijala i programa društvenih igara. Rezultati su usporedivi, a u nekim slučajevima kvalitetniji, od rezultata rada ljudskih stručnjaka.

Pridjev "duboko" u dubokom učenju dolazi od upotrebe većeg broja slojeva u neuronskoj mreži. Rani znanstveni radovi pokazali su da linearni perceptron ne može biti univerzalni klasifikator, dok s druge strane takva mreža s nepolinomskom funkcijom aktiviranja s jednim skrivenim slojem neograničene širine može biti univerzalni klasifikator. Duboko učenje moderna je varijacija koja uključuje neograničen broj slojeva ograničene veličine, omogućavajući praktičnu primjenu i optimalnu provedbu, zadržavajući teoretsku svestranost. U dubokom učenju slojevi također mogu biti heterogeni i značajno odstupati od biološki valjanih modela veze zbog svoje učinkovitosti, mogućnosti treninga i razumljivosti, pa otuda i "strukturni" dio.

Modeli dubokog učenja su, jednostavno rečeno, velike i duboke umjetne neuronske mreže. Neuronska mreža se može dobro predstaviti kroz sljedeću definiciju: ulazni sloj (engl. *Input layer*)

uzima signalne vektore; jedan ili više skrivenih slojeva (engl. *hidden layers*) obrađuje izlaze iz prethodnog sloja. Struktura neuronske mreže vidljiva je iz prikaza na slici broj 7.

Slika 7. Troslojna umjetna neuronska mreža

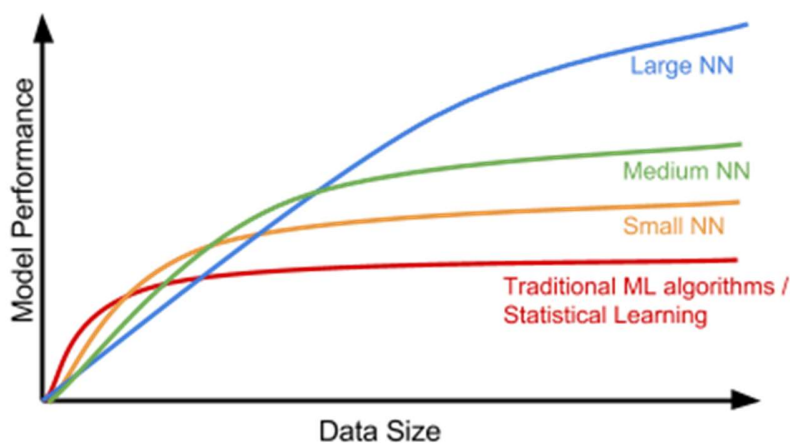


Izvor: <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/#conv> (5.9.2020)

Velika i duboka neuronska mreža ima mnogo više slojeva i mnogo više čvorova u svakom sloju, što eksponencijalno rezultira u drugim parametrima za fino podešavanje. Bez dovoljno podataka ne možemo učinkovito naučiti parametre. Bez moćnih računala učenje bi bilo presporo i nedovoljno.

Slika broj 8. prikazuje odnos između skale podataka i izvedbe modela, kao što je naveo Andrew Ng u svom govoru "Matice i vijci primjene dubokog učenja". Na malom skupu podataka tradicionalni algoritmi (Regresija, Slučajne šume, SVM, GBM, itd.) ili statističko učenje izvrsno rade, ali sa znatnijim povećanjem količine podataka, velika neuronska mreža nadmašuje ostale. Razlog je djelomično u tome što, u usporedbi s tradicionalnim modelom ML, model neuronske mreže ima mnogo više parametara i ima sposobnost učenja složenih nelinearnih obrazaca. Slijedom toga, očekuje se da će model sam izabrati najkorisnije funkcije bez previše iskustva u inženjerstvu ručnih funkcija.

Slika 8. Ljestvica podataka ovisno o izvedbi modela



Izvor: <https://lilianweng.github.io/lil-log/2017/06/21/an-overview-of-deep-learning.html>

(5.9.2020)

Postoji više klasičnih modela dubokog učenja. U daljnjem pregledu opisuju se neki od njih. Duboka neuronska mreža (engl. *Deep Neural Networks*, u daljnjem tekstu DNN) je ANN sa više slojeva između ulaznog i izlaznog sloja. DNN pronalazi najprimjenjivije matematičke algoritme za pretvaranje ulaza u izlaz, bez obzira radi li se o linearnom ili nelinearnom odnosu. Mreža prolazi slojevima koji izračunavaju vjerojatnost svakog izlaza. Na primjer, DNN koji je osposobljen za prepoznavanje pasmina pasa preći će zadanu sliku i izračunati vjerojatnost da je pas na slici određene pasmine. Bilo koja matematička manipulacija sama po sebi tretira se kao sloj, a kako složeni DNN-ovi imaju više slojeva, otuda i naziv "duboke" mreže.

DNN mogu modelirati složene nelinearne odnose. DNN arhitekture generiraju kompozicijske modele u kojima se objekt izražava kao primitivna slojevita kompozicija. Dodatni slojevi omogućuju sastavljanje objekata iz nižih slojeva, potencijalno modelirajući složene podatke s manje jedinica od slične plitke mreže.

Dubinske arhitekture sadrže mnogo varijacija nekoliko osnovnih pristupa. Svaka od ovih arhitektura bila je uspješna u određenim područjima. Nije uvijek moguće usporediti izvedbu višestrukih arhitektura ako nisu procijenjene na istim skupovima podataka.

DNN su obično mreže za prosljeđivanje gdje podaci teku od ulaznog sloja do izlaznog sloja bez povratne petlje. Prvo, DNN stvara mapu virtualnih neurona i dodjeljuje slučajne numeričke vrijednosti ili "težine" (u daljnjem tekstu *weight*) vezama između njih. Ponderi i ulazi se množe i vraćaju izlaznu vrijednost između 0 i 1. Ako mreža ne prepozna točan obrazac, algoritam prilagođava *weight*. Na taj način, algoritam može učiniti određene parametre utjecajnijima sve dok ne utvrdi najbolje matematičke algoritme za potpunu obradu podataka.

U strojnom učenju tzv. mreža dubokih vjerovanja (engl. *Deep Belief Network*, u daljnjem tekstu DBN) predstavlja generativni grafički model ili klasu duboke neuronske mreže. Sastavljena je od mnogih slojeva skrivenih varijabli ("skrivenne jedinice"), s vezama između slojeva, ali ne i između jedinica unutar svakog sloja.

Kad se obuču na nizu primjera bez nadzora, DBN može naučiti vjerojatnosno rekonstruirati svoje ulaze. Slojevi tada djeluju kao detektori značajki. Nakon ove faze učenja, DBN se može dalje nadzirati obukom za klasifikaciju.

DBN-ovi se mogu promatrati kao sustav jednostavnih mreža bez nadzora kao npr. Boltzmannovi ograničeni strojevi (engl. *Restricted Boltzmann Machines*, u daljnjem tekstu RBM) ili *Autoencoders*, gdje skriveni sloj svake podmreže služi kao vidljivi sloj sljedećem sloju. RBM je neusmjereni, generativni model zasnovan na energiji s "vidljivim" ulaznim slojem i skrivenim slojem, te vezama između slojeva, ali ne i unutar njih. Ovaj sustav dovodi do brze rutine treninga bez slojeva bez nadzora, gdje se kontrastna divergencija redom primjenjuje na svaku podmrežu, počevši od "najnižeg" para slojeva (najniži vidljivi sloj je komplet za trening).

Sveukupno postoji veliki broj atraktivnih implementacija DBN-a u stvarnim životnim aplikacijama i scenarijima (npr. elektroencefalografija, otkrivanje lijekova).

U dubokom učenju konvolucijska neuronska mreža (engl. *Convolutional neural network*, u daljnjem tekstu CNN) je klasa dubokih neuronskih mreža koja se najčešće koristi za analizu slika (kompjuterski vid). Primjenjuju se u prepoznavanju slika i video zapisa, sustavima preporuka, klasifikaciji slika, medicinskoj analizi slika, obradi prirodnog jezika i financijskim vremenskim serijama.

CNN su standardizirane verzije višeslojnih *perceptrona*. *Perceptron* je algoritam za nadzirano učenje binarnih klasifikatora. Binarni klasifikatori odlučuju pripada li ulaz, koji je obično predstavljen nizom vektora, određenoj klasi. Ukratko, *perceptron* je jednoslojna neuronska mreža. Višeslojni *perceptroni* obično su potpuno međusobno povezane mreže, tj. svaki je neuron u jednom sloju povezan sa svim neuronima u sljedećem. Potpuno međusobno povezivanje unutar ove mreže čini je sklonom suvišnosti podataka.

Konvolucijske mreže nadahnute su biološkim procesima jer obrazac povezanosti između neurona slični strukturi vidnog korteksa. Pojedinačni kortikalni neuroni reagiraju na podražaje samo u ograničenom području vidnog polja poznatog kao limfno polje. Apsorpcijska polja različitih neurona djelomično se preklapaju tako da pokrivaju cijelo vidno polje.

Kao aktivacijsku funkciju CNN koristi konvoluciju i *pooling*. *Pooling* je proces odlučivanja zasnovan na uzorkovanju (maksimalna ili minimalna vrijednost u izabranom području). Skriveni slojevi CNN-a sadrže konvolucijske, *pooling* slojeve, potpuno povezane slojeve (svaki neuron jednog sloja vezan je sa svakim neuronom drugog sloja) i normalizacijske slojeve.

Konvolucija je ovdje matematički pojam koji se odnosi na operaciju između dvije matrice. Konvolucija podrazumijeva dvostruki ulaz (na ulaznu sliku primjenjuje se čvrsta mala matrica zvana *filter* ili *kernel* za prepoznavanje osobitosti) da bi proizvela treći – izlaz. Kako se *kernel* pomiče nad matricom predstavljanja ulazne slike, izračunava osnovno množenje vrijednosti u matrici *kernela* i vrijednosti izvorne slike. Posebno dizajnirani *kerneli* mogu obrađivati slike u svrhe kao što su zamučivanje, izoštravanje, otkrivanje rubova brže i učinkovitije.

U usporedbi s drugim algoritmima za klasifikaciju slika, CNN koristi relativno malo prethodne obrade. To znači da mreža uči *filtere* koji su ručno razvijeni u tradicionalnim algoritmima. Ova neovisnost od predznanja i ljudskog napora u dizajniranju predmeta glavna je prednost.

Rekurzivna neuronska mreža (engl. *Recursive neural network*, u daljnjem tekstu RNN) je umjetna neuronska mreža u kojoj veze između čvorova čini usmjereni graf duž vremenskog slijeda. Ulazna vrijednost se sastoji od podatka koje treba analizirati i rezultata prethodnog izračuna koji

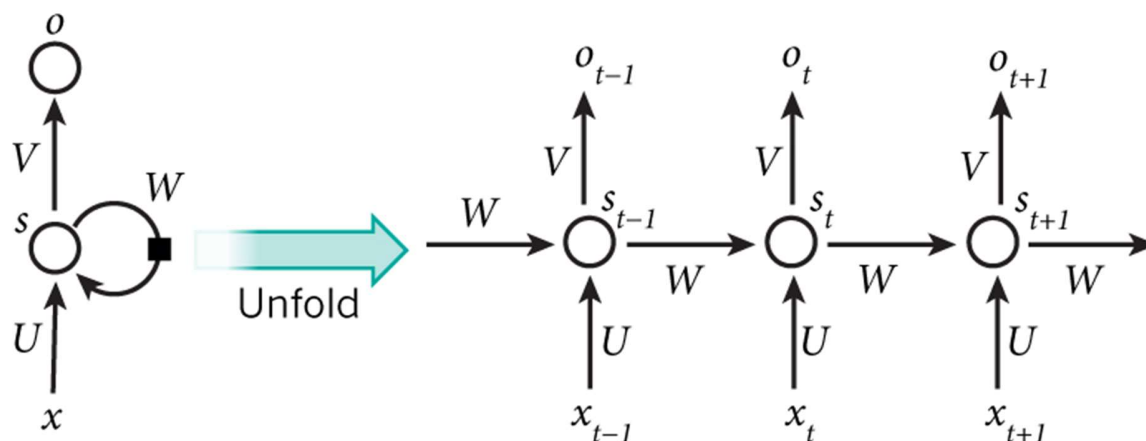
je dobiven kroz petlju (Nigam, 2018). RNN mreže mogu koristiti svoje unutarnje stanje (memoriju) za obradu niza ulaza promjenjive duljine. Zahvaljujući tome RNN se obično koristi za procesiranje prirodnog teksta i kreiranje predviđanja temeljem prethodnih izračuna (uspješno postizanje efekta pamćenja). To ih čini pogodnima za zadatke poput nesegmentiranog, kombiniranog prepoznavanja rukopisa i prepoznavanja govora.

Pojam RNN koristi se bez iznimke za dvije široke klase mreža sa sličnom ukupnom strukturom, od kojih je jedna konačni impuls, a druga beskonačni impuls. Obje klase mreža pokazuju vremensko dinamičko ponašanje, konačne pulsne rekurzivne mreže i beskonačne pulsne rekurzivne mreže mogu imati dodatna stanja upisa, a snimanje može izravno kontrolirati neuronska mreža. Memorija se također može zamijeniti drugom mrežom ili grafom ako sadrži vremenska kašnjenja ili ako ima povratne petlje. Takva kontrolirana stanja nazivaju se zatvorenim stanjem ili zarobljenom memorijom, a dio su mreže kratkoročne memorije (engl. *Long short-term memory*, u daljnjem tekstu LSTM). To se naziva i neuronskom mrežom s povratnim informacijama (engl. *Feedback Neural Network*).

Model sekvence obično je dizajniran za pretvaranje ulazne sekvence u izlaznu sekvencu koja živi u drugoj domeni. Obnovljiva neuronska mreža, ukratko RNN, prikladna je za tu svrhu i pokazala je ogromno poboljšanje u pitanjima kao što su prepoznavanje rukopisa, prepoznavanje govora i strojno prevođenje.

RNN model neuronske mreže ima sposobnost obrade dugih sekvencijalnih podataka i bavljenja zadacima u kontekstu koji je vremenski raspoređen. Ovaj model obrađuje jedan element u nizu u jednom vremenskom koraku. Nakon izvođenja izračuna, novo ažurirano stanje jedinice prosljeđuje se na sljedeći vremenski korak kako bi se olakšalo računanje sljedećeg elementa. Na primjer, RNN model čita sve članke Wikipedije znak po znak, a zatim može predvidjeti sljedeće riječi u kontekstu, kako se može vidjeti na slici broj 9.

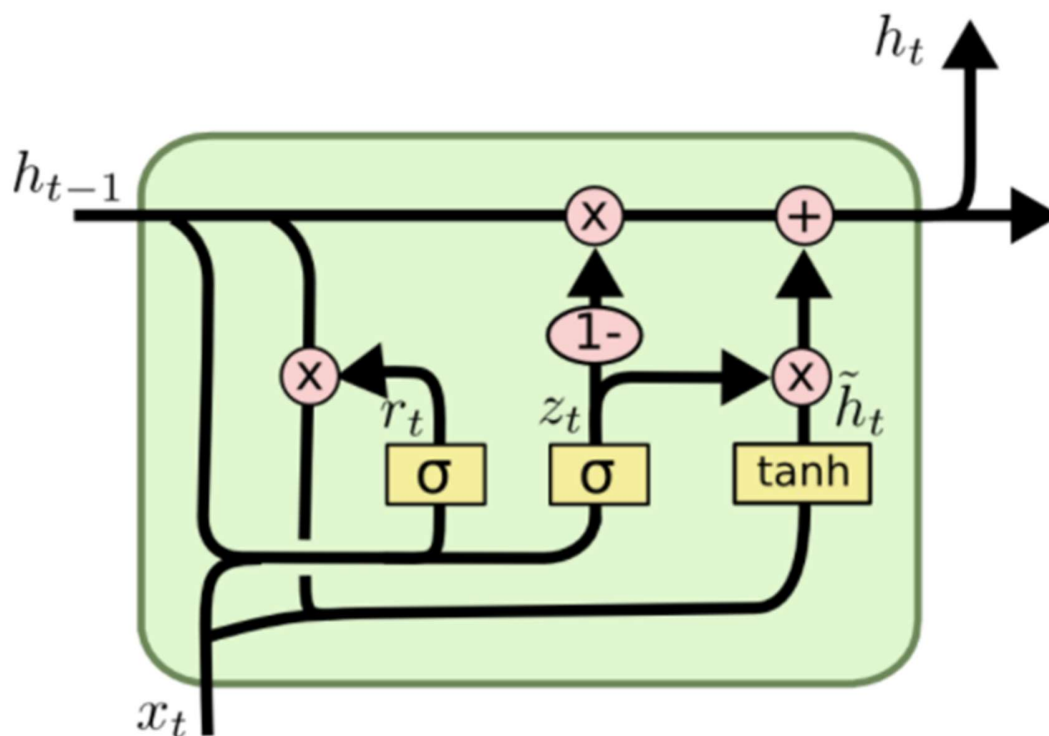
Slika 9. Ponavljanje neuronske mreže s jednom skrivenom jedinicom (lijevo) i njezin razvoj tijekom vremena (desno)



Izvor: <https://www.experfy.com/blog/top-ai-algorithms-for-healthcare/> (5.9.2020)

Međutim, jednostavni perceptronski neuroni koji linearno povezuju trenutni ulazni element s prethodnim jedinicama mogu lako izgubiti dugotrajne veze. Na primjer, rečenica počinje s "Marko radi u ...", a zatim se u cijelom odlomku želi ispravno započeti sljedeću rečenicu zamjenicom "On". Ako model zaboravi ime lika "Marko", neće se moći znati na koga se referira. Da bi riješili taj problem, znanstvenici su stvorili poseban neuron s puno složenijom unutarnjom strukturom za pamćenje dugoročnog konteksta, nazvan LSTM. On zna koliko dugo bi trebao pamtit stare informacije, kada zaboraviti, kada upotrijebiti nove podatke i kako povezati staru memoriju s novim unosom. Struktura je prikazana na slici broj 10.

Slika 10. LSTM struktura stanica



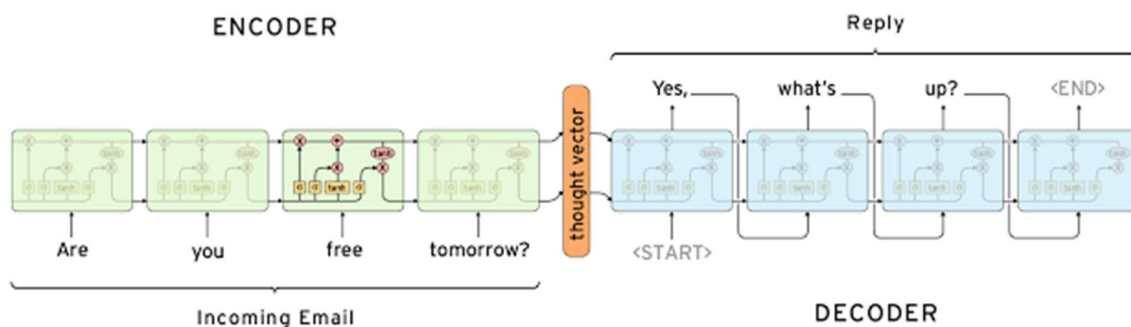
Izvor: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (5.9.2020)

Da bi prikazao mogućnosti RNN-a, Andrej Karpathy je izgradio jezični model zasnovan na znakovima koristeći RNN s LSTM ćelijama. Bez prethodnog poznavanja engleskog rječnika, ovaj bi model mogao naučiti odnos između znakova kako bi oblikovao riječi, a zatim i odnos između riječi kako bi oblikovao rečenice. Mogao je postići pristojne rezultate čak i bez ogromne količine podataka za treniranje.

Model slijed-posljedica proširena je inačica RNN-a, ali njegovo je područje primjene osobito zanimljivo. Poput RNN-a, model sekvenciranja radi na podacima o sekvencama, ali se posebno koristi za stvaranje *chatbotova* ili osobnih asistenata koji generiraju smislene odgovore na ulazna pitanja. Model sekvence-sekvence sastoji se od dva RNN-a, *encodera* i *decodera*. *Encoder*

uzima kontekstualne informacije iz ulaznih riječi, a zatim ih prosljeđuje na stranu *decodera* s "vektorom konteksta" (ili "vektorom misli", kao što je prikazano na slici 11). U konačnici *decoder* koristeći kontekstni vektor generira točne odgovore.

Slika 11. Sekvencijalni model za sekvencijalno generiranje automatskih odgovora na Gmail



Izvor: <https://ai.googleblog.com/2015/11/computer-respond-to-this-email.html> (5.9.2020)

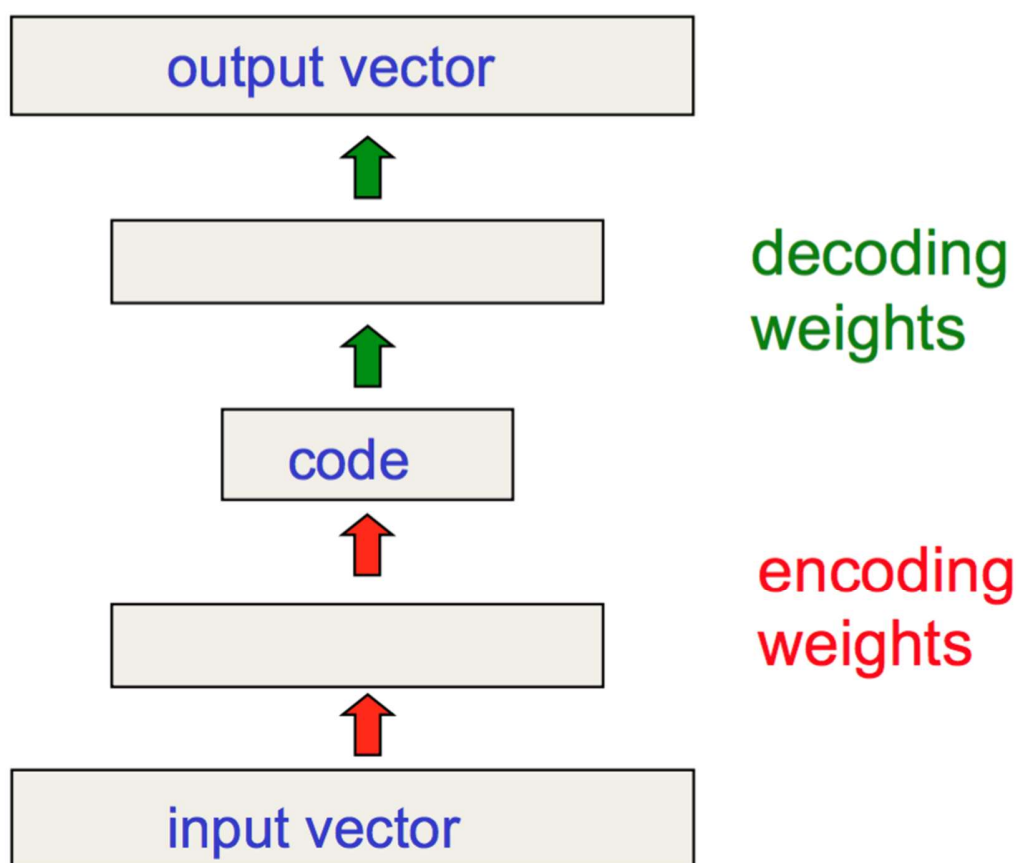
Autoencoder ili automatski koder je vrsta umjetne neuronske mreže koja se koristi za učenje učinkovitog kodiranja podataka na nenadzirani način. Svrha automatskog kodera je naučiti predstavljanje (kodiranje) skupa podataka, obično za dimenzionalno smanjenje, trenirajući mrežu da ignorira signal "šuma". S redukcijske strane uči se rekonstruirajuća strana gdje *autoencoder* pokušava generirati iz reduciranog kodiranja prikaz što je moguće bliži izvornom ulazu. U osnovnom modelu postoji nekoliko varijanti kojima je cilj forsirati naučene prikaze ulaza da poprime korisna svojstva. Primjeri su standardizirani *autoencoderi* (*Sparse*, *Denoising*, *Contractive*) koji su se pokazali uspješnima u učenju prikaza za uzastopne klasifikacijske zadatke, i *Variational autoencoderi*, s najnovijim primjenama kao generativni modeli. *Autoencoderi* se učinkovito koriste za rješavanje mnogih primijenjenih problema, od prepoznavanja lica do razumijevanja semantičkog značenja riječi.

Za razliku od prethodnih modela, *autoencoderi* su dizajnirani za učenje bez nadzora. Dizajnirani su za učenje nisko-dimenzionalnog prikaza visoko-dimenzionalnog skupa podataka, slično analizi glavnih komponenata (engl. *Principal Component Analysis*, u daljnjem tekstu PCA).

Model *autoencodera* pokušava naučiti funkciju aproksimacije $f(x) \approx x$ za reprezentaciju ulaznih podataka.

Ograničen je slojem uskog grla u središtu s vrlo malim brojem čvorova kao što se vidi na slici 12. S ograničenim kapacitetom, model je prisiljen proizvesti vrlo učinkovito kodiranje podataka, što je u osnovi nisko-dimenzionalni naučeni kod.

Slika 12. Model autokodera ima sloj uskog grla sa samo nekoliko neurona



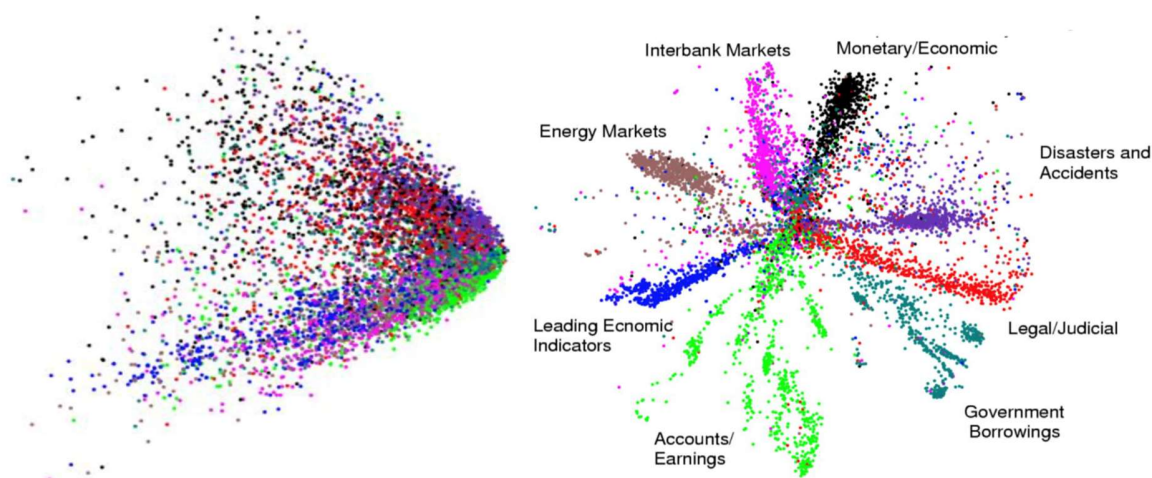
Izvor: <https://lilianweng.github.io/lil-log/2017/06/21/an-overview-of-deep-learning.html>

(5.9.2020)

Hinton i Salakhutdinov koristili su automatske kodere za komprimiranje dokumenata o raznim temama. Kao što je prikazano na slici 13, kada su i PCA i *autoencoder* korišteni za

smanjivanje dokumenata na dvije dimenzije, *autoencoder* je pokazao puno bolje rezultate. Uz pomoć *autoencodera* može se izvršiti učinkovitu kompresiju podataka za ubrzanje pristupa informacijama, uključujući dokumente i slike.

Slika 13. Izlazi PCA (lijevo) i *autoencoder* (desno) kada oba pokušaju komprimirati dokumente u dva broja



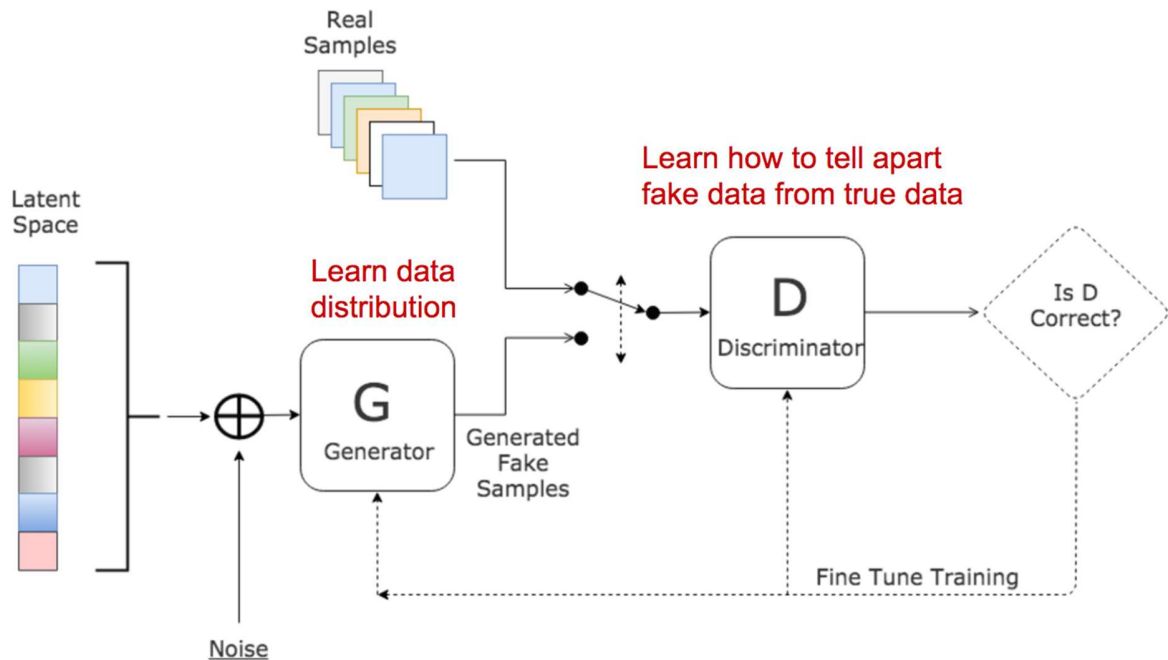
Izvor: <https://www.commonlounge.com/discussion/1750746ad3ab43a2ae1fe6cee7ad9267>

(5.9.2020)

Generative Adversarial Network (u daljnjem tekstu GAN) je klasa modela za strojno učenje koju su stvorili Ian Goodfellow i njegovi kolege 2014. godine. Dvije se neuronske mreže međusobno natječu u igri (u obliku igre s nulnim zbrojem, gdje je dobit jednog agenta gubitak drugog).

S obzirom na set treninga, ova tehnika uči generirati nove podatke s istim statistikama kao i set treninga. Na primjer, GAN koji je obučen za fotografije može generirati nove fotografije koje izgledaju barem površno vjerodostojne za ljudske promatrače i imaju mnoge realne značajke. Iako je izvorno predložen kao oblik generativnog modela za učenje bez nadzora, GAN-ovi su se također pokazali korisnima u polunadziranom učenju, nadziranom učenju i pojačanom učenju.

Slika 14. Arhitektura *Generative Adversarial Networka*



Izvor: <http://www.kdnuggets.com/2017/01/generative-adversarial-networks-hot-topic-machine-learning.html> (5.9.2020)

GAN se sastoji od dva neovisna modela: generatora i diskriminatora kao što se vidi na slici 14. Generator stvara lažne slike i šalje izlaz na model diskriminatora. Diskriminator djeluje poput suca jer je optimiziran za prepoznavanje stvarnih i lažnih fotografija. Generatora pokušava zavarati diskriminator, dok sudac pokušava biti prevaren. Ova zanimljiva igra s nultim zbrojem omogućuje modelu nenadzirano učenje. (Deng, Liu, 2018.)

3.4 Evaluacijske metrike

Postoji nekoliko vrsta evaluacijskih metrika.

Preciznost predstavlja broj točno predviđenih vrijednosti (istinski pozitivni podaci), od svih predviđenih vrijednosti (istinski pozitivne i lažno pozitivne vrijednosti).

$$\text{Precision} = \frac{tp}{tp + fp}$$

Recall (odziv) predstavlja broj točno predviđenih vrijednosti za pojedinu klasu, od svih vrijednosti koje su predviđene za tu klasu (istinski pozitivne i lažno negativne vrijednosti)

$$\text{Recall} = \frac{tp}{tp + fn}$$

F-score predstavlja harmonijsku sredinu preciznosti i recall parametra.

$$\text{F - score} = 2 * \frac{\textit{Precision} * \textit{Recall}}{\textit{Precision} + \textit{Recall}}$$

Accuracy predstavlja postotak svih točno predviđenih vrijednosti u odnosu na sve vrijednosti.

$$\text{Accuracy} = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn}$$

Receiver Operating Characteristic (ROC): Grafikoni koji prikazuju izvedbu klasifikatora crtanjem istinite pozitivne stope (TPR) naspram lažne pozitivne stope (FPR).

4. Izrada modela za detektiranje *propagande* u tekstu

Model je napravljen pomoću *RapidMiner* programskog alata koji se može preuzeti sa <https://rapidminer.com/>. Podaci su prikupljeni pomoću *diffbot* web aplikacije koja se nalazi na <https://www.diffbot.com/>. *Diffbot* je web aplikacija za izvlačenje teksta sa *web* stranica. Podaci se sastoje od dva dijela. *Propagandni* podaci se sastoje od engleskog teksta sa *web* stranica <http://www.xinhuanet.com/english/> i <https://www.cgtn.com/>. *Nepropagandni* dio teksta se sastoji od teksta sa <https://www.reuters.com/> i <https://thehill.com/>. Kriterij za izbor *propagandnog* teksta je bilo da novine ili *web* portale posjeduje država, jer su države, kako je viđeno u kronologiji *propagande*, najčešći iako ne i jedini krajnji širitelji *propagande*. Kod *nepropagandnog* teksta posebna pažnja posvećena je tome da odabrani mediji budu što neutralniji, te da koriste što manje “emocionalnog jezika”. Kao pomoć pri odabiru *web* stranica za *nepropagandni* tekst korištene su stranice <https://mediabiasfactcheck.com/> i <https://www.allsides.com/media-bias/media-bias-ratings>. Teza autora je da se *propaganda* sastoji najviše od “emocionalnog jezika” koji služi da bi se lakše nagovorilo čitatelja na preuzimanje stavova koje promovira propagandist za izvršavanje nekog svog cilja, te da *propaganda*, uz iznimke, najviše dolazi od strane država.

CGTN je međunarodni novinski kanal na engleskom jeziku baziran u Pekingu kojega kontrolira Kineska središnja televizija, odnosno državno kontrolirani komunikator. CGTN se fokusira na izvankinesko tržište, te su aktivni u više od 100 zemalja (Cook, 2019.).

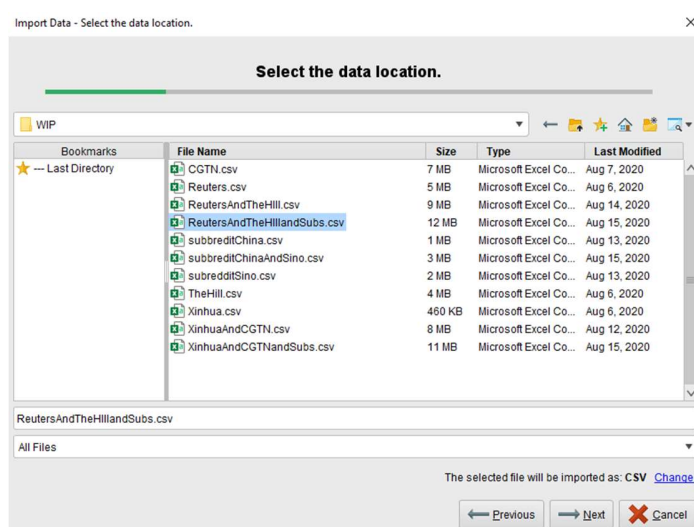
Xinhua novinska agencija je službena, od države kontrolirana novinska agencija. Xinhua je najveća i najutjecajnija medijska organizacija u Kini, kao i najveća agencija na svijetu po broju novinara koji pišu za nju. Xinhua je institucija na razini ministarstva i najviši je državni medijski organ (*Reporters without borders*, 2005). Predsjednik Xinhue je član središnjeg komiteta Komunističke partije Kine, najvišeg upravljačkog tijela kineske komunističke partije (Yamei, 2017.).

Nepropagandni tekst je izabran po kriteriju što veće neutralnosti s obzirom na političku orijentaciju i korištenje što manje emocionalnog jezika. Tekstovi su izabrani tako da kategorije tema budu što točnije, pa se kategorije teksta dijele na *world*, *business*, *politics*. Izabrani tekst je

predprocesiran tako što su odstranjene rečenice s nepoznatim ili stranim slovima, maknuti su znakovi i ispravljene su neispravne riječi.

Učitavanje podataka u *RapidMiner* započinje pritiskom na gumb “*Import Data*”, nakon čega se izabire koji csv će se učitati kao što se vidi na slici 15.

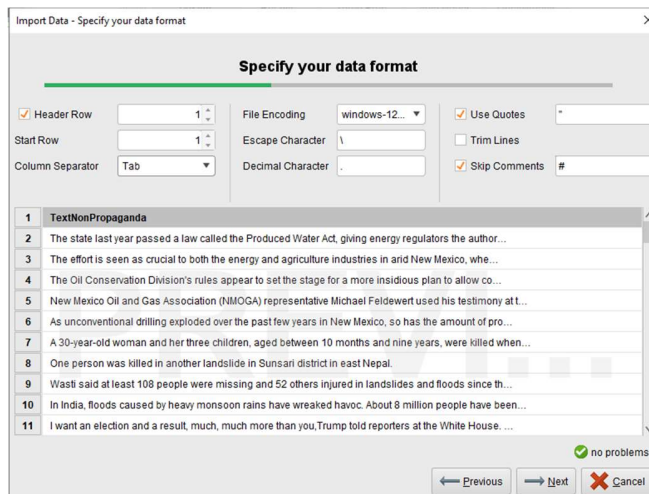
Slika 15. Uvoz podataka u Rapidminer – Izbor datoteke za uvoz



Izvor: Obrada autora

Nakon pritiska na gumb *Next* otvara se dio postavki koje određuju format podataka nakon učitavanja kao što se vidi na slici 16. Sve postavke su stavljene na početne postavke, osim separatora stupaca koji je postavljen da koristi tab kako bi se odvojio tekst koji čini svaki redak u podacima. Druge moguće postavke separatora su zarez, točka zarez, razmak i algoritam koji određuje gdje se odvaja tekst koji čini svaki redak. Postupak se nastavlja pritiskom na gumb *Next*.

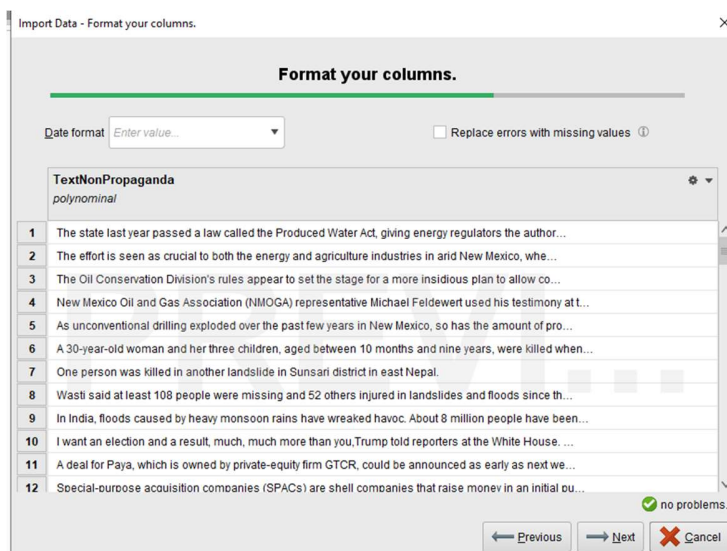
Slika 16. Uvoz podataka u *RapidMiner* – konfiguriranje formata podataka



Izvor: Obrada autora

Prozor za formatiranje stupaca, kao što se vidi na slici 17., služi tome da se u stupcu promijeni vrsta podataka koja se u stupcu nalazi (*polynomial*, *binominal*, *real*, *integer*, *date*, *time*, *date_time*), da se promijeni ime stupca, da se promijeni uloga stupca (*label*, *id* ili *weight*) ili da se pojedini stupac isključi iz učitanih podataka.

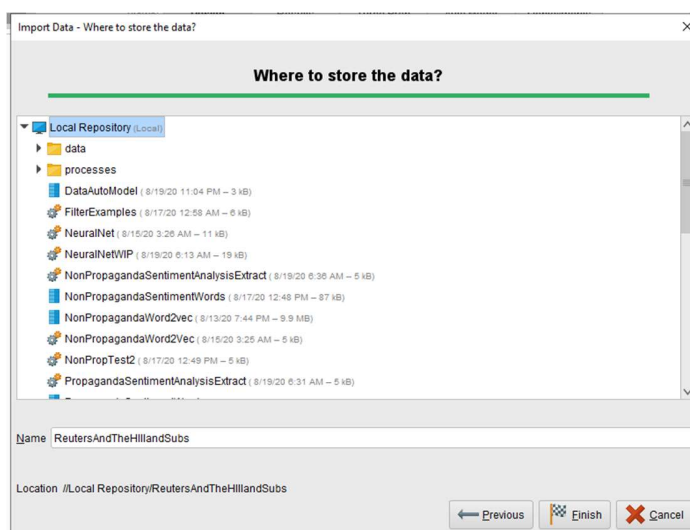
Slika 17. Uvoz podataka u *RapidMiner* – formatiranje stupaca



Izvor: Obrada autora

Konačno, bira se lokacija spremanja učitanih podataka unutar *RapidMiner* kao što se vidi na slici 18. Lokacije koje se nude za spremanje nisu fizičke lokacije na kojima se *RapidMiner* nalazi, već lokacija koja je predodređena kao lokalni repozitorij. Lokalni repozitorij je mjesto na kojem se pohranjuju svi procesi i podaci koji se učitavaju u *RapidMiner*.

Slika 18. Uvoz podataka u *RapidMiner* – biranje lokacije u repozitoriju za uvezene podatke



Izvor: Obrada autora

Podaci sa *Reddit Web* Foruma, kao što se vidi na slici 19., uzeti su iz dvije sekcije *Reddita* posvećene diskusiji o Kini. *R/China* sekcija *Reddita* se smatra prozapadnom, s velikim brojem prozapadnih ili protajvanskih korisnika, dok se *r/Sino* smatra prokomunističkom sekcijom *Reddita* koja se bavi diskusijama o Kini. Korisnici su ili članovi kineske partije ili plaćeni *astroturf* računari. Sveukupno primjera s *Reddita* ima 16.990, a koriste se kao dodatak *propagandnom* i *nepropagandnom* tekstu u svrhu učenja *Word2vec* modela. Očekuje se da će *Word2vec* model uzeti riječi koji se koriste na sekcijama *Reddit* foruma kao što je Amerikkka (America) i dodati ih u rezultirajući *Word2vec* model kao sinonime. *Reddit* podaci su uključeni i u *propagandne* i u *nepropagandne* podatke, kako njihovo uključivanje u postupak ne bi program natjeralo da po njima krene prepoznavati *propagandni* i *nepropagandni* tekst.

Slika 19. Prikaz uvezenih *Reddit* podataka

Row No.	RedditComments
2	What are you basing this comment on?
3	I have an idea, what about the sardinians? Their language (their dialect is regarded as a language on its own) is the closest one to Latin out of the entire neolatin group (close...
4	In the days before time, when I got my first real job, I started as a manufacturing line assembler. As time progressed and my problem solving skills became known to the man...
5	Most jurisdictions do require a JD as a prerequisite to taking the bar exam, in addition to all the other bs you have to give the bar association as part of the application before yo...
6	Non-American HR professional here. This sounds very American. Lawsuits are rarely something we fear is going to happen. We do ensure that employer follows the law, how...
7	Jokes aside, every company I've ever worked for has done their best to put people inside tidy little silos They'll gladly take three easily replaced cogs over one generalist that ca...
8	As I understand Washington wasn't really the leader of the colonial movement for independence, he was just selected as lead general. So not exactly the other side of the coin ...
9	You've no doubt seen the adverts for apprenticeship working on the tills in places like Next or for low level office jobs? It's absolutely just a way of paying people less and givin...
10	I feel quite strongly about this, having done a real, four year apprenticeship!
11	To be fair, those desk jobs likely pay as much or more than many skilled trades (at the same levels at least)
12	Good luck getting a pure astrophysics job with only a Masters. Most of your competition will have PhDs, to say nothing of post-doctoral research experience.
13	I dont have any real direct tips for you im afraid, but some general things I learned whilst searching for them are listed below.
14	The first thing I'd recommend is making yourself a LinkedIn account. There are always apprenticeships on there for me (I'm in the UK), so I'd guess that some places out there...
15	Somebody use a search engine to see what's available in your field. A lot of places will be advertising full time roles on there too, and even if its not an apprenticeship, you mi...

Izvor: Obrada autora

Učitani *nepropagandni* podaci se sastoje od teksta prikupljenog iz članaka sa Reuters i TheHill novinskog *web* portala, kao što se vidi na slici 20. Tim podacima su dodani podaci sa Reddit *Web* Foruma. Ukupno ima 43.613 redova *nepropagandnog* teksta uz 16.990 redaka teksta sa Reddit *Web* Foruma.

Slika 20. Prikaz uvezenih *nepropagandnih* podataka

Row No.	TextNonPropaganda
1	The state last year passed a law called the Produced Water Act, giving energy regulators the authority to develop rules on how the wastewater can be used outside the oil an...
2	The effort is seen as crucial to both the energy and agriculture industries in and New Mexico, where drillers accessing rich petroleum deposits in the Permian Basin produce...
3	The Oil Conservation Division's rules appear to set the stage for a more insidious plan to allow companies to dump their toxic waste into our environment, a coalition of West...
4	New Mexico Oil and Gas Association (NMOGA) representative Michael Feldewert used his testimony at the hearing to call out environmentalists for misrepresenting what the ...
5	As unconventional drilling exploded over the past few years in New Mexico, so has the amount of produced water, the term used to describe wastewater from drilling. It is usu...
6	A 30-year-old woman and her three children, aged between 10 months and nine years, were killed when a landslide triggered by heavy rains swept their house away in Gulm...
7	One person was killed in another landslide in Sunsari district in east Nepal.
8	Wasti said at least 108 people were missing and 52 others injured in landslides and floods since the monsoon began in May.
9	In India, floods caused by heavy monsoon rains have wreaked havoc. About 8 million people have been displaced and more than 110 have died since May in India's eastern ...
10	I want an election and a result, much, much more than you, Trump told reporters at the White House. I don't want to delay, I want to have the election. But I also don't want to h...
11	A deal for Paya, which is owned by private-equity firm GTCR, could be announced as early as next week, the sources said, cautioning that talks could still fall apart at the last ...
12	Special-purpose acquisition companies (SPACs) are shell companies that raise money in an initial public offering (IPO) to pursue an acquisition at a later date, with the acq...
13	SPAC mergers have emerged as a popular route for companies to go public during the COVID-19 pandemic. These deals can assign firm valuations to companies that feel ...
14	Many SPACs have been emboldened by the strong performance of some of these deals, such as sports betting company DraftKings Inc DKN.G.O and electric vehicle maker ...
15	A stock market listing by Pava would come after a string of payments companies have gone public in the last 12 months, with the likes of Chiff Payments CPH.IQ.N and Dana...

Izvor: Obrada autora

Učitani *propagandni* podaci se sastoje od teksta prikupljenog iz članaka sa Xinhua i CGTN novinskih *web* portala kao što se vidi na slici 21. Tim podacima su dodani podaci sa Reddit *Web* Foruma. Ukupno ima 37.503 redova *propagandnog* teksta uz 16.990 redaka teksta sa Reddit *Web* Foruma.

Slika 21. Prikaz *propagandnih* uvezenih podataka

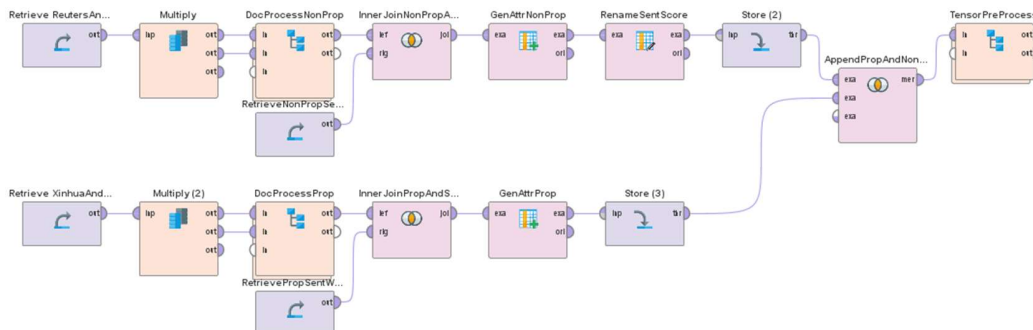
Row No.	TextPropaganda
1	Facebook and Twitter took down the accounts of several high-profile supporters of Brazilian President Jair Bolsonaro following a Supreme Court order, a move that underline...
2	Justice Alexandre de Moraes ordered the removal of 16 Twitter accounts and 12 Facebook accounts on Friday, a decision tied to an ongoing probe into the alleged dissemi...
3	Among the purposes of the "fake news" investigation, as it is known in Brazil, is to discover if misinformation and threats against Supreme Court officials are being funded illi...
4	Among the owners of the suspended accounts is Roberto Jefferson, a former congressman and president of the conservative PTB party, as well as businessmen Luciano H...
5	Moraes had ordered the accounts blocked in a separate ruling in May, though the accounts were not removed at the time.
6	Fridays order, Moraes said, was meant to stop the accounts from "being used as a means of committing possible criminal conduct."
7	Facebook said in a statement that it "respects the judiciary and complies with valid legal orders." Twitter in a statement said, "Twitter acted strictly to comply with a legal order...
8	The blocked Twitter accounts themselves, on the pages where their accounts would be, said Friday evening they were suspended "in response to a legal order."
9	The PTB party said in a statement that it was surprised by "yet another arbitrary measure" ordered by Moraes, which "impedes the exercise [of Jeffersons] right to liberty of ex...
10	Winter, the activist, said she would complain to "international human rights organizations about the serious offense against free speech."
11	While Bolsonaro did not immediately address the removal of the accounts, he has previously spoken against the inquiry, calling it a grave threat to free speech.
12	Despite his controversial handling of the country's raging coronavirus crisis and a raft of his potentially lawbreaking behaviors, three polls released this week show gains for ...
13	The far-right leader, who is himself currently infected with the virus, has downplayed the pandemic even as it has exploded in Brazil, the country with the most infections and d...
14	But this weeks polls suggest the man dubbed the "Tropical Trump" is weathering the crisis relatively well.
15	The latest published July 24 by news magazine Vale puts the far-right leader comfortably ahead in the first round of the presidential election, with 27.5 to 20.7 percent of the

Izvor: Obrada autora

4.1 Priprema podataka za duboko učenje

Predprocesiranje podataka se sastoji od dva toka podataka (*propagandnog* i *nepropagandnog*). Nakon što se podaci učitaju u program, pretvaraju se u *Word2vec* model kroz *DocProcessNonProp* i *DocProcessProp* podproces, nakon čega se spajaju s podacima dobivenim kroz SA pomoću *InnerJoin* operatera. Cijeli proces se može vidjeti na slici 22. Tim podacima se dodatno generira i dodatni stupac koji, ovisno o tome da li redovi pripadaju toku sa *propagandnim* podacima ili toku sa *nepropagandnim* podacima, kao numeričku reprezentaciju sadrži broj 1 ili 2.

Slika 22. *RapidMiner* process zadužen za predprocesiranje podataka



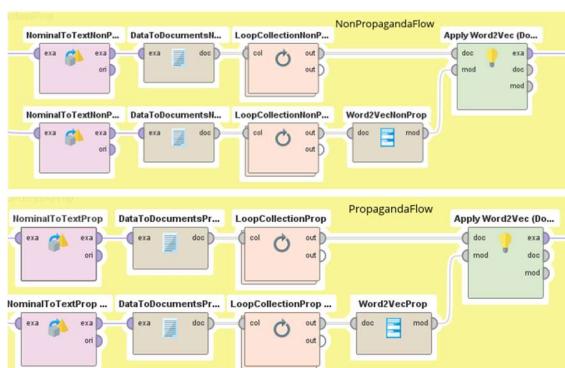
Izvor: Obrada autora

Nakon svega, *propagandni* i *nepropagandni* podaci se zajedno *appendaju*, te se nad njima vrši dodatno predprocesiranje u *TensorPreProcess* podprocesu. Rezultat ovoga su podaci spremni za učitavanje u *tensor*.

4.1.1 Procesiranje dokumenta

Unutar *DocProcessNonProp* i *DocProcessProp* podprocesa se odvija pretvaranje učitanih podataka (*exampleseta*) u dokumente kao što se vidi na slici 23., taj proces se pomoću *multiply* operatora izvan podprocesa i unutar podprocesa odvija dvaput, nakon čega se ti duplirani podaci daju *Word2vec* modelu koji kreira vektorske reprezentacije riječi iz *propagandnog* i *nepropagandnog* teksta.

Slika 23. Prikaz *DocProcessNonProp* i *DocProcessProp* podprocesa

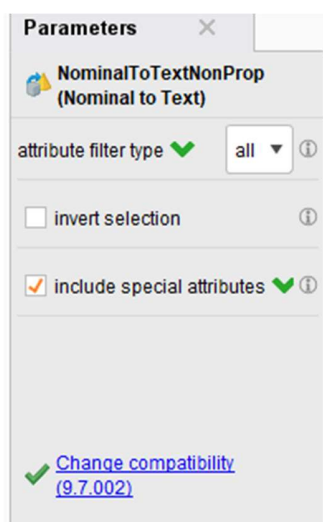


Izvor: Obrada autora

Po postavkama oba podprocesa su jednaka, zbog čega će se prikazati postavke samo jednog od podprocesa.

Ovaj operator služi konverziji polinomialnog tipa stupca koji sadrži tekst u stupac vrste “tekst” što je jedan od preduvjeta za obradu podataka kao podatak vrste “dokument”. Od specijalnih postavki je uključena postavka “*include special attributes*” koja označava da će u pretvorbu biti uključeni i bilo kakvi podaci koji imaju i neku specijalnu ulogu (*label, id, weight*) kao što se vidi na slici 24.

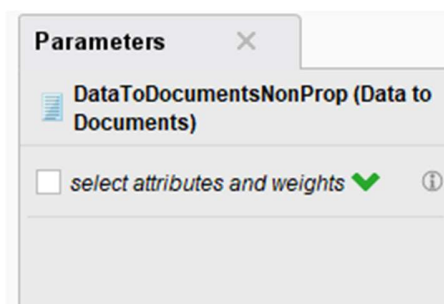
Slika 24. Prikaz *NominalToTextNonProp* operatora



Izvor: Obrada autora

Kroz ovaj operator se vrši pretvorba podataka vrste *exampleset* u podatke vrste *documents*. Svaki redak u *examplesetu* postaje vlastiti dokument. Od opcija se mogu izabrati *select attributes and weights* kao što se vidi na slici 25. Pomoću ovog operatora se može izabrati atribute bitnije od drugih za kasniju analizu.

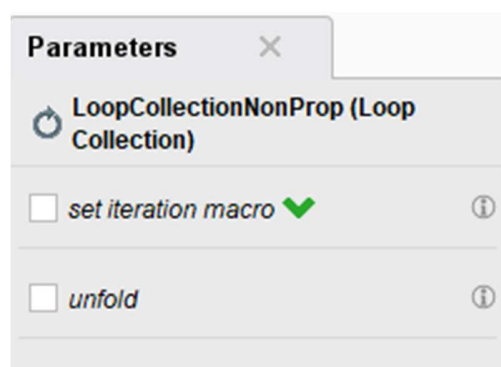
Slika 25. Prikaz *DataToDocumentsNonProp* operatora



Izvor: Obrada autora

LoopCollection operator se koristi da bi se moglo proći kroz sve dokumente napravljene *data to documents* operatorom. Svi parametri su na početnim postavkama što je prikazano na slici 26.

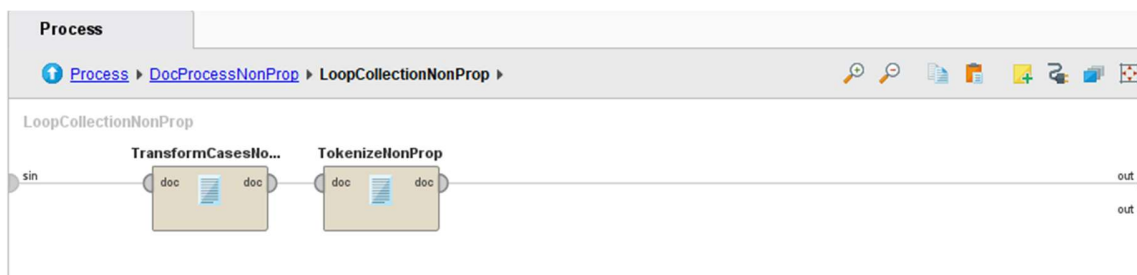
Slika 26. Prikaz *LoopCollectionNonProp* operatora



Izvor: Obrada autora

Unutar *LoopCollection* operatora se nalaze i *transform cases* operator i *tokenize* operator kao što se vidi na slici 27. *Stopwords* i *stemming* operatori se ne koriste, jer *Word2vec* model koristi informacije dobivene obradom pozicija gdje se nalaze *stopwords* da bi napravio bolje vektorske reprezentacije danog teksta. *Stemming* operator se također zbog istog razloga ne koristi, jer ovako *Word2vec* ima pristup većem broju informacija za treniranje.

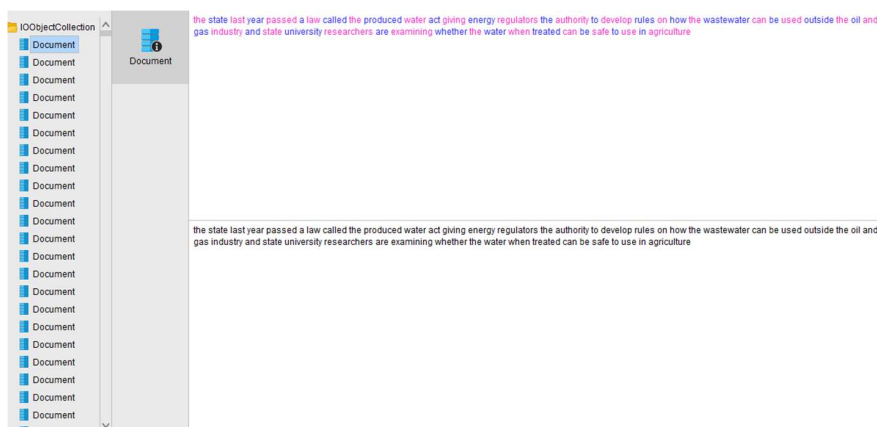
Slika 27. Prikaz unutrašnjosti *LoopCollectionNonProp* operatera



Izvor: Obrada autora

Jedan dokument se sastoji od jednog retka *propagandnog* ili *nepropagandnog* teksta transformiranog tako da koristi samo mala slova i na kojemu je primijenjen *tokenize* operator kao što se vidi na slici 28.

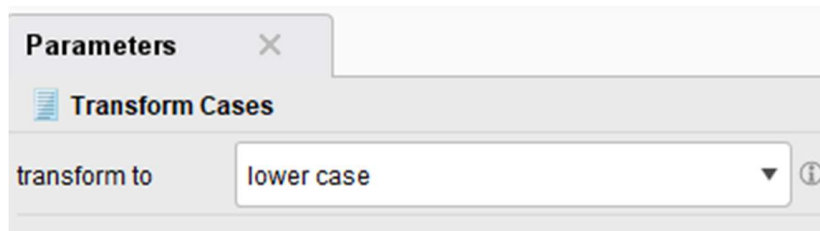
Slika 28. Prikaz dokumenta koji nastaje obradom kroz *LoopCollection* operater



Izvor: Obrada autora

Transform Cases operator se koristi da bi se primijenilo neku transformaciju na dokumentu. U ovom slučaju operator je namješten da sva velika slova u dokumentu pretvori u mala slova kao što se vidi na slici 29.

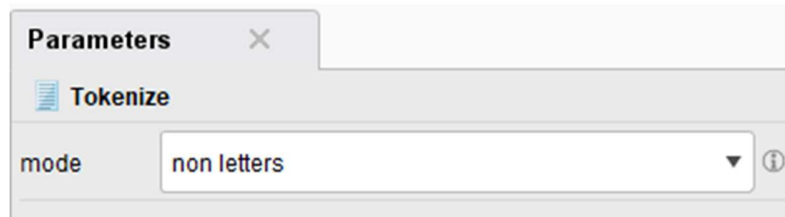
Slika 29. Prikaz *Transform Cases* operatora koji se nalazi u *LoopCollection* operatoru



Izvor: Obrada autora

Tokenize operator služi tome da se dokument, u našem slučaju rečenica, rastavi na dijelove koje *Word2vec* lakše obrađuje. Ovom operatoru se može podesiti način na koji “tokenizira” dokument, u ovom slučaju se koristi *non letters tokenizacija* kao što se vidi na slici 30. Ova vrsta *tokenizacije* uzima svaki dio dokumenta koji se sastoji od više od jednog slova i rastavlja ga na dijelove (tokene).

Slika 30. Prikaz *Tokenize* operatora koji se nalazi u *LoopCollection* operatoru



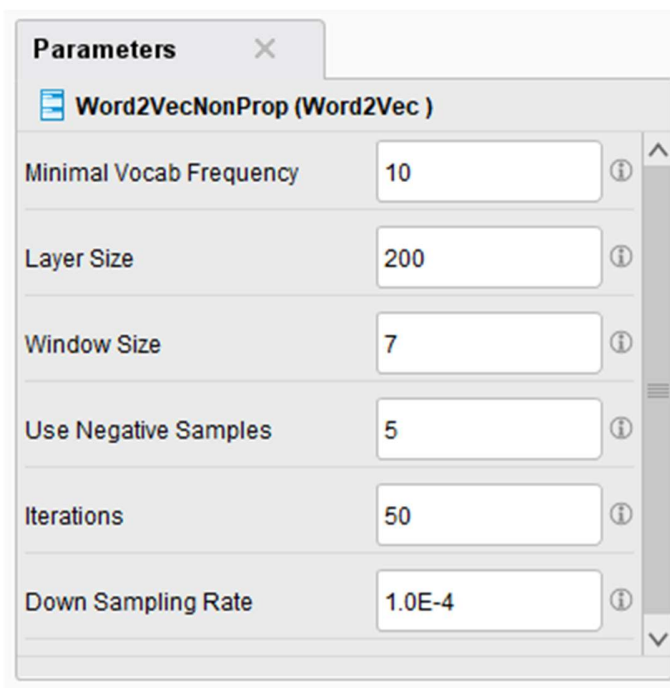
Izvor: Obrada autora

Sam *Word2vec* operator se sastoji od nekoliko postavki koje mogu utjecati na konačne rezultate kao što se vidi na slici 31. *Minimal Vocab Frequency* određuje koliko se puta riječ mora ponavljati u tekstu da bi se koristila za izgradnju *Word2vec* rječnika. S time se sprječava da se “nebitne” riječi koriste za izgradnju rječnika. *Layer Size* određuje koliko se vektora generira po riječi. Što je više vektora, to je lakše odrediti lokaciju riječi u usporedbi sa drugim riječima. *Window Size* određuje u koliko će se klastera podijeliti tekst tijekom generiranja rječnika. *Use Negative Samples* omogućava bolje treniranje *Word2vec* modela, s time da operateru naređuje da uzme u obzir i nekoristene riječi kad trenira rječnik. *Iterations* se koristi da bi se podesio broj ponavljanja

treniranja *Word2vec*a na tekstu. *Down Sampling Rate* podešava koliku srednju vrijednost moraju imati pojedine riječi da bi se zadržale u rječniku.

Apply Word2vec (Documents) operator se koristi da bi se istrenirani *Word2vec* model napravio vektorske reprezentacije za dani tekst.

Slika 31. Prikaz *Word2vecNonProp* operatora



Izvor: Obrada autora

Rezultat *Word2vec* generiranja rječnika je vektorska reprezentacija svake riječi koja se sastoji od 200 dimenzija tj. Stupaca, kao što se vidi na slici 32. Uz vektorske reprezentacije, *Word2vec* je izradio i *document_id* atribut koji pokazuje kojoj rečenici je pripadala koja riječ.

Slika 32. Prikaz *Word2vec* rezultata

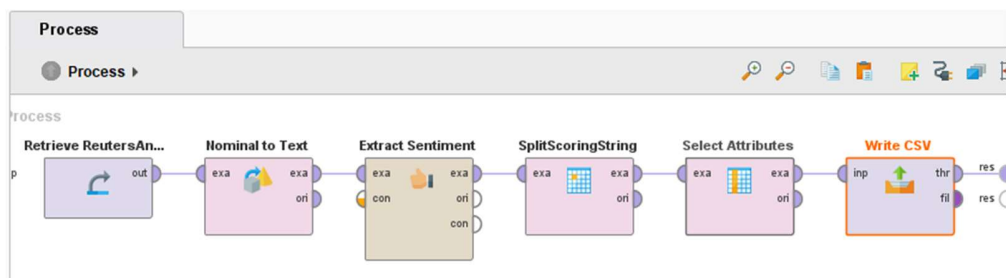
Row No.	word	document id	dimension_0	dimension_1	dimension_2	dimension_3	dimension_4	dimension_5	dimension_6	dimension_7	dimension_8
43	when	0	0.040	0.079	-0.137	-0.053	-0.049	-0.018	-0.054	-0.067	-0.013
44	treated	0	0.031	0.076	0.119	-0.017	0.080	-0.021	-0.072	0.007	0.026
45	can	0	0.096	0.061	-0.007	0.066	-0.020	-0.102	0.027	-0.003	0.075
46	be	0	-0.041	0.056	0.107	-0.103	-0.036	-0.002	-0.019	-0.177	-0.025
47	safe	0	-0.012	-0.039	-0.022	-0.026	-0.051	0.095	-0.011	0.043	-0.013
48	to	0	0.104	-0.078	-0.007	-0.075	-0.007	-0.079	-0.106	0.040	0.132
49	use	0	0.128	0.052	0.051	-0.013	0.037	0.040	-0.039	0.083	0.140
50	in	0	0.069	-0.031	0.001	-0.049	0.130	-0.085	0.046	-0.025	0.005
51	agriculture	0	0.101	0.085	-0.048	-0.021	0.118	0.017	0.018	0.056	0.118
52	the	1	0.052	0.103	-0.033	-0.040	0.023	-0.015	0.040	-0.009	0.002
53	effort	1	-0.022	-0.055	0.043	0.111	0.033	-0.020	0.023	0.131	0.058
54	is	1	-0.052	0.051	0.092	-0.107	-0.103	-0.088	-0.057	-0.121	0.018
55	seen	1	0.084	0.017	0.063	0.107	0.041	-0.029	-0.101	0.119	0.006
56	as	1	0.029	-0.005	-0.011	0.100	0.082	0.090	-0.104	0.024	0.048

Izvor: Obrada autora

4.1.2 Operator *Extract sentiment*

Analiza mišljenja ili analiza stavova (eng. *Sentiment analysis*, u daljnjem tekstu SA) se radila kao odvojeni proces. Rezultati su spojeni s *Word2vec* modelom da bi se dobila “emocionalna” podloga za *Word2vec*. SA se radila pomoću *Extract Sentiment* operatora iz *operator toolboxa 2.0*. Ovaj operator omogućuje jednostavniju analizu kroz pojednostavljivanje pripreme, jer se *tokenization*, *stopwords* i druga predprocesiranja rade kroz jedan operator. Cijeli proces SA je prikazan na slici 33.

Slika 33. Prikaz procesa sentiment analize *nepropagandnog* teksta



Izvor: Obrada autora

SA *propagandnog* i *nepropagandnog* teksta isto tako koristi podatke skupljene s Reddita. Premda sami podaci s Reddita kod SA nisu toliko bitni, ipak se koriste da bi se dobilo više ocjena

za pojedine riječi, ali se koriste i u *propagandnom* i *nepropagandnom* tekstu da ne bi previše utjecale na konačni model. Prikaz korištenih podataka kod SA može se vidjeti na slici 34.

Slika 34. Prikaz teksta korištenog za analizu mišljenja

Row No.	TextNonPropaganda
1	The state last year passed a law called the Produced Water Act, giving energy regulators the authority to develop rules on how the waste...
2	The effort is seen as crucial to both the energy and agriculture industries in arid New Mexico, where drillers accessing rich petroleum de...
3	The Oil Conservation Division's rules appear to set the stage for a more insidious plan to allow companies to dump their toxic waste int...
4	New Mexico Oil and Gas Association (NMOGA) representative Michael Feldewert used his testimony at the hearing to call out environme...
5	As unconventional drilling exploded over the past few years in New Mexico, so has the amount of produced water, the term used to descr...
6	A 30-year-old woman and her three children, aged between 10 months and nine years, were killed when a landslide triggered by heavy r...
7	One person was killed in another landslide in Sunsari district in east Nepal.
8	Wasti said at least 108 people were missing and 52 others injured in landslides and floods since the monsoon began in May.
9	In India, floods caused by heavy monsoon rains have wreaked havoc. About 8 million people have been displaced and more than 110 h...
10	I want an election and a result, much, much more than you, Trump told reporters at the White House. I don't want to delay. I want to have t...
11	A deal for Paja, which is owned by private-equity firm GTCR, could be announced as early as next week, the sources said, cautioning th...
12	Special-purpose acquisition companies (SPACs) are shell companies that raise money in an initial public offering (IPO) to pursue an ac...
13	SPAC mergers have emerged as a popular route for companies to go public during the COVID-19 pandemic. These deals can assign fir...
14	Many SPACs have been emboldened by the strong performance of some of these deals, such as sports betting company DraftKings Inc...
15	A stock market listing by Paja would come after a string of payments companies have gone public in the last 12 months, with the likes of...

Izvor: Obrada autora

Nominal to Text operator služi konverziji polinominalnog tipa stupca koji sadrži tekst u stupac vrste “tekst”. Od specijalnih postavki je uključena postavka *Include Special Attributes* koja označava da će u pretvorbu biti uključeni i bilo kakvi podaci koji imaju neku specijalnu ulogu (*label, id, weight*) vidi sliku 35.

Slika 35. Prikaz *Nominal To Text* operatera

Parameters ✕

Nominal to Text

attribute filter type ✔ ⓘ

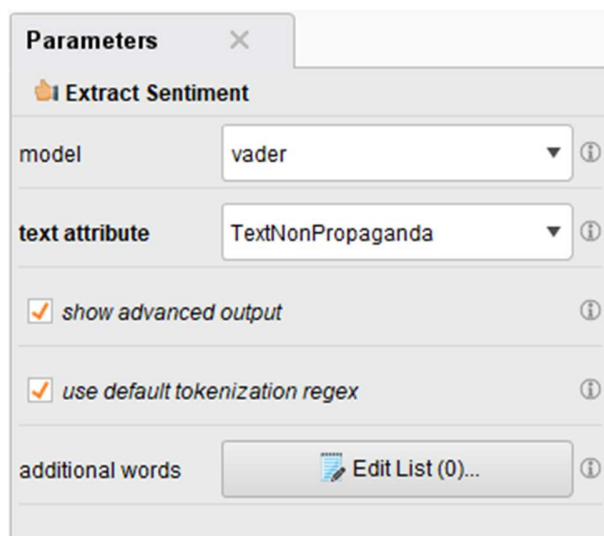
invert selection ⓘ

include special attributes ✔ ⓘ

Izvor: Obrada autora

Extract Sentiment operator je dio već spomenutog *operator toolboxa 2.0* koji se može nabaviti na *RapidMiner Extension Marketplace*. Unutar sebe sadrži nekoliko mogućih sentiment analiza koje se mogu raditi na tekstu, a to su *Aylien*, *SentiWordNet*, *Meaning Cloud* i *Vader*. *Aylien* i *Meaning Cloud* se plaćaju i zahtijevaju pretplatu da bi se koristile u *RapidMineru*, dok *SentiWordNet* koristi rječnik s već ocijenjenim riječima, što ovu metodu čini pomalo primitivnom. *Vader* analiza (koja se koristi u radu) također koristi rječnik, ali nakon primjene rječnika na tekstu koristi i riječi koje se ne nalaze u rječniku, te sufikse i prefikse riječi kao dodatne informacije da bi se dobilo točniju ocjenu riječi iz rječnika. Nakon toga se računa ukupna ocjena sentimenta. Uključena opcija *Show Advanced Output* ispisuje kako su pojedinačne riječi u tekstu ocijenjene, dok *Default Tokenization Regex* opcija daje *Extract Sentiment* operatoru da sam vrši tokenizaciju. Prikaz *Extract Sentiment* operatora se vidi na slici 36.

Slika 36. Prikaz *Extract Sentiment* operatera



Izvor: Obrada autora

Rezultat SA je konačna ocjena koja predstavlja *sentiment* teksta. U rezultatu su prikazane ocjene ukupnog teksta (*Score*) zajedno s ocjenama specifičnih riječi (*Scoring_string*) kao što se vidi na slici 37.

Slika 37. Prikaz rezultata sentiment analize

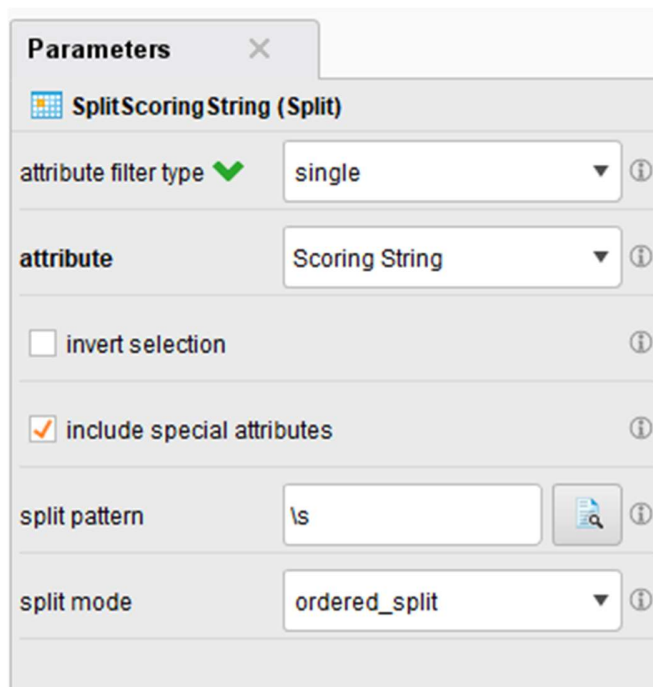
Open in  Turbo Prep  Auto Model

Row No.	Score	Scoring Stri...	Negativity	Positivity	Uncovered T...	Total Tokens	TextNonPro...
1	1.205	giving (0.36) ...	0	1.205	51	55	The state last...
2	0.462	energy (0.28) ...	0.487	0.949	39	43	The effort is s...
3	-0.641	allow (0.23) ...	0.872	0.231	48	51	The Oil Cons...
4	0.026	certainly (0.3...	0.333	0.359	44	46	New Mexico ...
5	0		0	0	41	41	As unconvent...
6	-0.897	killed (-0.90)	0.897	0	46	47	A 30-year-old ...
7	-0.897	killed (-0.90)	0.897	0	12	13	One person ...
8	-0.744	missing (-0.3...	0.744	0	20	22	Wasti said at ...
9	-2.051	havoc (-0.74) ...	2.051	0	41	44	In India, flood...
10	-0.333	want (0.08) ...	0.641	0.308	60	66	I want an elec...
11	0		0	0	46	46	A deal for Pay...
12	0.436	special (0.44)	0	0.436	42	43	Special-purp...
13	0.154	popular (0.46...	0.308	0.462	34	36	SPAC merger...

Izvor: Obrada autora

Kako bi se *Word2vec* rječniku dodale “emocije”, uzete su pojedinačno ocijenjene riječi iz *Extract Sentiment Outputa* te su podijeljene pomoću *Split* operatora čiji se parametri mogu vidjeti na slici 38. Da bi se izdvojio *Scoring_string* parametar *Attribut filter type single* se koristi. *Include special attributes* je tu također jako bitan, jer bi bez njega operator ignorirao ocijenjene riječi.

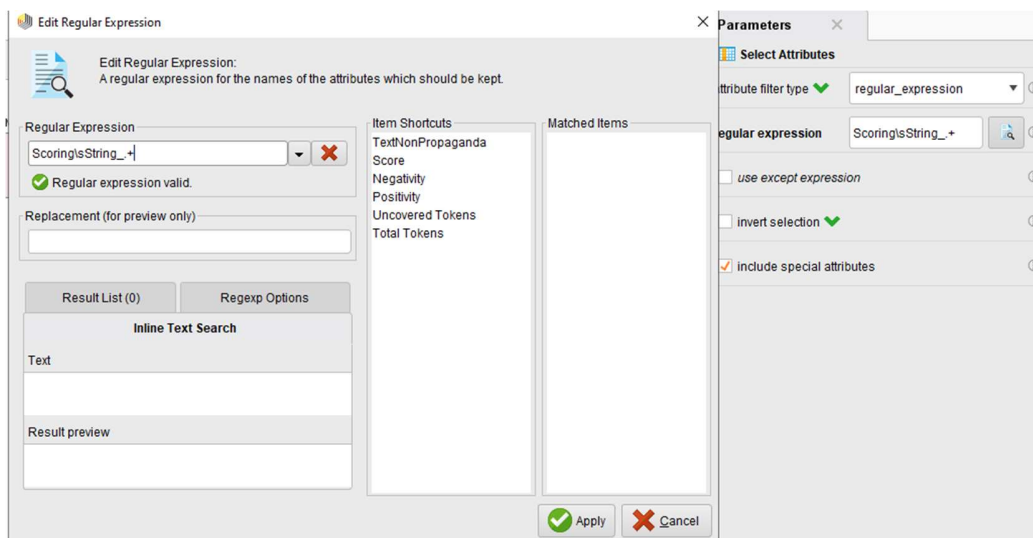
Slika 38. Prikaz SplitScoringString operatera



Izvor: Obrada autora

Select Attribute operator u ovom slučaju služi da bi se bodovane riječi odvojile od ostatka SA outputa. *Regular expression* kao što je prikazano na slici 39. se koristi da bi se pojedinačne riječi izvukle iz *scoring_string* stupca i prikazale u novim ćelijama.

Slika 39. Prikaz *Select Attributes* operatera



Izvor: Obrada autora

Rezultat je *output* koji prikazuje svaki pojedinačni *scoring_string* kao što se vidi na slici 40. Da bi se ovaj *output* koristio uz *Word2vec* treba još dodatno prilagoditi *output*, da bi se uklonili stupci s nepostojećim vrijednostima i da bi rezultati bili prilagođeni spajanju s *Word2vec* riječima.

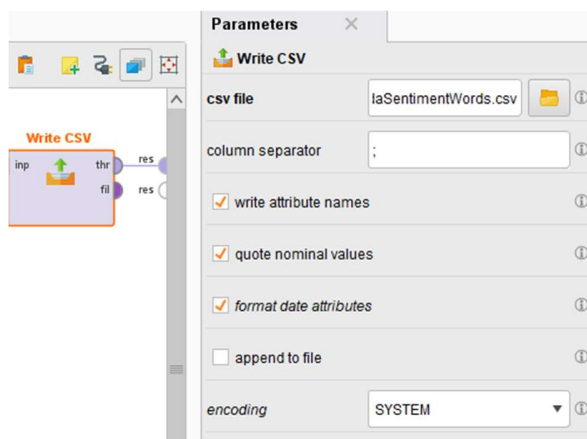
Slika 40. Rezultat odvajanja *scoring_stringa*

Row No.	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...	Scoring Stri...
1	giving	(0.36)		energy	(0.28)		authority	(0.08)		safe	(0.49)
2	energy	(0.28)		rich	(0.67)		struggle	(-0.33)		shortages	(-0.15)
3	allow	(0.23)		dump	(-0.41)		waste	(-0.46)	?	?	?
4	certainly	(0.36)		dumping	(-0.33)	?	?	?	?	?	?
5		?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
6	killed	(-0.90)	?	?	?	?	?	?	?	?	?
7	killed	(-0.90)	?	?	?	?	?	?	?	?	?
8	missing	(-0.31)		injured	(-0.44)	?	?	?	?	?	?
9	havoc	(-0.74)		died	(-0.67)		poorest	(-0.64)	?	?	?
10	want	(0.08)		want	(0.08)		delay	(-0.33)		want	(0.08)
11		?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
12	special	(0.44)	?	?	?	?	?	?	?	?	?
13	popular	(0.46)		uncertain	(-0.31)	?	?	?	?	?	?
14	strong	(0.59)	?	?	?	?	?	?	?	?	?
15	likes	(0.46)		well	(0.28)		shares	(0.31)	?	?	?
16		?	?	?	?	?	?	?	?	?	?
17	valued	(0.49)	?	?	?	?	?	?	?	?	?

Izvor: Obrada autora

Write CSV operator se koristi da bi se rezultati *extract sentiment* procesa spremili u *csv* za daljnju obradu. Za spremanje su zadržane početne postavke kao što se vidi na slici 41.

Slika 41. Prikaz *Write CSV* operatera



Izvor: Obrada autora

Nakon dodatne ručne obrade da se dobije dobar format podataka, rezultati SA su uvezeni u *RapidMiner* da bi se spojili s *Word2vec* vektorom. Prikaz uvezenih vrijednosti se može vidjeti na slici broj 42.

Slika 42. Prikaz obrađenih i naknadno uvezenih podataka

The image shows the 'ExampleSet (RetrieveNonPropSentWords)' window in RapidMiner. The table displays 15 rows of data with columns for 'Row No.', 'SentimentScoreNo...', and 'word'. The 'SentimentScoreNo...' column contains numerical values ranging from -0.900 to 0.590. The 'word' column contains various words such as 'giving', 'energy', 'allow', 'certainly', 'killed', 'missing', 'havoc', 'want', 'special', 'popular', 'strong', 'likes', 'valued', 'united', and 'carefully'.

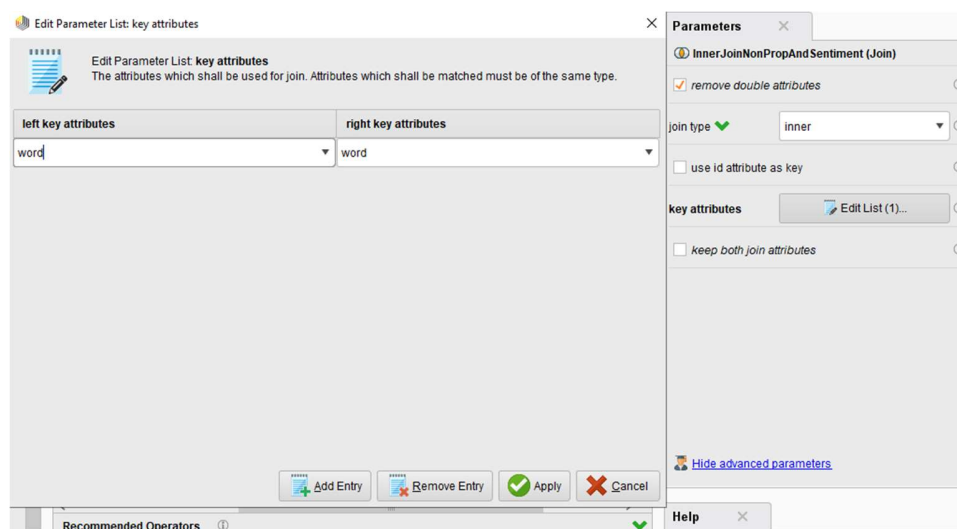
Row No.	SentimentScoreNo...	word
1	0.360	giving
2	0.280	energy
3	0.230	allow
4	0.360	certainly
5	-0.900	killed
6	-0.310	missing
7	-0.740	havoc
8	0.080	want
9	0.440	special
10	0.460	popular
11	0.590	strong
12	0.460	likes
13	0.490	valued
14	0.460	united
15	0.130	carefully

Izvor: Obrada autora

4.1.3 Spajanje sentimenta s *Word2vec* vokabularom

Ovaj dio faze predprocesiranja se radi nakon *Word2vec* i SA. *InnerJoin* operatorom se spajaju rezultati *Word2veca* i SA. Zadržane su početne postavke kao što se vidi na slici 43. *InnerJoin* spaja rezultate tako da se sadrže samo rezultati čiji se ciljani atribut nalazi u *Word2vec* rezultatima i rezultatima analize sentimenta.

Slika 43. Prikaz *InnerJoin* operatora



Izvor: Obrada autora

Rezultat spajanja je tablica koja sadrži vektorske reprezentacije riječi, *sentiment* (emocionalnu) vrijednost za pojedine riječi i *document_id* koji služi reprezentaciji pripadnosti pojedine riječi specifičnoj rečenici kao što se vidi na slici 44. Kako je *InnerJoin* uklonio redove koji nemaju *sentiment_score*, nema potrebe za rješavanjem problema s nedostajućim vrijednostima što pomaže da se zadrže relevantniji podaci.

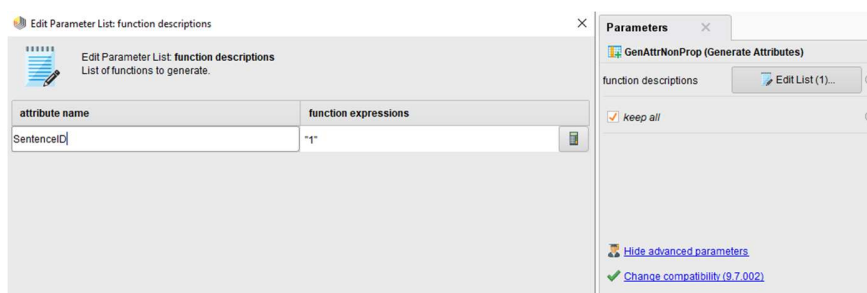
Slika 44. Prikaz rezultata *InnerJoina* na *extract sentiment* i *Word2vec* rezultate

Row No.	SentimentS...	word	document id	dimension_0	dimension_1	dimension_2	dimension_3	dimension_4	dimension_5	dimension_6	dimension_7
1	0.360	giving	0	0.081	0.011	0.060	0.114	0.040	0.023	0.005	-0.089
2	0.280	energy	0	-0.159	0.084	0.029	-0.012	-0.053	-0.044	0.025	-0.174
3	0.080	authority	0	-0.043	0.043	-0.095	0.045	0.036	0.054	0.070	-0.046
4	0.490	safe	0	-0.001	-0.040	-0.019	-0.018	-0.025	0.078	-0.068	0.078
5	0.280	energy	1	-0.159	0.084	0.029	-0.012	-0.053	-0.044	0.025	-0.174
6	0.670	rich	1	0.068	0.006	0.039	-0.040	-0.050	0.067	-0.168	0.073
7	-0.330	struggle	1	0.067	0.088	0.047	-0.037	0.083	-0.015	-0.002	-0.069
8	-0.150	shortages	1	-0.020	0.080	0.105	-0.145	0.029	0.057	-0.034	0.063
9	0.230	allow	2	-0.052	-0.064	-0.042	0.066	-0.021	0.002	-0.080	0.017
10	-0.410	dump	2	0.187	-0.108	-0.048	0.043	0.034	0.075	0.087	0.080
11	-0.460	waste	2	0.029	-0.031	-0.009	0.093	0.048	-0.036	-0.067	0.054
12	0.360	certainly	3	0.117	-0.005	-0.010	-0.030	0.008	-0.061	0.012	-0.120
13	-0.330	dumping	3	0.101	0.036	0.032	0.112	0.003	0.021	0.126	-0.073
14	-0.900	killed	5	-0.026	-0.157	-0.002	-0.022	0.025	-0.038	0.034	0.071

Izvor: Obrada autora

Generate Attribute operator kreira novi atribut s imenom *SentenceID* s posljedicom da *nepropagandni* tekst pripada *batchu* sa brojem 1 u kojem svaki tekst ima atribut 1. U *propagandnom* tekstu se isto tako pojavljuje *SentenceID*, koji ima vrijednost 2, s posljedicom da *propagandni* tekst pripada *batchu* s brojem 2. Prikaz operatora za *nepropagandni* tekst se može vidjeti na slici 45.

Slika 45. Prikaz *GenerateAttributeNonPropaganda* operatora

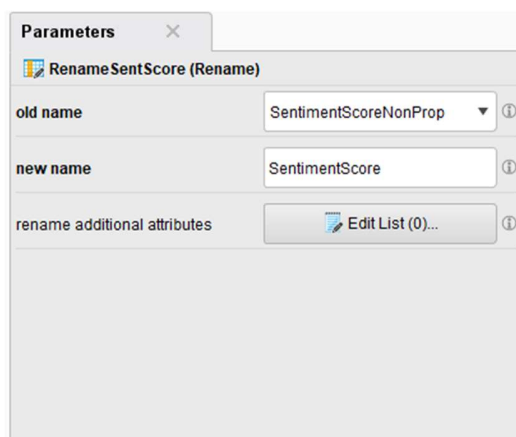


Izvor: Obrada autora

Iako se ostatak procesa ne razlikuje između *propagandnog* i *nepropagandnog* teksta, *RenameSentScore* je bio potreban da bi se izjednačila imena *sentiment score* kolumne između *propagandnog* i *nepropagandnog* teksta, jer se u *nepropagandnom* tekstu drugačije zvao, te da se

lakše mogu zajedno spojiti dva korpusa u jedan. Parametri *RenameSentScore* se mogu vidjeti na slici 46.

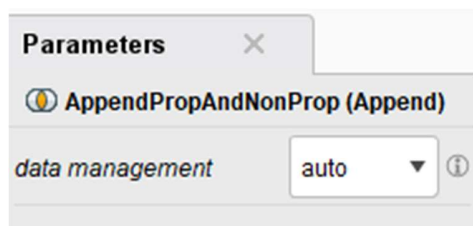
Slika 46. Prikaz *RenameSentimentScore* operatora



Izvor: Obrada autora

Append je operator koji se koristi za spajanje *propagandnog* i *nepropagandnog* toka u jedan. *Append* operator je prikazan na slici 47.

Slika 47. Prikaz *AppendPropAndNonProp* operatora



Izvor: Obrada autora

Rezultat spajanja tokova podataka je jedan *exampleset* koji sadrži sve *propagandne* i *nepropagandne* tekstove zajedno s ocjenama svake riječi, 200 dimenzija vektora koji predstavljaju pojedinačne riječi i njihovu poziciju, te *sentenceID* koji predstavlja podatak kojem korpusu pripada pojedinačna riječ. Rezultati spajanja su prikazani na slici 48.

Slika 48. Prikaz rezultata spajanja *propagandnih* i *nepropagandnih* podataka pomoću *appenda*

Row No.	SentimentS...	word	dim...	dime...	dimension_...	SentenceID
12245	?	yaks	-0.202	0.160	-...	-...	-0.002	1
12246	?	yea	-0.030	0.075	-...	...	0.044	1
12247	?	yefang	0.016	0.060	0....	-...	-0.015	1
12248	?	zhejiang	-0.182	-0.043	0....	-...	-0.058	1
12249	?	zheng	-0.046	-0.037	0....	...	0.054	1
12250	?	zhongxiang	-0.159	0.075	0....	...	0.063	1
12251	?	zulu	-0.069	-0.093	0....	-...	0.021	1
12252	0.490	the	0.147	-0.006	-...	...	-0.010	2
12253	0.620	of	0.071	-0.141	-...	-...	-0.050	2
12254	-0.540	to	0.069	-0.001	0....	-...	0.085	2
12255	-0.540	and	0.028	-0.092	0....	-...	-0.225	2
12256	-0.280	in	-0.076	-0.085	0....	...	0.053	2
12257	-0.310	a	0.007	0.018	-...	-...	-0.064	2
12258	0.330	is	-0.057	-0.086	0....	-...	-0.150	2

Izvor: Obrada autora

Konačni prikaz podataka koji se koriste u učenju je 138,373 *nepropagandnih* riječi i 122,782 *propagandnih* riječi. Podaci su prikazani na stupičastom dijagramu na slici 49.

Slika 49. Stupičasti dijagram koji prikazuje broj *propagandnih* i *nepropagandnih* podataka



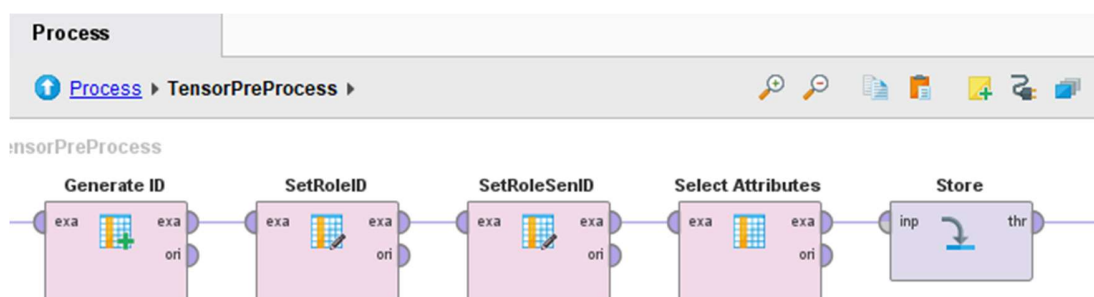
Izvor: Obrada autora

4.1.4 Dodatno predprocesiranje

Da bi se podaci iskoristili u *deep learningu*, treba obaviti dodatna mala predprocesiranja teksta kako bi bio što prilagođeniji *deep learningu*.

U *TensorPreProcess* podprocesu prikazanom na slici 50. podatke se prilagođava dubokom učenju. Za duboko učenje treba dodati *id* koji će predstavljati redoslijed po kojem se riječi pojavljuju u *examplesetu*, treba odrediti *id* rolu, *batch* rolu i zamijeniti nedostajuće vrijednosti.

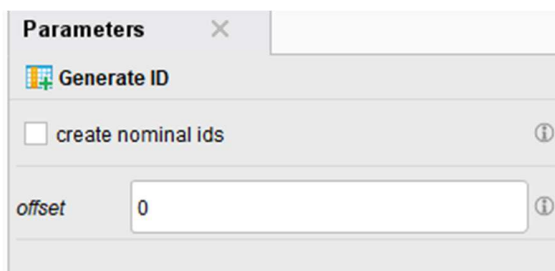
Slika 50. Prikaz *TensorPreProcess* podprocesa



Izvor: Obrada autora

Generate ID operator služi kreiranju *id* atributa koje će se koristiti kao reprezentacija redosljeda pojavljivanja riječi u *examplesetu*. *Offset* je 0 da bi išao standardnim +1 redosljedom i *nominal id* je isključen da ne bi radio decimalne *id* attribute. Parametri su prikazani na slici 51.

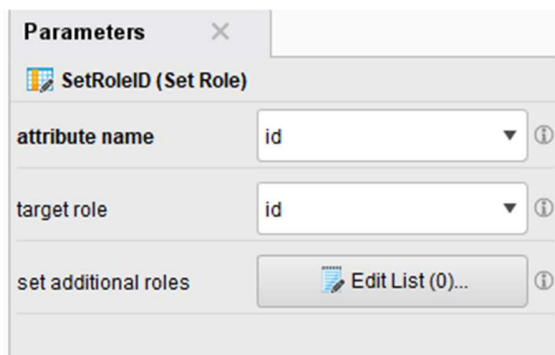
Slika 51. Prikaz *Generate ID* operatera u *TensorPreProcessu*



Izvor: Obrada autora

Set Role operator se koristi da bi se promjenio *role* atributa *Id* u *role Id*.

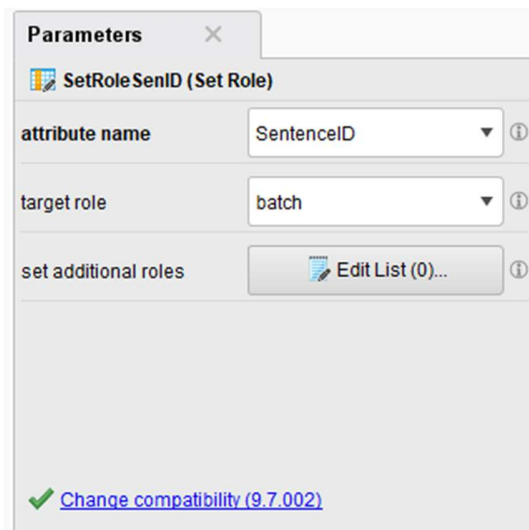
Slika 52. Prikaz *SetRoleID* operatera u *TensorPreProcessu*



Izvor: Obrada autora

Operator *SetRoleSentID* prikazan na slici 53. postavlja *SentenceID* kao *batch id*, što znači da će se *SentenceID* koristiti kao reprezentacija podatka koji prikazuje kojem korpusu pripada određena riječ

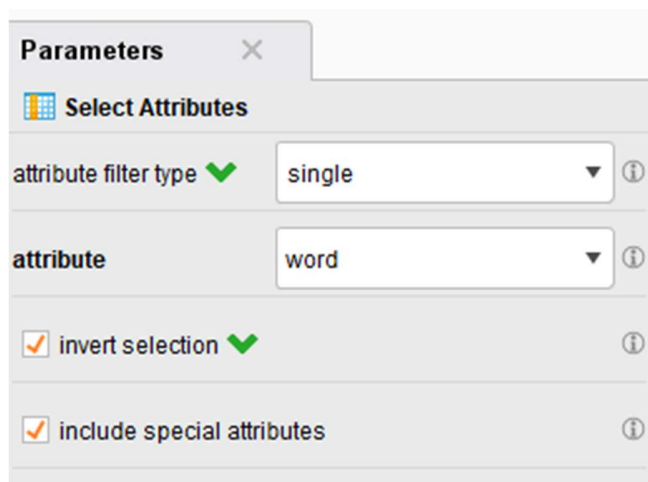
Slika 53. Prikaz *SetRole* SentenceID operatera u *TensorPreProcessu*



Izvor: Obrada autora

Select Attributes operator prikazan na slici 54. uklanja *word* kolumnu koja sadrži tekstualnu reprezentaciju riječi, ali *Word2vec* vektorske dimenzije služe u podacima umjesto atributa riječi da bi predstavljale riječ.

Slika 54. Prikaz *Select attributes* operatera koji uklanja atribut *word*



Izvor: Obrada autora

Konačni rezultat predprocesiranja je tablica koja ima *id* ulogu, *SentenceID* kao *label*, *document_id* kao *batch*, te *SentimentScore* sa *cluster* ulogom. Podaci su prikazani na slici 55. Uz to, tu su i vektori koji predstavljaju riječi.

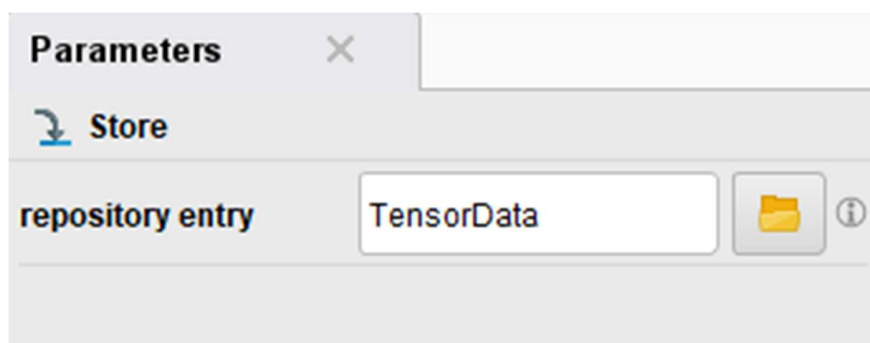
Slika 55. Podaci spremni za duboko učenje

id	SentimentS...	SentenceID	dimension_0	dimension_1	dimension_2	dimension_3	dimension_4	dimension_5	dimension_6	dimension_7
1	0.360	1	0.038	0.073	0.034	-0.024	0.038	-0.030	0.055	0.017
2	0.280	1	0.108	-0.051	-0.009	-0.080	-0.018	-0.057	-0.077	0.098
3	0.230	1	0.001	0.115	-0.005	-0.184	-0.096	-0.073	0.092	0.053
4	0.360	1	0.007	-0.008	0.123	-0.034	0.038	0.060	-0.043	-0.032
5	-0.900	1	-0.027	0.023	-0.071	0.058	0.094	-0.044	0.045	-0.027
6	-0.310	1	0.113	-0.007	-0.013	-0.141	0.059	-0.092	0.019	-0.079
7	-0.740	1	-0.075	0.163	0.100	-0.033	-0.048	0.078	-0.082	-0.099
8	0.080	1	0.050	0.003	-0.047	-0.056	0.018	0.057	0.050	-0.107
9	0.440	1	-0.030	0.090	0.049	-0.067	-0.021	-0.084	0.011	0.030
10	0.460	1	-0.082	0.068	0.114	-0.096	-0.107	-0.077	-0.033	-0.090
11	0.590	1	0.059	-0.055	-0.058	-0.058	-0.007	-0.072	0.014	-0.008
12	0.460	1	-0.069	-0.072	-0.041	-0.195	0.080	0.027	-0.104	0.114
13	0.490	1	-0.000	0.081	-0.016	0.092	0.015	-0.053	0.056	-0.024
14	0.460	1	-0.007	0.033	-0.028	0.101	0.088	0.112	-0.114	-0.027

Izvor: Obrada autora

Operator *Store* prikazan na slici 56. sprema predprocesirane podatke koji će se koristiti u *deep learningu*.

Slika 56. Operator *store* koji sprema podatke za duboko učenje

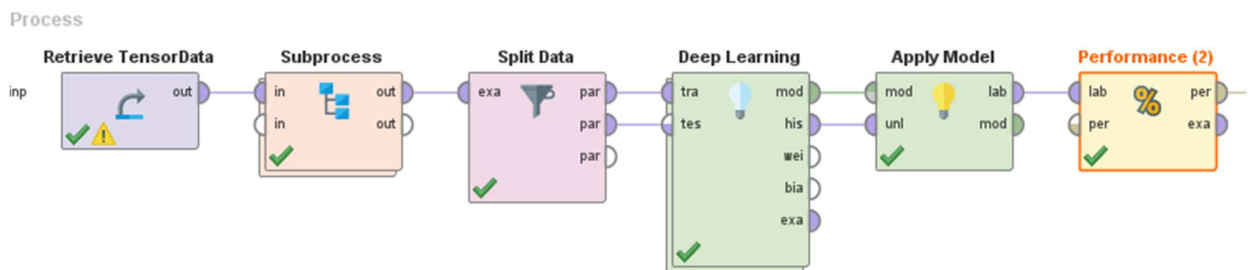


Izvor: Obrada autora

4.2 Primjena dubokog učenja

Nakon predprocesiranja i pripreme podaci prolaze kroz duboko učenje (engl. *deep learning*) proces, u procesu se vrši dodatno predprocesiranje pomoću u kojem se dodatno podešavaju uloge podataka (*role*) i transformacija kolumni, nakon čega se podaci dijele na dva toka gdje se veći tok podataka koristi za treniranje modela, a manji dio se koristi za testiranje modela. Nakon toga se mjere performanse modela. Cijeli *deep learning* proces je prikazan na slici 57.

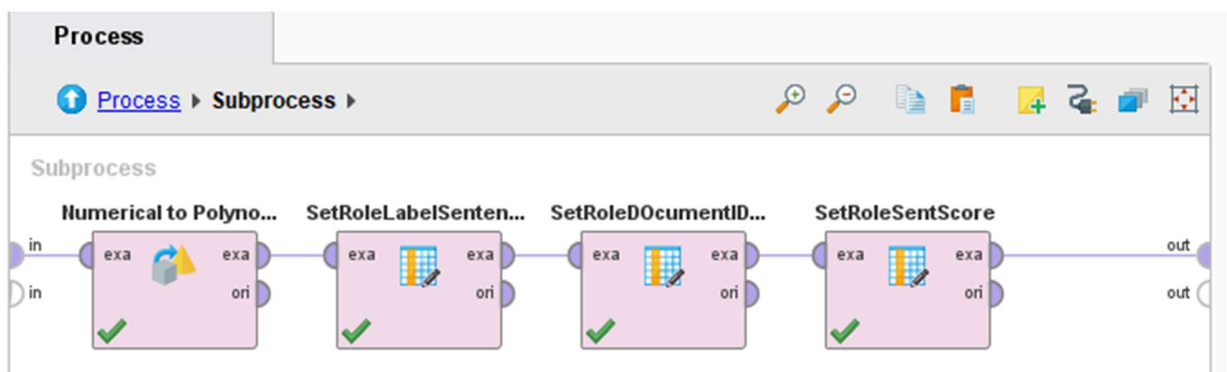
Slika 57. *Deep learning* proces



Izvor: Obrada autora

U podprocesu su dodatno namješteni neki parametri podataka i njihove uloge, ovisno o potrebi tu se dodatno mogu promjeniti *role* podataka. *Deep learning* podproces je prikazan na slici 58.

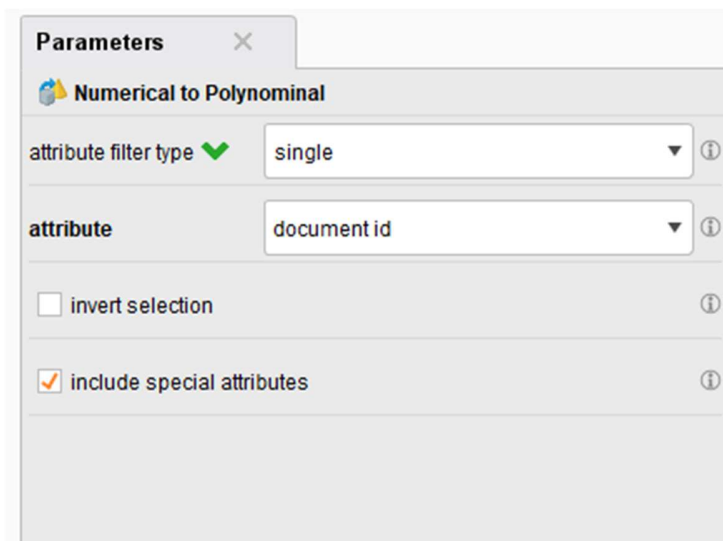
Slika 58. *Deep learning* podproces



Izvor: Obrada autora

Operator *document_id*, koji inače pokazuje kroz numeričku reprezentaciju koja riječ se nalazi u kojoj rečenici, transformiran je iz *real* tipa podatka u *polynomial* kao što je prikazano na slici 59.

Slika 59. Prikaz *Numerical to Polynomial* operatora



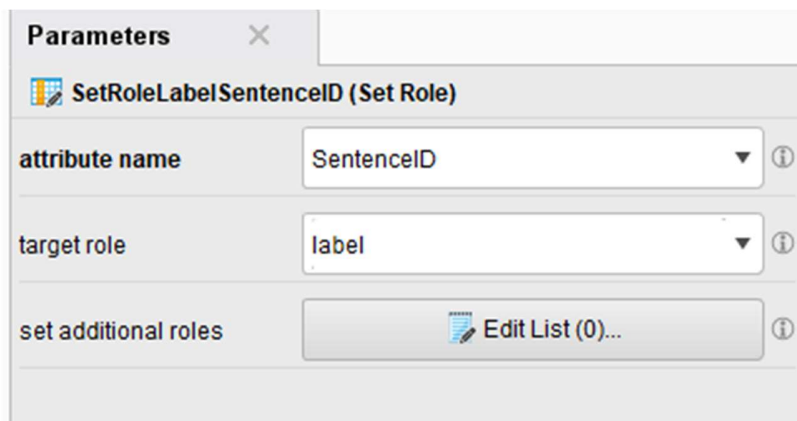
The screenshot shows a 'Parameters' dialog box for the 'Numerical to Polynomial' operator. It contains the following settings:

- attribute filter type**: single (with a green checkmark icon)
- attribute**: document id
- invert selection**: unchecked
- include special attributes**: checked

Izvor: Obrada autora

Nakon transformacije *document_id* podatka u idućem operateru prikazanom na slici 60. se mijenja *SentenceID* iz *batch* uloge podatka u *label* ulogu tako da bi se koristi za predviđanje.

Slika 60. Prikaz *SetRoleLabelSentenceID* operatora



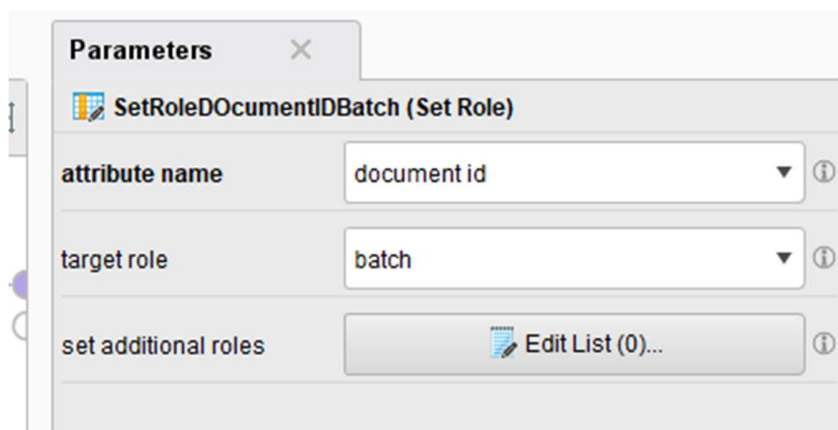
The screenshot shows a 'Parameters' dialog box for the 'SetRoleLabelSentenceID (Set Role)' operator. It contains the following settings:

- attribute name**: SentenceID
- target role**: label
- set additional roles**: Edit List (0)...

Izvor: Obrada autora

Document_id podatku se daje *role batch* podatka u operatoru na slici 61. što daje do znanja *deep learning* procesu da brojevi u tom stupcu predstavljaju kojem *batchu* (*propagandi* ili *nepropagandi*) pripada koja riječ.

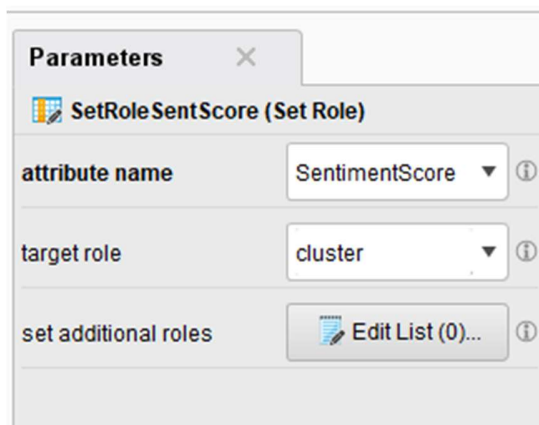
Slika 61. Prikaz *SetRoleDokumentIDBatch* operatora



Izvor: Obrada autora

Kod prvog pokretanja *deep learning* procesa *Sentiment Score role* je stavljen na *regular*. Rezultati modela su bili točnost 97.02%, preciznost 94.03% i odziv 94.37%. Nakon promjene role parametra u *cluster* kao što je prikazano na slici 62. rezultati su se poboljšali na točnost 98.72%, preciznost 97.35% i odziv 97.58%.

Slika 62. Prikaz *SetRoleSentScore* operatora



Izvor: Obrada autora

Prije početka učenja podaci se dijele na dva toka: jedan s omjerom od 0.8 posto se koristi za treniranje *deep learning* procesa, a drugi s omjerom od 0.2 posto se koristi za testiranje modela. Za podjelu podataka se koristi *Stratified sampling* koji dijeli podatke tako da podaci dobro predstavljaju klase označene tipom podataka label. Postavke *Split Data* operatora su prikazane na slici 63.

Slika 63. Prikaz *Split Data* operatora



Izvor: Obrada autora

Nakon podjele veliki postotak podataka ide u *deep learning*, a manji dio ide prema *apply model* operateru.

U *deep learning* operatoru postoji više parametara koju mogu utjecati na rezultat učenja. *Deep learning* operator sa parametrima je prikazan na slici 64.

Loss Function kvantificira točnost rezultata. Definira se margina dozvoljenog raspona procijenjenih vrijednosti i informacija o labeli. Bitno je da funkcija odgovara tipu problema. Margina se naziva *loss*, *score* ili *greška*. Kod svake metode navedeno je služi li regresiji ili klasifikaciji.

Da bi se postigle dobre performanse učenja neuronske mreže, treba donijeti veliki broj odluka o postavkama (*hyper parameters*). Jedan od hiperparametara je *Epochs* koji navodi maksimalni broj prolaza seta podataka kroz mrežu. Korištenjem naprednog parametra *early stopping* moguće je zaustaviti proces učenja kad se postigne željeni kriterij, što skraćuje vrijeme učenja. Ovo je metoda regulacije koja može spriječiti probleme zbog predefiniranja podataka.

Batch Size definira veličinu „porcije“ podataka koja se jednokratno daje na obradu da bi se spriječilo zagušenje. Vrijednosti *batcha* često se određuju kao višekratnici broja 2. Ako se za procesiranje koristi grafička kartica, *batch* se može povećati od 100 do 1.000.

Optimization Method se koristi za izbjegavanje subjektivne greške ispitivača, tj. minimiziranje *biasa*.

Deep learning model definira se kroz *weight*. Proces nalaženja najboljih *weight* vrijednosti je iterativan proces i traži upis početnih vrijednosti. U prvom sloju ulazne vrijednosti su podaci, a u idućim slojevima oni se umnožavaju s izlaznim vrijednostima prethodnih slojeva. Bira se jedna od dostupnih predefiniranih metoda da bi se ostalo u racionalnom intervalu sukladno zadatku. Ukoliko se *loss* ne smanjuje ili ukoliko se jako sporo smanjuje, treba promijeniti parametar.

Slika 64. Prikaz *Deep Learning* operatora

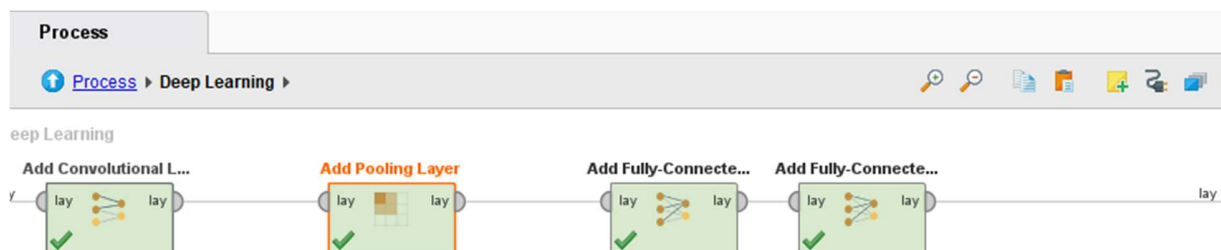
The image shows a 'Parameters' dialog box for a 'Deep Learning' operator. The dialog is titled 'Parameters' and has a close button (X). Below the title bar, there is a lightbulb icon and the text 'Deep Learning'. The parameters are listed in a table-like format with labels on the left and values or controls on the right. Each parameter has a small circular icon with an 'i' next to it, likely for help or information.

Parameter	Value/Control
loss function	Multiclass Cross Entropy (Classif...)
epochs	100
use early stopping	<input type="checkbox"/>
use miniBatch	<input checked="" type="checkbox"/>
batch size	64
updater	Adam
learning rate	0.01
epsilon	1.0E-6
beta1	0.9
beta2	0.999
weight initialization	Normal
bias initialization	0.0
use regularization	<input type="checkbox"/>
optimization method	Stochastic Gradient Descent
cudnn algo mode	No workspace
backpropagation	Standard
infer input shape	<input checked="" type="checkbox"/>
log each epoch	<input checked="" type="checkbox"/>
use local random seed	<input type="checkbox"/>

Izvor: Obrada autora

Unutar *deep learning* operatera se nalaze slojevi kroz koje se radi učenje. Unutrašnjost *deep learning* operatera je prikazana na slici 65. Duboko učenje u našem slučaju se sastoji od 4 operatera od kojih svaki predstavlja jedan sloj dubokog učenja.

Slika 65. Prikaz procesa unutar *Deep learning* operatora



Izvor: Obrada autora

Konvolucijski sloj koristi nasumično pokrenuti *kernel filter* koji se „pomiče“ po podacima. Vrijednosti *kernela* koriste se za određivanje da li je ulazna vrijednost korištena u učenju ili ne, ako nije se odbacuje. Filtriraju se svi dostupni podaci. Kretanje *kernela* može se promijeniti tzv. *stride* mehanizmom kojim se definiraju granice kretanja *filtera*.

Na istom setu ulaznih podataka može se koristiti nekoliko *kernel filtera*. Rezultati takvog filtriranja nazivaju se aktivacijskom mapom. Korištenjem parametra *Number of Activation Map* može se odrediti broj *filtera* koji će se koristiti.

Konvolucijski sloj često prati *pooling* sloj koji agregira vrijednosti iz stvorenih aktivacijskih mapa. Konvolucijski sloj zajedno sa parametrima je prikazan na slici 66.

Slika 66. Prikaz *Convolutional Layer* operatora

The image shows a 'Parameters' dialog box for adding a convolutional layer. The title bar says 'Parameters' with a close button. Below the title bar, there is a header 'Add Convolutional Layer (2) (Add Convolutional Layer)'. The dialog contains several input fields and checkboxes:

- 'number of activation maps': 64
- 'kernel size': 2 and 200
- 'stride size': 1 and 200
- 'activation function': ReLU (Rectified Linear Unit)
- 'layer name': (empty)
- 'use dropout':
- 'overwrite networks weight initialization':
- 'overwrite networks bias initialization':

Izvor: Obrada autora

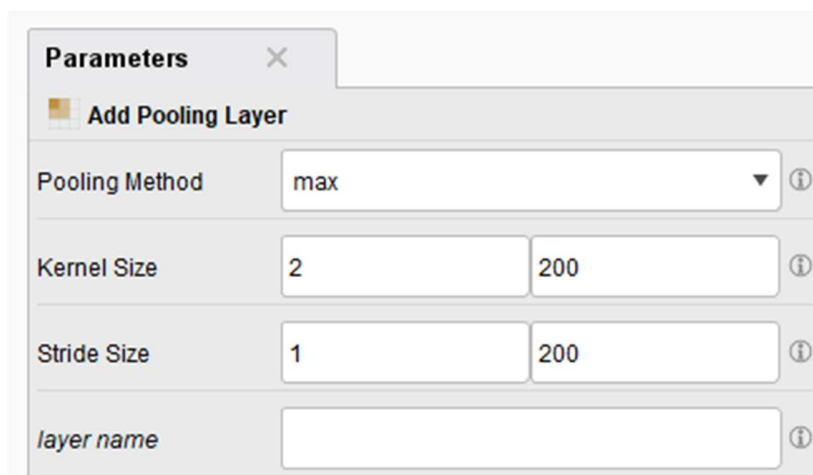
Zadavanje broja aktivacijskih mapa određuje broj puta korištenja *kernel filtera*. Veći broj zadanih aktivacijskih mapa rezultira različitim aktivacijskim mapama, što stvara nove atribute za učenje.

Veličina *kernela* definirana je visinom i širinom, ovisno o broju vektora koji nastaju kao rezultat *Word2vec* modela. Kretanje *kernela* definira se kroz *Stride Size* – korak po korak, po definiranoj veličini *kernela*.

Activation Function bira se kako bi se mreži omogućilo donošenje složenih nelinearnih odluka.

Pooling je tehnika koja se koristi za agregiranje vrijednosti iz agregacijskih mapa kreiranih u konvolucijskim slojevima. Ovo se može učiniti korištenjem različitih metoda. Pooling sloj je prikazan na slici 67.

Slika 67. Prikaz *Pooling Layer* operatora



The image shows a software interface for configuring a Pooling Layer. It features a 'Parameters' window with a close button (X) and a title 'Add Pooling Layer'. The configuration options are as follows:

Parameter	Value
Pooling Method	max
Kernel Size	2, 200
Stride Size	1, 200
layer name	

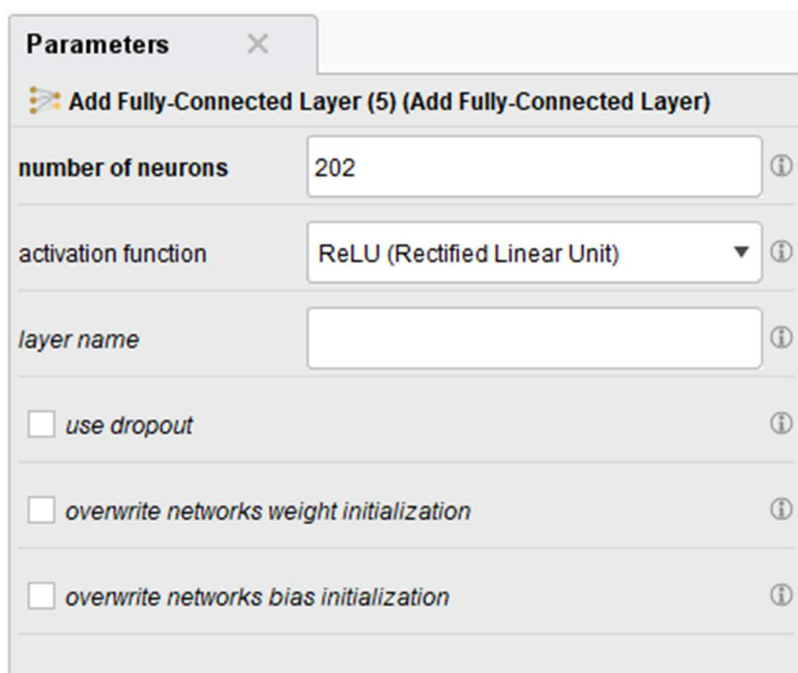
Izvor: Obrada autora

Potpuno povezani sloj (*Fully-Connected Layer*) sastoji se od neurona koji uzimaju u obzir informacije svih neurona prethodnog sloja. Iza toga tzv. aktivacijska funkcija provjerava da li neke podatke treba uzeti u obzir ili ih treba odbaciti. Smatra se da standardna *ReLU* aktivacijska funkcija obično dovodi do najboljih rezultata.

Glavni *Fully-Connected* sloj prikazan na slici 68. ima 202 neurona po preporuci *RapidMiner* zajednice. Preporuka *RapidMiner* zajednice je da se uzme u obzir ukupan broj varijabli koje se nalaze u ulaznim podacima i da se od njega oduzme broj klasa u ulaznim vrijednostima kod nas je to 2 klase (propagadni i *nepropagandi* podaci), a imamo sveukupno 2004 varijable.

Number of Neurons parametar se zbog gore navedenog razloga može uzeti kao razlika broja stupaca i broja predviđenih klasa.

Slika 68. Prikaz *Fully-Connected Layer* operatora



The image shows a 'Parameters' dialog box for a 'Fully-Connected Layer' operator. The dialog has a title bar with a close button. Below the title bar, there is a header section with a gear icon and the text 'Add Fully-Connected Layer (5) (Add Fully-Connected Layer)'. The main area contains several parameters:

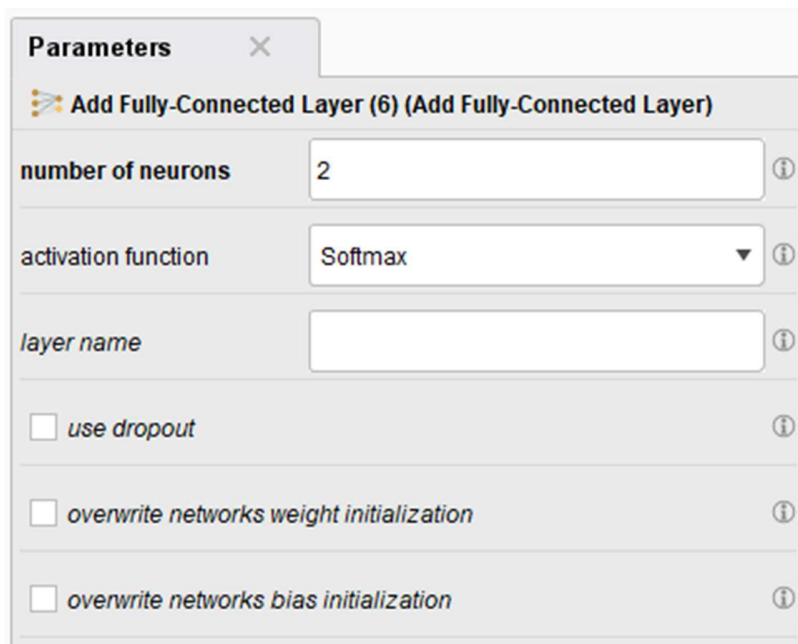
- number of neurons**: A text input field containing the value '202'.
- activation function**: A dropdown menu currently showing 'ReLU (Rectified Linear Unit)'.
- layer name**: An empty text input field.
- use dropout**: A checkbox that is currently unchecked.
- overwrite networks weight initialization**: A checkbox that is currently unchecked.
- overwrite networks bias initialization**: A checkbox that is currently unchecked.

Each parameter field has a small information icon (i) to its right.

Izvor: Obrada autora

Zadnji sloj *deep learning* mreže prikazan na slici 69. u pravilu mora sadržavati *Softmax* funkciju. *Softmax* se bira kao postavka vrijednosti *activation function* parametra u kombinaciji s brojem neurona koji odgovara broju mogućih klasa.

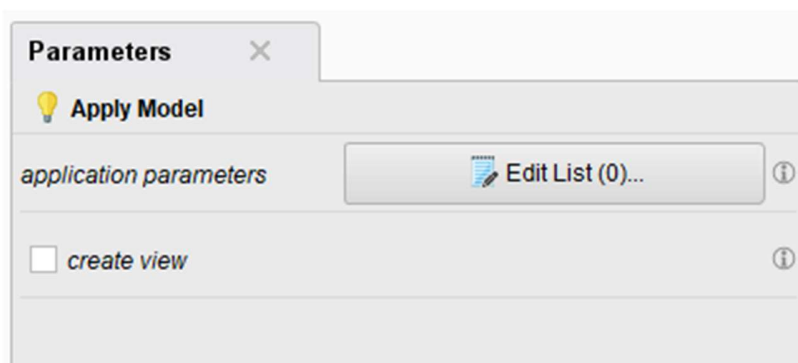
Slika 69. Prikaz *Fully Connected Layer (End layer)* operatora



Izvor: Obrada autora

Apply model operator prikazan na slici 70. se koristi da bi se model naučen kroz duboko učenje mogao upotrijebiti na testnim podacima, te da bi se konačni rezultat mogao mjeriti *performance* operatorom.

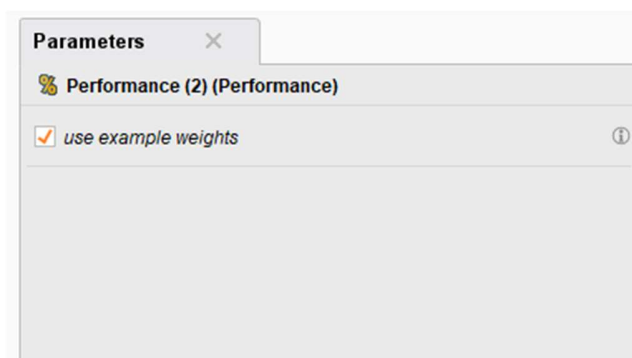
Slika 70. Prikaz *Apply Model* operatora



Izvor: Obrada autora

Ovaj operator na slici 71. se koristi za evaluaciju performansi modela. Ovaj specifičan operator automatski bira najbolje metrike za evaluaciju.

Slika 71. Prikaz *Performance* operatora



Izvor: Obrada autora

4.3 Analiza rezultata

Nakon što *deep learning* završi s učenjem, model se testira uz pomoć podataka za testiranje.

Model dubokog učenja ima ukupnu točnost klasifikacije od 98.72%, kao što je prikazano na slici 72. Od 52.231 ukupnih podataka korištenih za testiranje, model je kao *nepropagandne* riječi kvalificirao njih 27.005 kao sigurno *nepropagandne*, od čega je 669 riječi pogrešno prijavio kao *propagandne*. 24.556 riječi je ispravno kvalificirao kao *propagandne* riječi, a nijednu riječ nije neispravno klasificirao kao *propagandnu*.

Slika 72. Prikaz točnosti rezultata

accuracy: 98.72%			
	true 1	true 2	class precision
pred. 1	27006	0	100.00%
pred. 2	669	24556	97.35%
class recall	97.58%	100.00%	

Izvor: Obrada autora

Model dubokog učenja ima ukupnu ispravnost klasificiranja *propagandnih* riječi od 97.35% kao što je prikazano na slici 73. Kod *propagandnih* riječi je imao preciznost predviđanja od 100%, a kod *nepropagandnih* riječi preciznost predviđanja od 97.35%

Slika 73. Prikaz preciznosti rezultata

The screenshot shows a table with the following data:

	true 1	true 2	class precision
precision: 97.35% (positive class: 2)			
pred. 1	27006	0	100.00%
pred. 2	669	24556	97.35%
class recall	97.58%	100.00%	

Izvor: Obrada autora

Model dubokog učenja ima ukupan odaziv klasificiranja *propagandnih* riječi od 97.58% kao što je prikazano na slici 74. Model je točno klasificirao 97.58% *nepropagandnih* riječi, a kod *propagandnih* riječi klasificirao je njih 100%.

Slika 74. Prikaz odziva rezultata

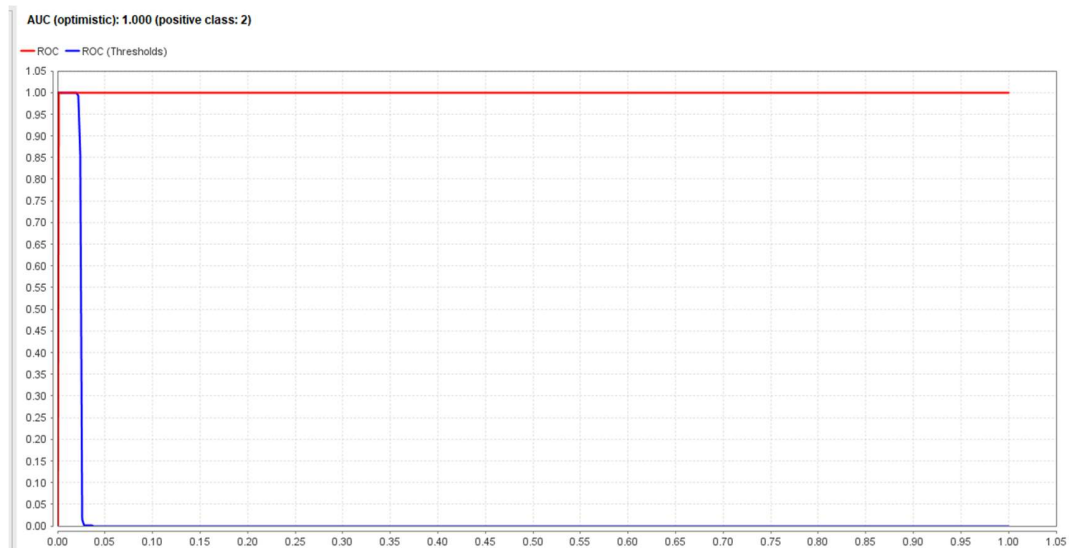
The screenshot shows a table with the following data:

	true 1	true 2	class precision
recall: 100.00% (positive class: 2)			
pred. 1	27006	0	100.00%
pred. 2	669	24556	97.35%
class recall	97.58%	100.00%	

Izvor: Obrada autora

Tijekom evaluacije performansi *Performance* operator je napravio ROC grafikon koji u „optimističnoj“ verziji grafikona prikazanoj na slici 75. prvo prikazuje pozitivne primjere, prije nego što se prikažu negativni. Cilj ROC grafikona je prikazati koliko je model sposoban razlikovati dvije klase: u ovom slučaju *propagandni* i *nepropagandni* tekst.

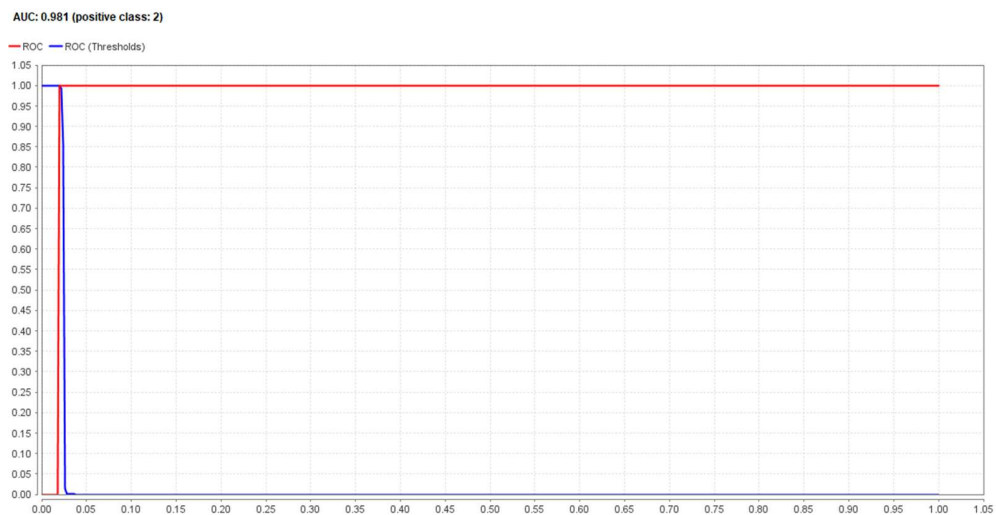
Slika 75. Prikaz ROC (*Optimistic*) rezultata



Izvor: Obrada autora

Tijekom evaluacije performansi *Performance* operator je napravio ROC grafikon koji radi prikaz podataka na temelju prosjeka ROC optimistične i ROC pesimistične krivulje. Grafikon je prikazan na slici 76.

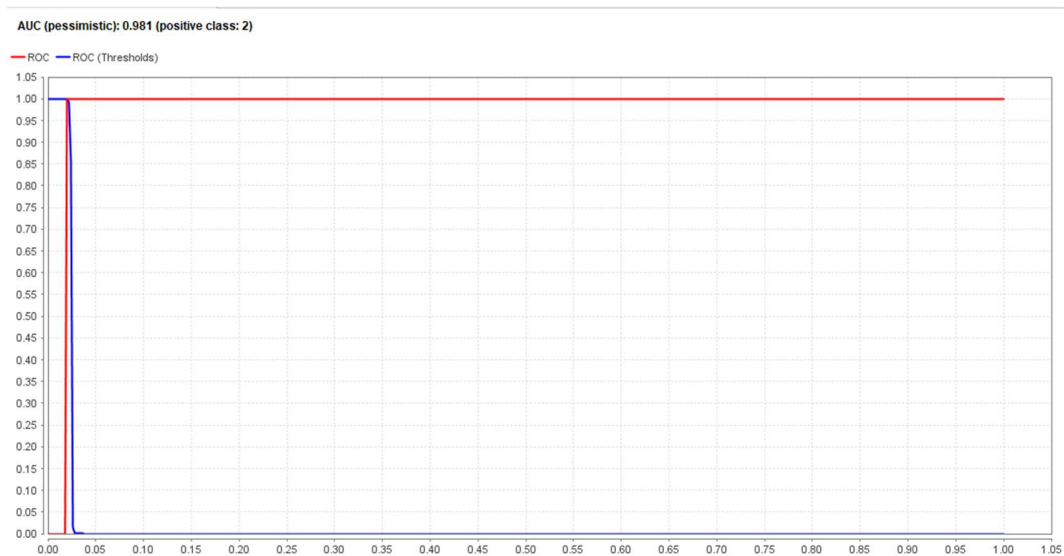
Slika 76. Prikaz AUC rezultata



Izvor: Obrada autora

Tijekom evaluacije performansi *Performance* operator je napravio ROC grafikon koji u „optimističnoj“ verziji grafikona prvo prikazuje negativne primjere. Grafikon je prikazan na slici 77.

Slika 77. Prikaz AUC (pessimistic) rezultata



Izvor: Obrada autora

5. Zaključak

U radu se opisuje pojam *propagande*, njen povijesni razvoj, te se daju primjeri *propagandnog* djelovanja u političkom, poslovnom, državnom i vojnom okruženju. Opisuju se i neke od tehnika *propagandnog* i *astroturfing* utjecaja na tuđe mišljenje radi postizanja vlastitih ciljeva. Razvoj interneta i društvenih mreža drastično je povećao doseg utjecaja svih vrsta *propagande* i *astroturfinga* na javno mnijenje. Golema koncentracija stanovnika pojedinih zemalja na društvenim mrežama, te slaba mogućnost provjere istinitosti različitih članaka i tvrdnji koje se mogu naći na društvenim mrežama dovode, između ostalog, do opasnosti razvoja ekstremističkih stavova i manipulacije javnim mnijenjem.

Za potrebe rada napravljen je model za otkrivanje *propagande* pomoću *RapidMiner* programskog alata. Podaci su prikupljeni pomoću *diffbot web* aplikacije za izvlačenje teksta s *web* stranica. *Propagandni* podaci se sastoje od engleskog teksta s *web* stranica kineske državne agencije Xinhua i od strane kineske države kontroliranog portala CGTN. *Nepropagandni* dio teksta sadrži tekstove s Reutersa i The Hill-a, kao pretpostavljeno politički neutralnijih izvora. Teza autora je da se *propaganda* sastoji najviše od “emocionalnog jezika” koji služi lakšem nagovoru čitatelja na preuzimanje stavova koje promovira *propagandist*.

Tekstovi su izabrani tako da kategorije tema budu što točnije, pa se kategorije teksta dijele na *world, business, politics*.

Na temelju 43.613 redova *nepropagandnog* i 37.503 redova *propagandnog* teksta, te 16.990 redova teksta s društvenih mreža izgrađen je proces u kojem su korištene metode *Word2vec* i analize mišljenja. Pomoću navedenih metoda i dubokog učenja postignut je cilj rada, generiranje novog modela za detektiranje *propagande*.

U prvom procesu uzeti su *propagandni* i *nepropagandni* podaci zajedno s komentarima s Reddit foruma, te su provedeni kroz *Word2vec* model koji je pretvorio svaku riječ u vektore, nakon toga *propagandni* i *nepropagandni* tekst je prošao kroz analizu mišljenja pomoću *VADER* analize mišljenja, te su konačni rezultati analize mišljenja i *Word2veca* spojeni u jedan tekst, nakon toga su se *propagandni* i *nepropagandni* podaci spojili u jedan potpuno procesuirani tekst.

U drugom procesu uzeti su predprocesirani podaci i provedeni su kroz duboko učenje. Kroz slojeve dubokog učenja konačni model je naučio razlike između *propagandnog* i *nepropagandnog* teksta.

Unutar alata može se preuzeti vrlo korisne dodatke koji se mogu koristiti za izradu složenijih procesa. U mnoštvu podataka i informacija potrebno je pronaći način kako što jasnije, brže i kvalitetnije iste obraditi i analizirati te na temelju njih otvoriti nove mogućnosti u radu i poslovanju i rješavati razne probleme.

Što se tiče mjerenja performansi modela, model ima visoku preciznost i točnost što upućuje na kvalitetan i pouzdan model. Iako na rezultate treba nadovezati da ne postoji standardni pristup rješavanja problema uporabom dubokog učenja, pa je zbog toga potrebno metodama isprobavanja odabrati onu koja će dati zadovoljavajuće rezultate i pokazati dovoljan nivo pouzdanosti. Primjerice, u autorovom radu se pokazalo da je promjena uloge (*role*) na atributu povećala točnost i preciznost rezultata za više od 1%. To upućuje na razumijevanje potrebe da se u izradi *RapidMiner* modela eksperimentira promjenom parametara koji se koriste pri dubokom učenju.

Popis korištenih kratica

ANN	Artificial neural networks
API	Application program interface
BOW	Bag of Words
CBOW	Continuous Bag of Words
CIA	Central Intelligence Agency
CNN	Convolutional neural network
DBN	Deep Belief Network
DBSCAN	Density-based spatial clustering of applications with noise
DNN	Deep Neural Networks
FBI	Federal Bureau of Investigation
FPR	False Positive Rate
GAN	Generative Adversarial Network
HTML	Hyper-text markup language
KDD	Knowledge Discovery in Databases
LSTM	Long short-term memory
ML	Machine Learning
NLP	Natural Language Processing
PCA	Principal Component Analysis
POS	Part-of-Speech
RBM	Restricted Boltzmann Machines
RNN	Recursive neural network
ROC	Receiver Operating Characteristic
SA	Sentiment analysis
SAD	Sjedinjene Američke Države
SSSR	Savez Sovjetskih Socijalističkih Republika
SVM	Support Vector Machines
TPR	True Positive Rate
XML	Extensible Markup Language

Literatura

1. Benkler, Y., Faris, R., Roberts, H., *Network propaganda: Manipulation, disinformation, and radicalization in American politics*. Oxford University Press, New York, 2018.
2. Bernays, E. L., *Crystallizing public opinion*, Snowball Publishing Company, Milton Keynes, 2012.
3. Brown, B. D., *Strategic public relations an audience-focused approach*, prvo izdanje, Cengage Learning, New York, 2012.
4. Brown, K., *Agitprop in Soviet Russia*, prvo izdanje, Illinois Wesleyan University, vol. 14, 2013., <https://digitalcommons.iwu.edu/constructing/vol14/iss1/4> (1.9.2020)
5. Cantril, H., *Propaganda Analysis*, treće izdanje, The English Journal, vol. 27, 1938., str. 217-221.
6. Cook, S., *China Central Television: A Long-standing Weapon in Beijing's Arsenal of Repression*, the diplomat, 2019., <https://thediplomat.com/2019/09/china-central-television-a-long-standing-weapon-in-beijings-arsenal-of-repression/> (8.9.2020)
7. Cortes, C., Vapnik, V., *Support-vector networks*, treće izdanje, Machine Learning, vol. 20, 1995., str. 273-297.
8. Cull, N. J., *Selling war: The British propaganda campaign against American 'neutrality' in World War II*, Oxford University Press, New York, 1995.
9. Cutlip, S. M., *The Unseen Power: Public Relations: A History*, Lawrence Erlbaum and Associates, New York, 1994.
10. Demm, E., *Propaganda and Caricature in the First World War*, prvo izdanje, Journal of Contemporary History, vol. 28, 1993., str. 163-192.
11. Deng, L., Liu, Y., *Deep learning in natural language processing*, Springer, Singapore, 2018.
12. Friedlein, J., *The Islamic State battle plan: Press release natural language processing*, Naval Postgraduate School, 2016.
13. Gravel, M. LANSDALE TEAM'S REPORT ON COVERT SAIGON MISSION IN 1954 AND 1955, *The Pentagon papers: The Defense Department history of United States decision making on Vietnam*, the Senator Gravel edition, Beacon Press, Boston, vol. 1, 1971., str. 573-583.

14. Habash, N. Y., Introduction to Arabic natural language processing, prvo izdanje, Morgan & Claypool, San Rafael, 2010.
15. Han, J., Kamber, M., Pei, J. Data mining: Concepts and techniques, treće izdanje, Elsevier/Morgan Kaufmann, Amsterdam, 2012.
16. Herring, G. C., Vietnam War, The Oxford companion to United States history, Oxford University Press, New York, 2001., str. 808
17. Hirst, K. K., What Was the Purpose of the Behistun Inscription, and Who Made it?, 2019, <https://www.thoughtco.com/behistun-inscription-dariuss-message-170214> (1.9.2020)
18. Houlihan, P. J., Was There an Austrian Stab-in-the-Back Myth?, From Empire to Republic: Post-World War I Austria, 2010, str. 67-89.
19. Johnson, D. W., Routledge handbook of political management, prvo izdanje, Routledge, London, 2009.
20. Jurafsky, D., & Martin, J. H., Speech and language processing: An introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition, treće izdanje, Pearson Education, New York, 2009
21. Kinzer, S., The brothers: John Foster Dulles, Allen Dulles, and their secret world war, prvo izdanje, Times Books , New York, 2013.
22. Mesleh, A. M., Support Vector Machines based Arabic Language Text Classification System: Feature Selection Comparative Study. Advances in Computer and Information Sciences and Engineering, 2008., str. 11-16.
23. Mikkonen, S., Radio liberty - the enemy within? the dissemination of western values through us cold war broadcasts, Europe - Evropa. Cross-cultural dialogues between the West, Russia, and Southeastern Europe, Acta Universitatis Upsaliensis, Uppsala University Press, Uppsala, 2010., str. 243-257.
24. Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S., Dean, J., Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality, Proceedings of the Neural Information Processing Systems Conference, str. 3111--3119., 2013
25. Mitchell, W. C., Recent social trends in the United States: Report of the President's Research Committee on Social Trends. McGraw-Hill Book Company, New York, 1933.

26. Mock, J. R., The Creel Committee in Latin America. *The Hispanic American Historical Review*, drugo izdanje, vol. 22, 1942., str. 262-279.
27. Neudert, L. M., Future elections may be swayed by intelligent, weaponized chatbots. *MIT Technology Review*, 2018., <https://www.technologyreview.com/2018/08/22/104087/future-elections-may-be-swayed-by-intelligent-weaponized-chatbots> (1.9.2020)
28. Nowodworski, S. N., *Black propaganda: In the Second World War*, prvo izdanje, Sutton Publishing, London, 2005.
29. Olasky, M. N., Reception of Edward Bernays' Doctrine of "Manipulating Public Opinion, 1984., <https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED245231.pdf> (1.9.2020)
30. O'Neil, C., Schutt, R., *Doing data science: Straight talk from the frontline*, prvo izdanje, O'Reilly Media, Beijing, 2014.
31. Nigam, V., *Understanding Neural Networks. From neuron to RNN, CNN, and Deep Learning. Towards Data Science*, 2018., <https://towardsdatascience.com/understanding-neural-networks-from-neuron-to-rnn-cnn-and-deep-learning-cd88e90e0a90> (9.9.2020)
32. Polonijo, B., *Astroturfing*, Veleučilište u Rijeci, Rijeka, 2018.
33. Puthenthara, M., *Perspectives of Public Relations.*, DC Books, Kottayam, 2012.
34. Reporters without borders, *Xinhua: The world's biggest propaganda agency*, Reporters without borders, 2005., <https://rsf.org/en/reports/xinhua-worlds-biggest-propaganda-agency> (8.9.2020)
35. Roholl, M., *Preparing for Victory. The U.S. Office of War Information Overseas Branch's illustrated magazines in the Netherlands and the foundations for the American Century, 1944-1945.*, drugo izdanje, *European Journal of American Studies*, vol. 7, 2012.
36. Santos, C., Gatti, M., *Deep Convolutional Neural Networks for Sentiment Analysis of Short Texts*, the 25th International Conference on Computational Linguistics, Dublin City University and Association for Computational Linguistics, Dublin, 2014., str. 69-78.
37. Schneier, B., *Bots Are Destroying Political Discourse As We Know It*, 2020., <https://www.theatlantic.com/technology/archive/2020/01/future-politics-bots-drowning-out-humans/604489/> (1.9.2020)
38. Šuman, S., *Sustavi poslovne inteligencije*, Veleučilište u Rijeci, Rijeka, 2017.

39. Tan, P. N., Steinbach, M., Kumar, V., Introduction to data mining, prvo izdanje, Pearson Education, Saint Paul, 2005.
40. Taylor, P. M., Munitions of the mind: A history of *propaganda* from the ancient world to the present era, Manchester University Press, Manchester, 2008.
41. Tye, L., The father of spin: Edward L. Bernays and the birth of public relations, Crown Publishing, New York, 1998.
42. Wang, Y., Various Approaches in Text Pre-processing, Semantic Scholar, 2004, <https://pdfs.semanticscholar.org/c990/3fa06128d8f24208388c7e4abc785d9a8917.pdf> (1.9.2020)
43. Yamei, List of members of the 19th CPC Central Committee, Xinhua, 2017., http://www.xinhuanet.com/english/2017-10/24/c_136702936.htm (8.9.2020)
44. Zheng Zhang. Explorations in Word Embeddings: graph-based word embedding learning and cross-lingual contextual word embedding learning. Computation and Language, Université Paris-Saclay, 2019.

Popis slika

Slika 1. Prikaz rezultata analize komentara koji podržavaju poništavanje zakona	9
Slika 2. POS sveučilišta Pennsylvania	14
Slika 3. CBOW arhitektura modela.....	19
Slika 4. Skip-gram arhitektura modela.....	20
Slika 5. Word2vec Subsampling	21
Slika 6. Algoritam za reprezentaciju riječi kao tokena.....	21
Slika 7. Troslojna umjetna neuronska mreža	23
Slika 8. Ljestvica podataka ovisno o izvedbi modela.....	24
Slika 9. Ponavljanje neuronske mreže s jednom skrivenom jedinicom (lijevo) i njezin razvoj tijekom vremena (desno)	28
Slika 10. LSTM struktura stanica	29
Slika 11. Sekvencijalni model za sekvencijalno generiranje automatskih odgovora na Gmail	30
Slika 12. Model autokodera ima sloj uskog grla sa samo nekoliko neurona.....	31
Slika 13. Izlazi PCA (lijevo) i autoencoder (desno) kada oba pokušaju komprimirati dokumente u dva broja	32
Slika 14. Arhitektura Generative Adversarial Networka.....	33
Slika 15. Uvoz podataka u Rapidminer – Izbor datoteke za uvoz.....	36
Slika 16. Uvoz podataka u RapidMiner – konfiguriranje formata podataka.....	37
Slika 17. Uvoz podataka u RapidMiner – formatiranje stupaca.....	37
Slika 18. Uvoz podataka u RapidMiner – biranje lokacije u repozitoriju za uvezene podatke.....	38
Slika 19. Prikaz uvezenih Reddit podataka	39
Slika 20. Prikaz uvezenih nepropagandnih podataka	39
Slika 21. Prikaz propagandnih uvezenih podataka	40
Slika 22. RapidMiner process zadužen za predprocesiranje podataka.....	41
Slika 23. Prikaz DocProcessNonProp i DocProcessProp podprocesa.....	41
Slika 24. Prikaz NominalToTextNonProp operatera.....	42
Slika 25. Prikaz DataToDocumentsNonProp operatera	43
Slika 26. Prikaz LoopCollectionNonProp operatera	43

Slika 27. Prikaz unutrašnjosti LoopCollectionNonProp operatera.....	44
Slika 28. Prikaz dokumenta koji nastaje obradom kroz LoopCollection operater	44
Slika 29. Prikaz Transform Cases operatora koji se nalazi u LoopCollection operatoru.....	45
Slika 30. Prikaz Tokenize operatora koji se nalazi u LoopCollection operatoru	45
Slika 31. Prikaz Word2vecNonProp operatera.....	46
Slika 32. Prikaz Word2vec rezultata	47
Slika 33. Prikaz procesa sentiment analize nepropagandnog teksta.....	47
Slika 34. Prikaz teksta korištenog za analizu mišljenja.....	48
Slika 35. Prikaz Nominal To Text operatera	48
Slika 36. Prikaz Extract Sentiment operatera	49
Slika 37. Prikaz rezultata sentiment analize	50
Slika 38. Prikaz SplitScoringString operatera	51
Slika 39. Prikaz Select Attributes operatera	52
Slika 40. Rezultat odvajanja scoring_string	52
Slika 41. Prikaz Write CSV operatera	53
Slika 42. Prikaz obrađenih i naknadno uvezenih podataka	53
Slika 43. Prikaz InnerJoin operatera.....	54
Slika 44. Prikaz rezultata InnerJoina na extract sentiment i Word2vec rezultate	55
Slika 45. Prikaz GenerateAttributeNonPropaganda operatora	55
Slika 46. Prikaz RenameSentimentScore operatora	56
Slika 47. Prikaz AppendPropAndNonProp operatora	56
Slika 48. Prikaz rezultata spajanja propagandnih i nepropagandnih podataka pomoću appenda .	57
Slika 49. Stupičasti dijagram koji prikazuje broj propagandnih i nepropagandnih podataka	58
Slika 50. Prikaz TensorPreProcess podprocesa.....	58
Slika 51. Prikaz Generate ID operatera u TensorPreProcessu.....	59
Slika 52. Prikaz SetRoleID operatera u TensorPreProcessu	59
Slika 53. Prikaz SetRole SentenceID operatera u TensorPreProcessu.....	60
Slika 54. Prikaz Select attributes operatora koji uklanja atribut word	60
Slika 55. Podaci spremni za duboko učenje	61
Slika 56. Operator store koji sprema podatke za duboko učenje.....	61

Slika 57. Deep learning proces	62
Slika 58. Deep learning podproces	62
Slika 59. Prikaz Numerical to Polynominal operatora	63
Slika 60. Prikaz SetRoleLabelSentenceID operatora	63
Slika 61. Prikaz SetRoleDOCUMENTIDBatch operatora.....	64
Slika 62. Prikaz SetRoleSentScore operatora.....	64
Slika 63. Prikaz Split Data operatora.....	65
Slika 64.Prikaz Deep Learning operatora.....	67
Slika 65.Prikaz procesa unutar Deep learning operatora.....	68
Slika 66.Prikaz Convolutional Layer operatora	69
Slika 67.Prikaz Pooling Layer operatora.....	70
Slika 68.Prikaz Fully-Connected Layer operatora	71
Slika 69. Prikaz Fully Connected Layer (End layer) operatora.....	72
Slika 70.Prikaz Apply Model operatora	72
Slika 71.Prikaz Performance operatora	73
Slika 72. Prikaz točnosti rezultata	73
Slika 73.Prikaz preciznosti rezultata	74
Slika 74.Prikaz odziva rezultata	74
Slika 75.Prikaz ROC (Optimistic) rezultata	75
Slika 76.Prikaz AUC rezultata.....	75
Slika 77. Prikaz AUC (pessimistic) rezultata	76