UNIVERZITET U BEOGRADU

FAKULTET ORGANIZACIONIH NAUKA

**ZAVRŠNI RAD**

**TEMA:**

Otkrivanje struktura veština za posao pomoću mašinskog učenja i sistema za preporuku

Informacini sistemi i tehnologije

Modul: Poslovna inteligencija

Mentor: Ime i prezime studenta:

Doc.dr Miloš Jovanović Boris Fidler

2017/3124

Beograd 2018.

Komisija koja je pregledala rad kadndidata

Boris Fidler

pod naslovom

Otkrivanje struktura veština za posao

pomoću mašinskog učenja

i sistema za preporuku

i odobrila odbranu:

dr Miloš Jovanović, docent, mentor

page3image5878864

dr Milan Vukićević, docent, član komisije

page3image5878864

dr Slađan Babarogić, vanredni profesor, član komisije

page3image5878864

Apstrakt

Ljudski resursi predstavljaju jedan od najbitnijih faktora u jednoj organizaciji. Da bi omogućili da bude zaposlen kvalitetan kadar, neophodno je da svako radno mesto i njegove potrebe budu detaljno analizirani. U ranijim periodima to je bio posao koji se “ručno” radio time što bi zaposleni u odeljenju bili u komunikaciji sa menadžerima odeljenja koja otvaraju pozicije kako bi definisali potrebe novootvorenog radnog mesta. Zatim bi na osnovu primljenih radnih biografija radili selekciju i dalje korake, kako bi se došlo do idealnog kandidata. Dolaskom ere kompijuterskih tehnologija i interneta, količina podataka potrebnih za obradu je prevazišla ono što bi se smatralo mogućim za obradu od strane čoveka, neophodno je bilo uključiti i neku vrstu softvera koja bi pomogla u tome. Odeljenje za ljudske resurse se godinama oslanjalo i bilo ograničeno na obradu ponuda kandidata preko osnovnih menadžerskih aplikacija međutim njih su zamenili, ili bolje rečeno, njima je pomoglo uključivanje sistema za preporuku.

U ovom radu će biti prikazana analiza sistema za preporuku uz pomoću kojih će proces pravljenja oglasa i regrutacija potencionanih kandidata bili umnogome olakšani. Uvodni deo rada će opisati proces regrutacije kakav je bio pre i nakon Internet ekspanzije.

Drugi deo rada će biti posvećen opisu trenutnih najvećih sistema koji se bave spajanjem poslodavaca i kandidata. Rad će se takođe baviti pregledom oblasti iz relevantne literature, prikazom prethodnih i srodnih istraživanja i njihovih zaključaka. Takođe će biti definisani kriterijumi potrebni za uspešno određivanje veština potrebnih za određeni posao. Nakon određivanja algoritama i razumevanja podataka na osnovu zadatih kriterijuma biće prezentovan rezultat kao i zaključak sprovedenog istraživanja. Cilj rada jeste da primenom sistema za preporuku omogući otkrivanje strukture sličnosti između veštine, grupe veština, opisa poslova (u formi slobodnog unosa), i veze između tih veština kako bi se poboljšao proces zapošljavanja kao i proces razvoja karijere za pojedinca. Sistem će dati uvid na sve relevatne veštine za određene poslove i time pomoći poslodavcu da pronađe pravog zaposlenog, a onome ko traži posao omogućiti da stekne prave veštine koje bi mu obezbedile posao.

U poslednjem delu ovog rada prikazani su rezultati i benefiti dobijeni projektovanjem ovog modela, kao i zaključci sprovedene analize.

Abstract

Human resources are one of the most important factors in an organization. In order to enable a high-quality grade of people to be employed, it is necessary that each workplace and its needs be thoroughly analyzed. In earlier periods, it was done as a "manual" or better said “by hand” job, that would have employees in the department communicate with department managers that open positions, to define the needs of a newly created job opening. Then, on the basis of the received working biographies, the selection and further steps would be made to arrive at the ideal candidate. With the advent of era of computing technologies and the Internet, the amount of data required to process has outperformed what would be considered possible for human processing, it was necessary to include some kind of software to help it. The HR Department has relied on, for years, limited processing of bids from candidates through basic managerial applications, but they have been replaced or, better to say, helped to include a recommendation system.

In this paper will be presented an analysis of the recommendation system by means of which the process of making advertisements and recruitment of potential candidates will be greatly facilitated.The introductory part of the paper will describe the recruitment process as it was before the Internet expansion and after.The second part of the paper will be devoted to the description of the current largest systems dealing with the merging of employers and candidates.

The work will also deal with the review of areas from the relevant literature, the presentation of previous and related research and their conclusions.It will also define the criteria needed to successfully determine the skills required for a specific job.After determining the algorithms and understanding the data based on the given criteria, the result will be presented as well as the conclusion of the conducted research.The aim of the paper is to enable the recommendation system to reveal the structure of similarities between skills, skills group, job descriptions (in the form of free entry), and the links between these skills in order to improve the employment process as well as the process of career development for the individual. The system will give insight into all the relevant skills for specific jobs and thus help the employer find the right employee and allow the job seeker to acquire the right skills to secure the job.

The last part of this paper presents the results and benefits obtained by designing this model, as well as the conclusions of the conducted analysis.

BIOGRAFIJA

e-mail: [borisfiddler@gmail.com](mailto:borisfiddler@gmail.com)

Lični podaci:

* Ime: Boris
* Prezime: Fidler
* Datum i mesto rođenja: 28.05.1987., Beograd, Zvezdara

Obrazovanje:

* Elektrotehnička škola “Rade Končar”, Beograd
* Osnovne akademske studije, Fakultet organizacionih nauka, studijski program: Informacioni sistemi i tehnologije
* Master studije, Fakultet organizacionih nauka, studijski program: Informacioni sistemi i tehnologije, modul: Poslovna inteligencija

Radno iskustvo:

* 2008-2012 , IT Tehnical Support Officer u Rkeeper, Srbija
* 2016-2017 , Data Governance Officer u Unicredit Srbija, Srbija
* 2017-2018, Software Developer u Unicredit Srbija, Srbija
* 2018-traje, RPA Developer u Nielsen, Srbija

Dodatne kvalifikacije:

* 2017, SAS Programing 2 – Data manipulation techniques , SAS institute, Srbija
* 2017, SAS Data integration Studio 2 – Additional topics, SAS institute, Srbija
* 2018, Advanced PL/SQL Programing, Oracle, Srbija

Lista slika i dijagrama

[Slika 3‑1 Skup reči u nizu predstanja recnik, dok skup svih rečnika čini jezik 15](#_Toc527897160)

[Slika 3‑2 Razlika između sistema za preporuku zasnovanog na sadradnji u odnosu na onog zadnovanog na sadržaju 19](#_Toc527897161)

[Slika 3‑3 Poređenje klasifikacije i sistema zasnovanog na saradnji 21](#_Toc527897162)

[Slika 3‑4 Određivanje sličnosti između dokumenata na osnovu cosinusa njihovih vektorski reprezentacija 24](#_Toc527897163)

[Slika 4‑1 Prikaz uzorka podataka sa “dice.com” takmičenja 26](#_Toc527897164)

[Slika 4‑2 Države sa najvećim brojem otvorenih mesta 27](#_Toc527897165)

[Slika 4‑3 Veštine i opis posla nakon primene mašinske obrade prirodnog jezika 28](#_Toc527897166)

[Slika 4‑4 TF-iDF urađen nad opisom posla 29](#_Toc527897167)

[Slika 4‑5 TF-iDF urađen nad veštinama 29](#_Toc527897168)

[Slika 4‑6 Poslovi koji su najsličniji na osnovu veština 30](#_Toc527897169)

[Slika 4‑7 Iterakcije korisnika sa otvorenim poslovnim pozicijama 30](#_Toc527897170)

[Slika 4‑8 Diskretizacija korisničkih interakcija 31](#_Toc527897171)

[Slika 4‑9 Korisnici sa preko 25 interakcija 31](#_Toc527897172)

[Slika 4‑10 Interakcije sa preko 25 interakcija od strane korisnika 31](#_Toc527897173)

[Slika 4‑11 Prikaz uravnotežene raspodele interakcija 32](#_Toc527897174)

[Slika 4‑12 Prikaz podele podataka na tesitranje i trening 32](#_Toc527897175)

[Slika 4‑13 Preciznost sistema za preporuku za sve korisnike 33](#_Toc527897176)

[Slika 4‑14 Preciznost sistema za preporuku za pojedinačne korisnike 34](#_Toc527897177)

[Slika 4‑15 20 najrelevantnijih veština za korisnika 34](#_Toc527897178)

[Slika 4‑16 20 poslova sa kojima je korisnik zaista imao interakciju 35](#_Toc527897179)

[Slika 4‑17 20 poslova preporučenih sistemom za preporuku 35](#_Toc527897180)

[Dijagram 3.2‑1 Zip-ov zakon distribucije reči u prirodnom jeziku 17](#_Toc527881498)

[Dijagram 3.4‑1 Količina pretrage na “Google.com” na godišnjem nivou 22](#_Toc527881499)

[Dijagram 4.1‑1 Najtraženiji poslovi koji su u ponudi 26](#_Toc527881500)

[Dijagram 4.1‑2 Kompanije sa najvećim brojem otvorenih mesta 27](#_Toc527881501)

**Sadržaj**

[1 Uvod 6](#_Toc527901991)

[1.1 Dosadašnji najvažniji rezultati u zadovoljavanju potreba u predmetnoj oblasti 7](#_Toc527901992)

[1.2 Ciljevi i formulacija problema 8](#_Toc527901993)

[1.3 Ciljna grupa i lična motivacija 9](#_Toc527901994)

[2 Pregled stanja u predmetnoj oblasti 10](#_Toc527901995)

[2.1 Upravljanje ljudskim resursima 11](#_Toc527901996)

[2.2 Proces regrutacije i selekcija kandidata 12](#_Toc527901997)

[2.3 Veštine kao deskriptor poslova u IT industriji 13](#_Toc527901998)

[3 Problem istraživanja i metodologija 13](#_Toc527901999)

[3.1 Mašinska obrada prirodnog jezika 14](#_Toc527902000)

[3.2 Zip-ov zakon 15](#_Toc527902001)

[3.3 Sistemi za preporuku 17](#_Toc527902002)

[3.3.1 Sistemi za preporuku zasnovani na sadržaju 19](#_Toc527902003)

[3.3.2 Sistemi za preporuku zasnovani na saradnji 20](#_Toc527902004)

[3.3.3 Hibridni sistemi 21](#_Toc527902005)

[3.4 TF-IDF 21](#_Toc527902006)

[3.5 Kosinusna sličnost između vektora 23](#_Toc527902007)

[3.6 Razvoj modela 24](#_Toc527902008)

[4 Rezultati istraživanja i diskusija 25](#_Toc527902009)

[5 Zaključak 36](#_Toc527902010)

[Reference 37](#_Toc527902011)

# Uvod

Proces regrutacije zaposlenih jeste centralna funkcija odeljenja ljudskih resursa pošto upravo ti novozaposleni postaju faktor u proizvodnji nove vrednosti. Ukratko cilj jeste da proces regrutacije da na svom izlazu novozaposlenog radnika koji će za to preduzeće doneti najveću vrednost.

Sa aspekta poslodavca to podrazumeva pravljenje pozicije koja je okarakterisana nizom zahteva u vidu obrazovanja, kurseva i verovatno najbitnije veština za uspešno obavljanje posla. Kako bi se ostvarili postavljeni ciljevi, zadaci i misije organizacije od velikog je značaja osigurati potreban broj zaposlenih sa odgovarajućim sposobnostima i kvalifikacijama.

Popunjavanje radnih mesta počinje procesom privlačenja, odnosno regrutovanja ljudskih resursa, a nastavak procesa je odabir, odnosno selekcija kandidata. Da bi se to uradilo, pre svega je neophodno otvoriti nove pozicije i u njima definisati potrebne veštine koje kandidat treba da ima kako bi uspešno obavljao posao.

Često imamo situaciju u kojoj naziv pozicije ima dvosmislen naziv ili čak pogrešan opis potreba tog posla i veština koje su potrebne za njega. Jedan od načina da se to prevaziđe bi bio da se grupe poslova sortiraju na osnovu naziva. Primenom mašinskog učenja i algoritama takav proces se može unaprediti i ubrzati time što ne bi radio samo analizu naziva pozicija već i veština koje su navedene u okviru njih. Ponavljanje termina među veštinama može ukazati na one koji najbolje opisuju taj posao, ali takođe i da izdvoji opšte od naročitih. Tako odrađena analiza bi u perspektivi mogla da bude aplikova i na većem skupu podataka sa podjednako dobrim rezultatima.

## Dosadašnji najvažniji rezultati u zadovoljavanju potreba u predmetnoj oblasti

Potraga za poslom započinje procesom u kome pojedinci traze zaposlenje u sferi koja najviše odgovara njihovim kriterijumima i sposobnistima. Sa druge strane, pronalaženje odgovarajućeg kandidata je ključni zadatak za odeljenje ljudskih resursa. Oni na osnovu potrebe kompanije otvaraju pozicije, vrše selekciju i na kraju obezbeđuju kvalitetan kadar. Oba problema, traženja posla i traženja zaposlenog, se svode na isto u smislu da se radi o kontinuiranom procesu i komunikaciji između njih, koja kao rezultat može obezbediti odgovarajućeg novozaposlenog za kompaniju i posao za pojedinca koji je u potrazi sa poslom. (Domeniconi, Moro, Pagliarani, & Pasolini, 2016)

Informacione tehnologije su u proteklim godinama promenile način na koji ljudi dolaze do zaposlenja kao i način na koji rade uopste. Sprovedeno istraživanje top 1000 kompanija u Nemačkoj pokazalo je da je pojava interneta zamenila štampane medijume oglašavanja kao glavni kanal za regrutaciju. Sa oko 78% upraznjenih mesta koja su objavljena na sajtovima kompanija i 49% novootovrenih pozicija koje su oglašene putem internet portala za zapošaljavanje dolazimo do zaključka da su kanali putem interneta daleko nadmašili starije načine oglašavanja štampanim putem. Takođe istraživanje kaže da se procenat zaposlenja putem interneta 2004.godine podigao za 58%. (Malinowski, Keim, Wendt, & Weitzel, 2006)

Sve veći broj onih koji traže posao danas to čine upravo tako što dele svoja akademska dostignuća i profesionalne informacije putem interenta. U isto vreme kompanije sve brže prihvataju svet u kome se proces regrutovanja dešava “online”. Na osnovu istraživanja “Jobvite”, 68% online ljudi koji traže posao su diplomci ili post-diplomci, dok 94% poslodavaca koriste ili planiraju da krenu da koriste društvene mreže za regrutovanje novozaposlenih. (Jobvite, 2013)

Ako se uzme samo pretraga na “Google.com” oko 300 miliona pretraga po mesecu, tj.oko 30%, je upravo u vezi sa zapošaljavanjem. (Patel, Kakuste, & Eirinaki, 2017)

## Ciljevi i formulacija problema

Platforme za zapošaljavanje putem interneta polako postaju primarni kanal za oglašavanje i pronalaženje kandidata za većinu kompanija. Dok je takav pristup omogućio da se vreme pronalaženja mogućih kandidata smanji kao i da se značajno umanje troškovi u smislu mesta za oglašavanje, problem tradicionalnih načina je nastavio da postoji.

Pristup logičkog operatora pretrage je jedan od njih gde se sistemom samo direktnog poklapanja dolazilo do određenih kandidata što je prouzrokovalo da mnogi propuste svoju šansu da budu izabrani. Sistemi preporuke imaju za cilj da upravo taj nedostatak nadomeste i da omoguće poslodavcima da dođu do idealnih kandidata. Da bi se to ostvarilo postoje različiti načini kako se uz pomoć sistema za preporuku upravo može doći do željenih rezultata.

Pronalazenje pravog kandidata “ručno” je dugotrajan i mukotrpan proces, stoga su izmišljene metode koje pomažu u ovom procesu pod nazivom sistem za preporuku za pronalaženje poslova što se tiče mogućih kandidata tj. sistema za regrutovanje sa aspekta poslodavaca.

Odeljenje ljudskih resursa ima zadatak za napravi selekciju kandidata sa odgovarajućim veštinama koje su tom preduzeću zaista i potrebni. Koncept veštine je od izuzetnog značaja zato što u mnogim slučajevima može mnogo bolje da oslika potrebu poslodavca ili onoga što mogući kandidat može da ponudi, nekada i bolje od recimo diplome ili završenog kursa.

Danas, ako izuzmemo posebno pravljene programe unutar preduzeća iliti “in-house”, društvene mreže poput LinkedIn, Facebook, Twitter, Dice.com i sl. igraju jako bitnu ulogu u procesu regrutovanja zbog informacija koje su dostupne na tim mrežama. (Domeniconi, Moro, Pagliarani, & Pasolini, 2016)

## 1.3 Ciljna grupa i lična motivacija

U novijem dobu gde se dešava ekspanzija digitalnih podataka i pojavljuju e-platforme za zapošljavanje neohodna je reorganizacija načina na koji kompanije obavaljaju određene aktivnosti u određenim sferama. Jedna od tih je bila sfera regrutacije.

Postavljanje poslovnih ponuda na internet stranicama kompanija se uglavnom vršilo na delu stranice pod nazivom “Karijera” (“Carrier”). Zainteresovani bi odlazili na te stranice i aplicirali putem neke online prijave. Međutim vremenom su se razvile i platforme specijalno dizajnirane za proces regrutacije tj. zapošaljavanja. Na tim mestima su zainteresovani mogli da naprave svoj profil koji bi zatim popunili ključnim informacijima u vezi sa njihovim školovanje, prethodnim iskustvom i veštinama koje poseduju. Nakon toga bi, ukoliko bi se otvorila nova pozicija, imali mogućnost da apliciraju na istu i time steknu šansu u budućem zaposlenju. Nažalost ovakav sistem je bio održiv samo u ranijim fazama interneta. Trenutna situacija je bila takava da bi za određenu poslovnu ponudu stizale hiljade odgovora tj. apliciranja. Iz ovoga se stvorila potreba za sistemima za preporuku.

Sa druge strane, čak i traženje posla je nekada mogla biti iscrpljujuća aktivnost. Najčešći pristup bi bio da se uz pomoć par ključnih reči izvrši pretraga na stranici potencionalnog poslodavca. Rezultat pretrage bi vratio listu poslova koji sadrže neku od tih reči. Nažalost takav rezultat nije garantovao da bi kandidatu odgovarao posao na osnovu njegovih sklonosti i znanja.

Ovaj rad može poslužiti obema stranama, u smislu da za poslodavca znači da može postaviti oglas sa najrelevantnijim veštinama i zahtevima za taj posao, dok kandidat može u svakom trenutku biti upoznat sa nivoom kompleksnosti posla na traženim pozicijama. To znači da bi obe strane profitirale, zato što bi sistem za preporuku alalizom strukture traženih veština pomogao potencionalnim kandidatima da steknu prave veštine koje bi im obezbedile posao.

# Pregled stanja u predmetnoj oblasti

Odeljenje za ljudske resurse se godinama oslanjalo i bilo ograničeno na obradu ponuda od kandidata preko osnovnih menadžerskih aplikacija. Sa ekspanzijom količine podataka na internetu i uopšte podataka u digitalnom formatu i razvojem e-biznisa zahtevalo je određenu reformu načina na koji su kompanije do tog trenutka obavljale proces regrutacije. Platforma za regrutovanje putem interneta jeste jedna od najušpesnijih otkrića putem koje se poslodavci i kandidati otkrivaju. Ovakve platforme su doživele pravu ekspanziju zbog sve težeg procesa regrutovanja novih potencijala. Za svaki postavljen oglas za posao, hiljade biografija se svakodnevno može poslati za otvorene pozicije. Analogno tome takođe postoji ogroman broj radnih biografija koje polako postaju dostupne online.

Takava ogromna količina dostupnih informacija u vidu poslovnih ponuda, njihovih zahteva kao i radnih biografija je postala odlično mesto za unapređenje kvaliteta u smislu količine poklapanja zahteva i ponude. Naravno taj kvalitet je ostao na niskom nivou zbog pristupa logičkog operatora (“true-false”), a time velike količine podataka i šansi za dobro poklapanje ostaju neiskorišćeni. Iz toga se stvorila potreba za korišćenjem mašinskog učenja kao i sistema za preporuku kako bi poslodavaci uspešno mogli da obrade ogromne količine podataka brzo i efikasno. Svakako rešenje nije moguće ostvariti u kratkom roku i sami sistemi za preporuku predstavljaju izazov u polju istraživanja koje se i dalje razvija.

Kako bi se ta ideja dalje razvijala u ovom radu ćemo se baviti nekim problemima i potencionalnim rešenjima za unapređenje sistema za preporuku kod otkrivanja veština potrebnih za sam posao.

Jedan od načina bio je da se nadgledanim mašinskim učenjem približimo rešenju. Tehniku koju su I. Paparrizos i B. Cambazoglu primenili jeste da uzmu sva prethodna zaposlenja koje je kandidat imao kao i podatke koji su u direktnoj korelaciji sa kandidatom i sa time predvide koji bi njegov sledeći posao mogao da bude, koristeći “Weka machine-learning” set alata. (Paparrizos, Cambazoglu, & Gionis, 2011)

Mašinsko učenje je pokazalo svoj potencijal u unapređivanju individualnih veština kako u menadžmentu tako i u razvoju. Platforme pružaju kalibrirano vođstvo bez učešća čoveka i time štede na vremenu ali takođe daju mogućnost da veći broj ljudi može brže da napreduje. „Workday“ je primer takve komapnije koja pravi personalizovane sisteme za preporuku u vidu treninga na osnovu potreba same kompanije, tržišta kao i osobina samog zaposlenog. (Faggella, 2017)

Jan Luts, senior data scientist je sa svojim kolegama u kompaniji „The Search Party“ razvio program koji ima za cilj da istraži i iskoristi metodologiju dubokog učenja („deep learning“) kako bi uspešno izvukao potencionalno znanje iz podataka o kandidatima i time zadovoljili tržište time što bi zaposlili uspešno odgovarajuće pozicije. Oni su radili sa 10 miliona pozicija is Engleske, Novog Zelanda, Kanade i Australije za period od 2014 do 2016 godine. Istraživanje im je variralo od predviđanja naziva poslova na osnovu opisa posla, pronalaženja sličnih poslova kao i pronalaženje ključnih reči koje opisuju neki posao. (Luts, 2017)

Peronalizovani sistemi kao što su sistemi za preporuku su u proteklim godinama privukli pažnju velikog broja istraživača. Od kada se termin “Sistemi za preporuku” prvi put pojavio u izdanju magazina “Communications of the ACM“ vreme i istraživanje je uloženo kako bi se takvi sistemi poboljšali i učinili pouzdanijim. Jedan deo istraživača se fokusirao na spajanje sistema za preporuku na osnovu sadržaja sa sistemom za preporuku na osnovu saradnje kako bi se prevazišao problem oskudnosti podataka dok su se drugi okrenuli ka dimenzionalnoj redukciji korisnik-podatak matrice koja je prisutna u sistemima za preporuku zasnovanim na saradnji. (Resnick & Varian, 1997)

## Upravljanje ljudskim resursima

Svaka organizacija ima potrebu za ljudima, ali i ljudi imaju porebu da budu deo oragnizacije, kako bi zajedničkim delovanjem ostvarili zadate ciljeve poslovanja. Svaka strategija poslovanja, neminovno polazi od ljudskog kapitala, koji ima najvažniju ulogu u procesu rada. Kako tehničko-tehnološke, ali i društvene promene, zahtevaju različite profile kadrova, nivo zahtevanog obrazovanja zaposlenih se povećava, a s druge strane, sve veća podela rada uslovljava stručne specijalizacije, što dovodi do ograničene mobilnosti ljudskih resursa. Planiranje rasta i razvoja organizacije mora da bude prožeto nastojanjima da se obezbedi potrebna strukutura zaposlenih, dok su ljudski resursi upravo i inicijator rasta i ostalih promena u poslovanju organizacije.

Kako su kadrovi u osnovi stub svakog poslovanja, njihovo planiranje mora da bude deo strategije rasta organizacije, a kako bi se ostavrila veza između planiranja razvoja kadrova i poslovne strategije, moraju da postoje osnovni nivoi planiranja. (Petković, 2014)

Aktivnosti sektora za ljudske resurse su: planiranje ponude i tražnje za ljudskim resurisma, analiza posla, regrutovanje potencijalnih kandidata, selekcija kandidata i njihova socijalizacija po prijemu na rad, ocenijivanje performansi zaposlenih, njihova obuka i razvoj karijere, nagrađivanje, radni odnosi i kolektivno pregovaranje, upravljanje procesom napuštanja organizacije, zdravlje i bezbednost zaposlenih na radu i ostalo.

## Proces regrutacije i selekcija kandidata

Kada se spomene proces regrutacije misli se na privlačenje potencionalnih kandidata u određenom vremenskom roku i u broju koji je predviđen sa odgovarajućim kvalifikacijama da se prijave za posao unutar organizacije.

Ekonomsko stanje zemlje određuje uslove i značajno može da utiče na mogućnost organizacije da privuče kvalitetan kadar. Ukoliko se radi o stabilnoj ekonomskoj situaciji, sa niskim nivoom nezaposlenisti, tada postoji verovatnoća da će organizacija morati da se takmiči sa drugim sličnim organizacijama kako bi privukla one vredne zapošljavanja. Ako se ipak radi o slabijoj ekonomiji dolazi se do situacije, gde ukoliko postoji visoka nezaposlenost, veliki broj prijava može stići na otvorenu poziciju sa samo par onih koji zaista ispunjavaju kriterijume poslovnih zahteva novootvorenog radnog mesta.

Način na koji će kompanije oglasiti svoje pozicije varira od angažovanja eksternih firmi koje traže zaposlene za određeni procenat, do postavljanja oglasa na sajtu kompanije ili novina. Takođe postoje varijante stažiranja kako bi se procenio kvalitet kadra. Međutim najznačanije promene u procesu regrutacije su one koje su nastale pojavom i upotrebom online sistema regrutacije.

U današnje vreme mnoge organizacije postavljaju otvorene pozicije na posebnim lokacijama na interenetu poput “Carrier Builder”, ”Monster.com”, ”Linedin.com”, ”dice.com” i sl. time kompletno prelazeći na elektronski način regrutovanja. To naravno nije bez razloga urađeno, već je posledica prednosti koje takav sistem sa sobom donosi, poput nižih cena oglašavanja, lakoće i brzine postavljanja kao i šireg skupa ljudi, do kojih je mogće doći, nego što bi to bilo sa starijim sistemima. (Gusdorf, 2008)

Onima koji traže posao ovo takođe olakšava zato što u jednom danu mogu poslati svoje radne biografije i time aplicirati na više mesta. Ovo nažalost stvara probleme u odeljenju ljudskih resursa, jer zbog povećanog obima prijava moraju napraviti selekciju onih koji ne zadovoljavaju kriterijumom potrebe otvorene pozicije. Međutim, kako se veštine i kvalifikacije danas sve više razvijaju i postoji citav dijapazon istih, postoji uvek šansa da neki kandidat nije uzet u obzir iako je odgovarao. Cilj i svrha ovog rada je da se ovakve situacije izbegnu koristeći sistem za preporuku.

## Veštine kao deskriptor poslova u IT industriji

Za mnoge ljude, znanje i veštine predstavljaju slične koncepte koji se svakodnevno koriste da bi se opisale kopetencije pojedinca. Naravno istina je da su to jako različiti koncepti, koji imaju ipak neke sličnosti.

Znanje je informacija koju pojedinac dobija kroz različite aktivnosti poput čitanja, slušanja, dodira i sl. Koncept znanja se odnosi na upoznatost sa oblašću i njenim teoretskim konceptima. Takvo znanje se može prenositi sa jedne na drugu osobu.

Veštine sa druge strane nije moguće prenositi zato što su one u osnovi primenjeno znanje u određenoj situaciji. One se razvijaju kroz vežbu i kao takve zavise isključivo od pojedinca u kojoj će meri biti iskorišćena. I u tome se krije suštinska razlika zato što je znanje teoretsko, a veštine predstavljaju praktično primenjeno znanje.

Ovakvo saznanje se lako može primeniti i u procesu zapošljavanja. Pojedinac može biti upoznat sa osnovnim konceptima koji posao zahteva, ali ne mora nužno imati sve potrebne veštine. Naravno prilikom razvijanja veština posledično tome se šire i znanja koje individua može imati. Ako uzmemo primer inženjera za avione, on poseduje sva znanja o principu leta i samog aviona međutim nema veštine koje su potebne da bi bio pilot. (Boulet, 2015)

# Problem istraživanja i metodologija

U ovom radu će biti izvršeno istraživanje struktura različitih veština koje se traže, otkrivati faktori i hijerarhija veština, sve sa ciljem boljeg razumevanja skupa potrebnih veština za zapošljavanje, i preporučivanje neophodnih veština.

Uzorak podataka predstava deo od 4.6 miliona oglasa za posao koje su izvučene od jednog od najvećih američkih sajtova za pronalaženje poslova u svetu informacionih tehnologija ”dice.com”. (PromptCloud, 2017)

Dodatno, analiziraće se i tekstovi oglasa, i izvlačiti liste veština koje najbolje opisuju ponude. U poslednjem koraku se, uz pomoć sistema za preporuku zasnovanih na sadržaju, predlažu veštine za posao, po principu da slični poslovi imaju slične zahteve tj. zahtevane veštine.

## Mašinska obrada prirodnog jezika

Svakodevno, ljudi razmenjuju hiljade reči koje drugi ljudi mogu da interpretiraju na različite načine. Jednostavnije rečeno radi se o komunikaciji, ali naravno uvek treba imati na umu da reči mogu imati mnogo dublje značenje u zavisnosti od konteksta. Mašinska obrada prirodnog jezika (“Natural Language Processing – NLP”) se fokusira na konteksutalni patern, pre nego na vokalni način na koje su reči izgovorene. (Mills, 2018)

Mašinska obrada prirodnog jezika je u svojoj osnovi forma veštacke inteligencije koja analizira ljudski jezik. Postoje varijeteti međutim sve imaju zajedničku osobinu, a to je da predstavljaju tehnologiju koja pomaže mašinama da razumeju naš jezik, pa čak i da komunicijaju sa nama koristeći naš jezik. Kao izvor za svoja saznanja, ona koristi različite dicipline uključujući računarske nauke i računarsku lingvistiku u svom zadatku, koji je smanjenje jaza između ljudske komunikacije i razumevanja od strane računara. (SAS, 2018)

Kao ljudi mi pričamo jezikom koji je nama poznat međutim jezik računara je mašinski jezik koji je nama nerazumljiv. Na svom najnižem nivou, mašine komuniciraju na osnovu jedinica i nula u vidu signala. Od vremena kada su se podaci spuštali na magnetnu traku do današnjeg vremena gde većina modernih uređaja poseduje neku vrstu personalnog asistenta koji je takođe, naravno, digitalni. Upravo je mašinska obrada prirodnog jezika omogućila računarima da čitaju tekstove, razumeju govor, interpretiraju ih i iz toga izvuku delove koji su od značaja.

Svoju istoriju je započela 1950. godine kao mešavina veštacke inteligencije i ligvistike. Njeni koreni vuku iz tehnologije za izvlačenje informacija iz teksta (“Informational Retreval – IR”), koja primenjuje statistički zasnovane tehnike da indeksira i pretraži velike količine teksta efikasno.

Odlike prirodnog jezika kao što su veličina, nestruktuirana priroda kao i činjenica da je podložno interpretaciji, dovelo je do problema kada su u pitanju standardni pristupi parsiranju.

Mašinska obrada prirodnog jezika mora da omogući izvlačenje sematnike iz teksta uzimajući u obzir delove govora tj.teksta kao što su imenice, glagoli, pridevi i sintaksa rečenice. (Prakash, Lucila, & Wendy, 2011)

I dok su nadgledano i nenadgledano mašinsko učenje široko rasprostranjeni načini za modeliranje ljudskog jezika takođe postoji potreba za sintaksnom i semantickom razumevanju koji u većem delu mašinskog učenja nije prisutan. Mašinska obrada prirodnog jezika pomaže u otkljanjanju problema višeznačnosti u jeziku i postavljanju numeričke strukture koju kao izvor koriste programi za prepoznavanje govora ili analizu teksta. Ona uključuje različite tehnike intepretiranje ljudskog jezika koja se kreće od statističkih metoda i mašinskog učenja do metoda zanovanih na pravilima i algoritmima.

Mašinska obrada prirodnog jezika podrzumeva tokenizaciju i parsiranje, kao i pravljenje rečenica na osnovu rečnika, morfološke analize i vađenja korena reči (“lemmatization and stemming”) (Manning, Prabhakar, & Schütze, 2008). Ovakvim pristupom inverzno iz jezika dolazimo do teksta i na kraju iz teksta do skupa reci. (Slika 3.1-1)

Rečnik se sastoji od Tekst čni niz reči Jezik je konstruiran

skupa reči iz rečnika iz skupa svih mogućih tekstova



Slika 3‑1 Skup reči u nizu predstanja recnik, dok skup svih rečnika čini jezik[[1]](#footnote-1)

## Zip-ov zakon

Kategorizacija teksta predstavlja ključni zadatak u obradi dokumenata, čime se stiče mogućnost obrade ogromne količine podataka koji se nalaze u elektronskoj formi. (Trenkle, 2001) Ono što predstavlja realnu poteškoću u obradi teksta u elektronskim dokumentima, jesu tekstualne greške bile one gramatičkog ili sintaksnog tipa. Da bi sistem teksutalne kategorizacije bio proglašen pouzdanim, za sve različite vrste izvora podataka neophodno je da ipak ima neku dozu tolerancije na oređene greške kao i način da ih prevaziđe.

Dokumenta u elektronskom formatu potiču iz raznih izvora. Neki su generisani kao deo programa koji je zadužen za pisanje teksta i kao takvi podređeni su poslovnoj logici ili tzv. “Speel-check” programa dok su drugi slobodnog formata unosa poput email-a. Druga pomenuta grupa je uglavnom ona koja se stvara na licu mesta bez neke predprovere ili provere nakon stvaranja, kao što su skenirani dokumenti uz pomoć posebnih softvera za prebacivanje iz papirne u elektronsku formu.

Prilikom skeniranja ili bolje rečeno prepoznavanja teksta sa papira neminovno je da će nastati neka greška i upravo je to tip situacije koji bi zahtevao dalju proveru koja je skupa i komplikovana i gde bi neki sistem za proveru teksta bio dobrodošao.

U ljudskom jeziku neke reči se pojavljuje češće od drugih. Jedan od osnovnih načina da se iskaže takva ideja je danas poznata kao Zip-ov zakon, koja je prikazana ispod na grafikonu (Grafikon 3.2-1) (Kingsley, 1950). On kaže da je pojavljivanje n-te najčešće reči u ljudskom jeziku u tekstu inverzno proporcionalno njenom rangu u tabeli učestalost. Ovo je takođe poznato kao „Power law“ koji objašnjava da se najčešća reč u nekom jeziku pojavljuje dva puta češće od druge reči i tri puta češće od treće itd, implicirajući da uvek postoje reči koje su na neki način dominatne u tom jeziku. Ovakav zaključak se odnosi i na reči generalno, ali i na određene teme.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| RANG | UČESTALOST | REČ |
| 0 | 44610 | the |
| 1 | 24997 | to |
| 2 | 19904 | of |
| 3 | 18037 | and |
| 4 | 17251 | a |
| 5 | 16694 | in |
| 6 | 8911 | s |
| 7 | 8728 | for |
| 8 | 8546 | is |
| 9 | 8022 | The |
| 10 | 7934 | that |

Dijagram 3.2‑1 Zip-ov zakon distribucije reči u prirodnom jeziku

N-gram predstavlja kontinuiranu sekvencu od n reči iz neke rečenice ili teksta na osnovu govora. To znači da to može biti veznik, slovo, reč, rečenica, složenica, ali ono što ih sve odlikuje jeste da se posmatraju kao atomska vrednost. N-gram od jedne “stavke” tj. reči se naziva “unigram”, od dve “bigram”, tri “trigram” itd. (Hong, Nduyen, Duong, & Snasel, 2016) Ovakva podela će biti od izuzetne koristi u ovom radu pošto se u pretprocesiranju radi obrada teksutalnih polja za veštine kao i za sam opis posla.

## Sistemi za preporuku

Sistemi za preporuku sve brze postaju defakto način za preporuku u različitim aplikacijama za preporuku prozivoda, usluga i sveukupno informacija korisnicima istih. Mnoge internet aplikacije su se pridružile trendu koriščenja sistema za preporuku da bi obezbedile veći profit time što bi korisnicima smanjile vreme pretrage i dolaženja do idealnog proizvoda ili usluge. Neke od takvih kompanija su “Amazon”, “Microsoft”, ”Aliexpress”, ”Netflix” i slično. (FadhelAljunid & Manjaiah, 2017)

Sve ove kompanije su uspešno integrisale sisteme preporuke za komercijalnu upotrebu i time uvećale prodaju, a samim tim i prihode prilikom prodaje preko interneta i jos bitnije obezbedile lojalnost kupaca. Druge kompanije su takođe razvijale lokalne (“inhouse”) generičke sisteme preporuka, a neki od njih su “Net Perceptions”, ”Epiphany”, “Art Technology”, “Broad Vision”. (Huang, Zeng, & Chen, 2004)

Kompanije koje koriste sisteme za preporuku fokusiraju se na povećanje prihoda na osnovu bolje personalizove ponude i poboljšanja zadovoljstva korisnika. Po pravilu, oni ubrzavaju vreme pretrage i olakšavaju da korisnici dođu do sadržaja koji je relevantan za njih. Sa tako personalizovanim sadržajem komapnije dobijaju prednost na trzištu i smanjuje se mogućnost gubitka korisnika od strane konkurencije. (Rodríguez, Introduction to Recommender Systems in 2018, 2018)

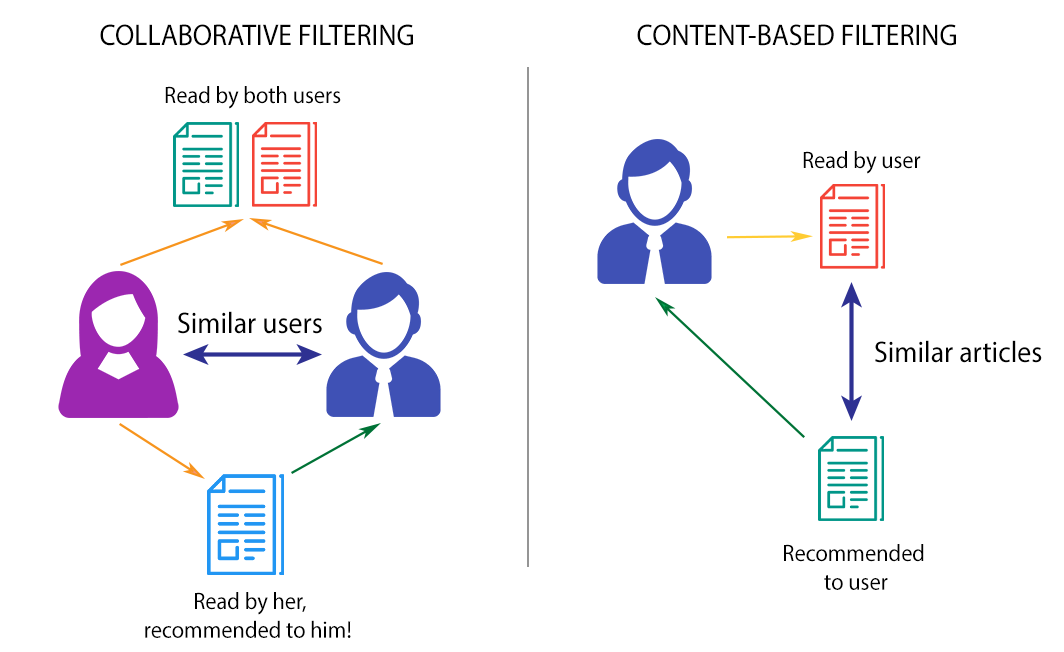
Na osnovu ovoga možemo napraviti klasifikaciju sistema za preporuku na:

* Zasnovani na sadržaju - koji koriste karakteristične informacije.
* Zasnovani na saradnji - koriste “korisnik-element” interakcije.
* Hibridni sistemi za preporuku – kombinuju gore navedene sisteme za preporuku sa ciljem da se izbegnu nedostaci oba.

Oba sistema imaju, naravno, svoje prednosti i mane. Sistemi za preporuku zasnovani na sadržaju su ograničeni u njihovim mogućnostima, u smislu da će preporučene stvari biti više slične onim stvarima na osnovu kojih je preporuka i napravljena. Sa druge strane sistemi za preporuku zasnovani na saradnji daleko su bolji od onih zasnovanih na sadržaju u otkrivanju skrivenih paterna. Takav sistem preporuke se više koncentriše na korisnika i njegove preference, pre nego na sadržaj onoga sa čime je korisnik imao dodira. (Hopmans, 2015)

Nedostatak sistema za preporuku zasnovanih na saradnji jeste to što su mu za dobre preporuke potrebne veće količine podataka u vidu istorije aktivnosti korisnika da bi otkrio dobre paterne. Tako nešto nije problem kada se radi o sistemima zasnovanim na sadržaju koji mogu da daju rezultate sa malo, a nekada i bez ikakve informacije, o istoriji podataka i stoga su lakši za implementaciju.

Pojednostavljena reprezentacija razlike ova dva sistema je prikazana na Slici 3.3-1. Na njoj se jasno vidi da u prvom slučaju ukoliko su oba korisnika imala interakciju sa istim ili sličnim sadržajem, onda sistem sa određenom sigurnošću može da preporuči osobi B nešto sa čime je osoba A imala interakciju. U drugom slučaju se vidi da ukoliko je korisnik imao interakciju sa nekim sadržajem, sistem može da mu preporuči drugi sadržaj na osnovu sličnosti između njih.



Slika 3‑2 Razlika između sistema za preporuku zasnovanog na sadradnji u odnosu na onog zadnovanog na sadržaju[[2]](#footnote-2)

### Sistemi za preporuku zasnovani na sadržaju

Sistemi koji implementiraju preporuku zasnovanu na sadržaju kreću od analize dokumenata ili desktriptora sa kojima je korisnik imao neku interakciju. Nad tim oni prave profil korisnika sa kojim mogu dalje da rade preporuke sa novim sadržajem. Dalji proces je samo poklapanje atributa korisnika ili sadržaja sa drugim sadržajem.

Prednost korišćenja sistema za preporuku se ogleda u sledećim aspektima:

* Nezavnistnost od korisnika – oni koriste podatke o korisniku samo da bi izgradili profil ali ne zavise od sistema ocenjivanja tog korisnika i drugih kako bi napravile sistem preporuke što je slučaj sistema preporuke zasnovanih na saradnji.
* Jasnoća – objašnjenje zašto je sistem preporučio neki sadržaj i kako je došao do toga je sama posledica dektriptora nekog sadržaja koji je uslovio da se taj, sličan, sadržaj preporuči, a do njega je lako doći. Za razliku od njih preporuka na osnovu saradnje daje preporuku nepoznatog korisnika sa sličnim preferencama i u tom smislu je nedostupna stvar (“black box”).
* Novi sadržaj – u ovom smislu sistemi za preporuku na osnovu sadržaja su odlični zato što mogu da preporuče novi sadržaj, iako on nema ocenu drugih korisnika. To je zato što se ovakav sistem oslanja na sam sadržaj tj.odlike tog sadržaja kako bi ga uporedio sa njemu sličnim i time napravio preporuku. (Lops, Semeraro, & Gemmis, 2011)

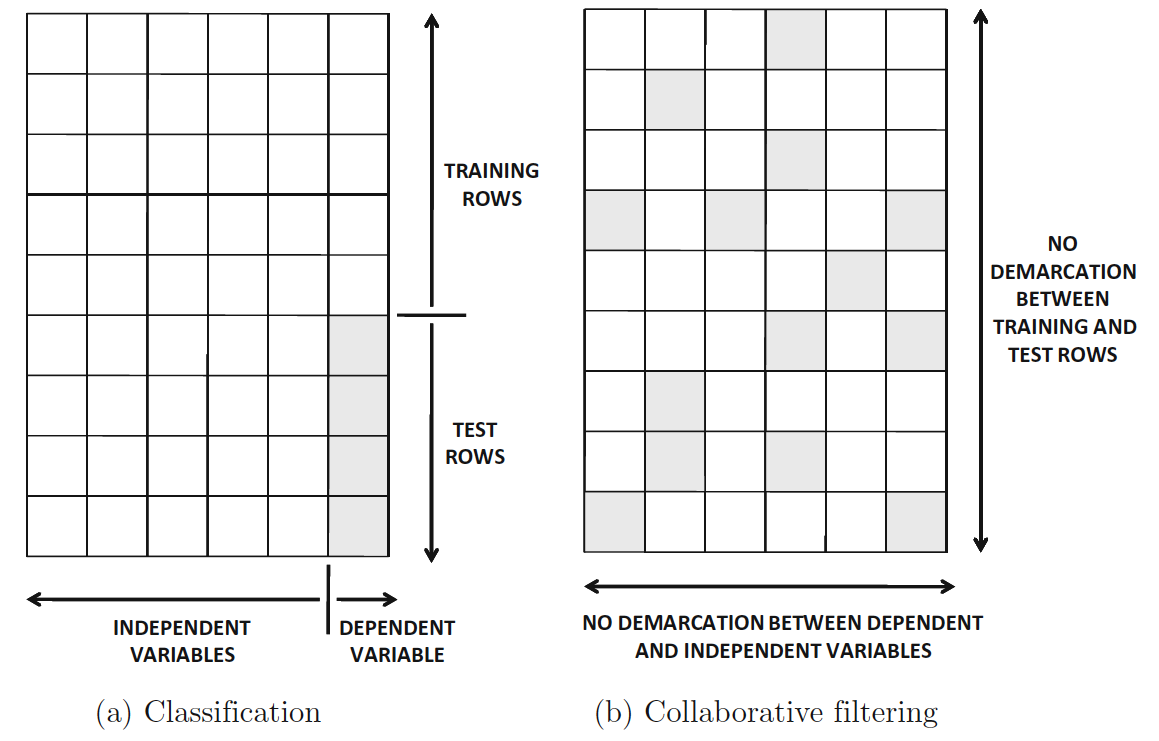
### Sistemi za preporuku zasnovani na saradnji

Pristup sistema zasnovanih na saradnji se suštiniski razlikuje od onog koji je prisutan u sistemima zasnovanim na sadržaju. Umesto preporuke elementa (teksta, proizvoda, pesme, filma, posla itd.) sličnom onom sa kojim je korisnik imao dodira u prošlosti, sistem preporučuje elemente koji su slični korisnici konzumirali. Ukratko umesto da preporučuje na osnovu sličnosti elementata on daje preporuku na osnovu sličnosti korisnika. (Balabanović & Shoham, 1997)

Glavna karakteristika sistema za preporuku zasnovanih na saradnji (“Collaborative filtering recomender systems”) jeste to što su oni u potpunosti nezavisni od računarske reprezenatacije objekata koje oni ustvari preporučuju. To znači da mogu savršeno dobro da rade i sa objektima poput muzike, slika ili filmova. Sa druge strane postoje i određeni nedostaci ovakvog sistema za preporuku. Jedni od najpoznatijih su problem početnog nedostatka podataka (“cold-star problem”) i rasutost podataka. (Tondji, 2018)

U ovakvim sistemima preporuke se koriste interacije korisnika i elementa da bi filtrirale stvari koje su od interesa. Ako bi vizualizovali takav set interakcija matricom u kojoj bi za svaki par (i,j) (i-ti korisnik, j-ti element) bi se preslikavao na interakciju između *korisnika i*i *elementa j*.

Jedan način za posmatranje sistema za preporuku zasnovanih na saradnji bi bio da se oni posmatraju kao generalizacije klasifikacije ili regresije. Međutim za razliku od takvih pristupa gde se predviđa promenljiva koja direktno zavisi od drugih promenljivih u sistemima za poreporuku zasnovanim na saradnji ne postoji razlika između jedne promenljive i promenljive na nivou klase. Kao što je spomenuto, ako se problem predstavi kao matrica, ne radi se o predviđanju vrednosti jedne kolone već bilo koje vrednosti koja postoji u tom sistemu. (Rodríguez, 2018)(Slika 3.3-2)



Slika 3‑3 Poređenje klasifikacije i sistema zasnovanog na saradnji[[3]](#footnote-3)

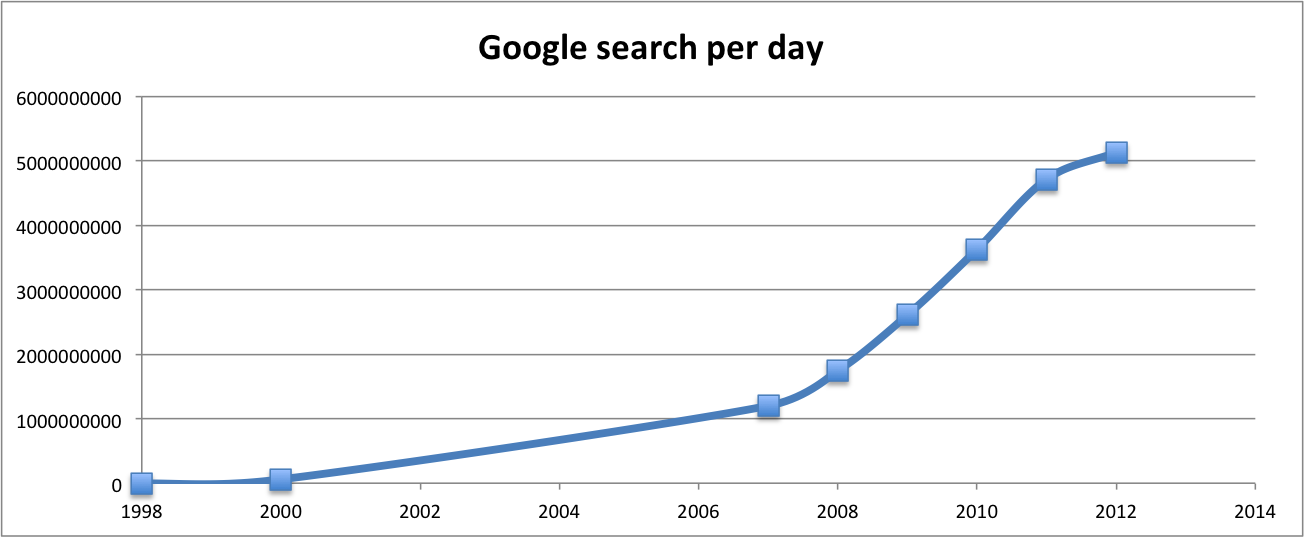
### Hibridni sistemi

Skorija istraživanja su pokazala da hibridni pristup sistema za preporuku, koji kombinujući sistem zasnovan na saradnji i sadržaju može biti efikasniji od korišćenja tih sistema odvojeno.

Postoji više načina na koje može biti implementiran od kojih je jedan pravljenje odvojenih sistema za preporuku zasnovanih na saradnji i sadržaju i onda ih kombinovati, dodavanjem zasnovanog na sadržaju na sistem zasnovan na saradnji ili obrnuto. Istraživanja su pokazala da u određenim slučajevima kobinacija ovih sistema, umesto odvojenog rada, može da da na svom izlazu mnogo preciznije preporuke. Takođe sa ovakvim sistemom preporuke lakše je prevazići ograničenja koji, odvojeno, imaju da dva sistema preporuke kao što su problem početnog nedostataka podataka ili rasutost podataka o kojima je bilo reči.

## TF-IDF

Davne 1998.godine Google je vršio obradu od oko 9800 pretraga dnevno. U 2012 godini ova brojka se popela na 5.13 milijardi pretraga dnevno što se može videti na dijagramu 3.4-1. (Vembunarayanan, 2013)



Dijagram 3.4‑1 Količina pretrage na “Google.com” na godišnjem nivou[[4]](#footnote-4)

Način na koji je Google doživeo ovakav rast se krije upravo u korišćenju algoritma sličnom TF-iDF pod nazivom “Page Rank” algoritam. On uzima u obzir koliko je sajt koji je rezultat pretrage relevantan ali takođe uzima u obizir i pretragu korisnika da bi uporedio sve relevantne dokumente i ocenio ih.

Ako primenimo ovu logiku nad tekstom ocenjivanja relevatnosti neke reči započinje njenim prisustvom u tom tekstu kao i njenom frekventnošću unutar samog dokumenta. Međutim ocenjivanje samo na osnovu broja ponavljanja reči u dokumentu nije dovoljan pokazatelj za njen značaj tj.vrednost (težinu). Krećemo tako što svakom terminu u dokumentu dodeljujemo težinu koja zavisi od broja ponavljanja unutar samog dokumenta. Ovakav način dodeljivanja težine na osnovu broja ponavljanja se naziva - “učestalost termina” (“term-frequency”).

Važno je spomenuti algoritam pod nazivom “skup reci” (“Bag of word”) koji pojednostavljuje analizu reči, u smislu da zanemaruje semantiku i gramatiku, koja se pojavljuje u prirodnom jeziku kao i izvlačenje informacija. To bi značilo da dva dokumenta sa sličnim rečima jesu slični jedan drugom bez obzira na raspored tih reči unutar svakog od dokumenata. Ono što se postavlja kao pitanje jeste relevantnost svih reči unutar dokumenta, gde kao logičan odgovor dobijamo da sve reči nisu podjednako bitne bez obzira na njihovu frekventnost.

Iz svega navedenog se vidi da sama učestalost termina ima fundamentalni problem - svi termini se postmatraju kao podjednako bitni. Čak iako neki od njih imaju minimalnu diskriminacionu moć za pružanje relevantnosti. Kao rešenje se nudi “inverzna učestalost termina” (“inverse document frequency”) koji se dobija ako sa ukupnim brojem dokumenata u kolekciji (N) podelimo učestalost pojavljivanja termina (t) u toj kolekciji. (Manning, Prabhakar, & Schütze, 2008)

tf(t,d) = ft,d

U slučaju učestalosti termin tf(t,d) to je broj pojavljivanja termina (t) u dokumentu (d) dok se inverzna učestalost računa na sledeći način:

idft = log (N / dft)

Iz ovoga možemo zaključiti da je inverzna učestalost termina (idft) viša ukoliko se termin ređe pojavljuje ili niža ukoliko se on pojavljuje češće u kolekciji.

Sledeći korak jeste da se kobinovanjem tft,d i idft dobije složena (mešovita) težina za svaki termin u svakom dokumentu. TF-iDF (tf-idft,d) dodeljuje težinu terminu t u dokumentu d na sledeći način:

tf-idft,d = tft,d × idft

Drugim rečima tf-idft,d dodeljuje težinu terminu t u dokumentu d na način na koji:

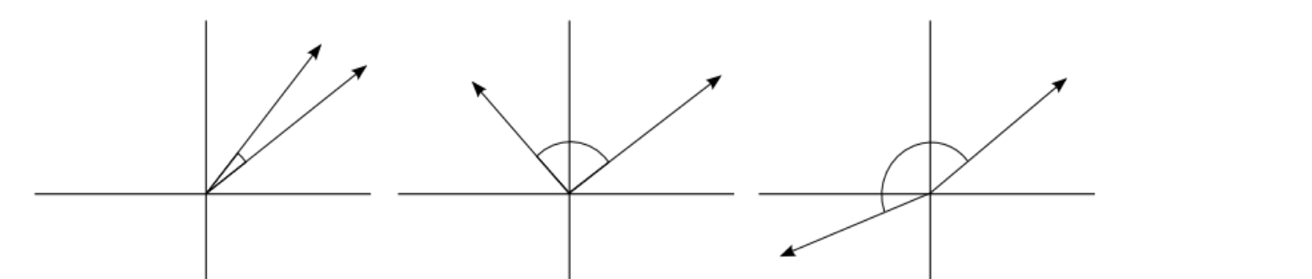
* Termin poseduje najveću težinu kada se pojavljuje u velikom broju na malom broju dokumenata unutar kolekcije.
* Temin poseduje nižu vrednost ako se ređe pojavljuje u dokumentu, ili se pojavljuje u većem delu dokumenata ( time što je značaj tog termina umanjen).
* Termin poseduje najnižu vrednost kada se pojavljuje u skoro svim dokumentima.

Sada ukoliko posmatramo svaki dokument kao vektor u kome svaki deo korespondira jednom od termina zajedno sa težinama koje su dodeljne kao rezultat TF-iDF, takav vektor se može iskoristi u daljoj analizi kod pronalaženja sličnosti između dokmenata ili u slučaju ovog rada pronalaženja poslovnih ponuda sa potrebim i sličnim veštinama.

## Kosinusna sličnost između vektora

Kosinusna sličnost između vektora (“Cosine similarity”), ili u našem slučaju dokumenta u vektorskom prostoru, jeste mera kojom se izračunava kosinus između tih uglova koji zaklapaju vektorske reprezentacije dokumenata. Metrika koja se uzima u obzir jeste orijentacija vektora a ne njegova veličina.

U tom smislu poređenje vektora se radi u normalizovanom prostoru zato što ne uzimamo veličinu svakog ponavljanja termina u TF-iDF-u u svakom dokumentu, već samo ugao između tih dokumenata što je prikazano i na slici ispod (Slika 3.5-1). (Perone, 2013)



Slika 3‑4 Određivanje sličnosti između dokumenata na osnovu cosinusa njihovih vektorski reprezentacija[[5]](#footnote-5)

U prvom slučaju vidimo da je ugao između vektora jako mali te su takvi dokumenti slični. Drugi slučaj govori o vektorima koji se nalaze pod uglom od 90 stepeni te između takvih dokumenata ne postoji nikakava sličnost. Na kraju je prikazan slučaj kada se radi o dokumentima cije vektorske reprezentacije govore da su suprotni po prirodi.

## Razvoj modela

Kako zelimo da primenimo dva pristupa u rešavanju problema i definisanju sistema za preporuku u prvom delu razvoja modela ćemo raditi na sistemima zasnovanim na sadržaju a u drugom delu ćemo primeniti i podatke sa korisnicima kako bi mogli da izvršimo tesitranje sistema za poreporuku zasnovanih na kolaboraciji.

Jedan od ključnih koraka bilo koje analize podataka jeste postupak predprocesiranja podataka, zato što time omogućujemo bolju preciznost modela koja umnogome zavisi od kvaliteta podataka.

To pre svega uključuje konsolidaciju podataka u smislu skupljanja, selekcije i spajanja. Zatim čišćenja podataka od nedostajućih vrednosti, ukljanjanja podataka koji ne donose vrednost kao i smanjenje šuma u podacima. Zajedno sa tim delom možemo da počnemo sa razvojem modela.

Koraci za rešenje ovog praktičnog problema mogu biti formulisani na sledeći način:

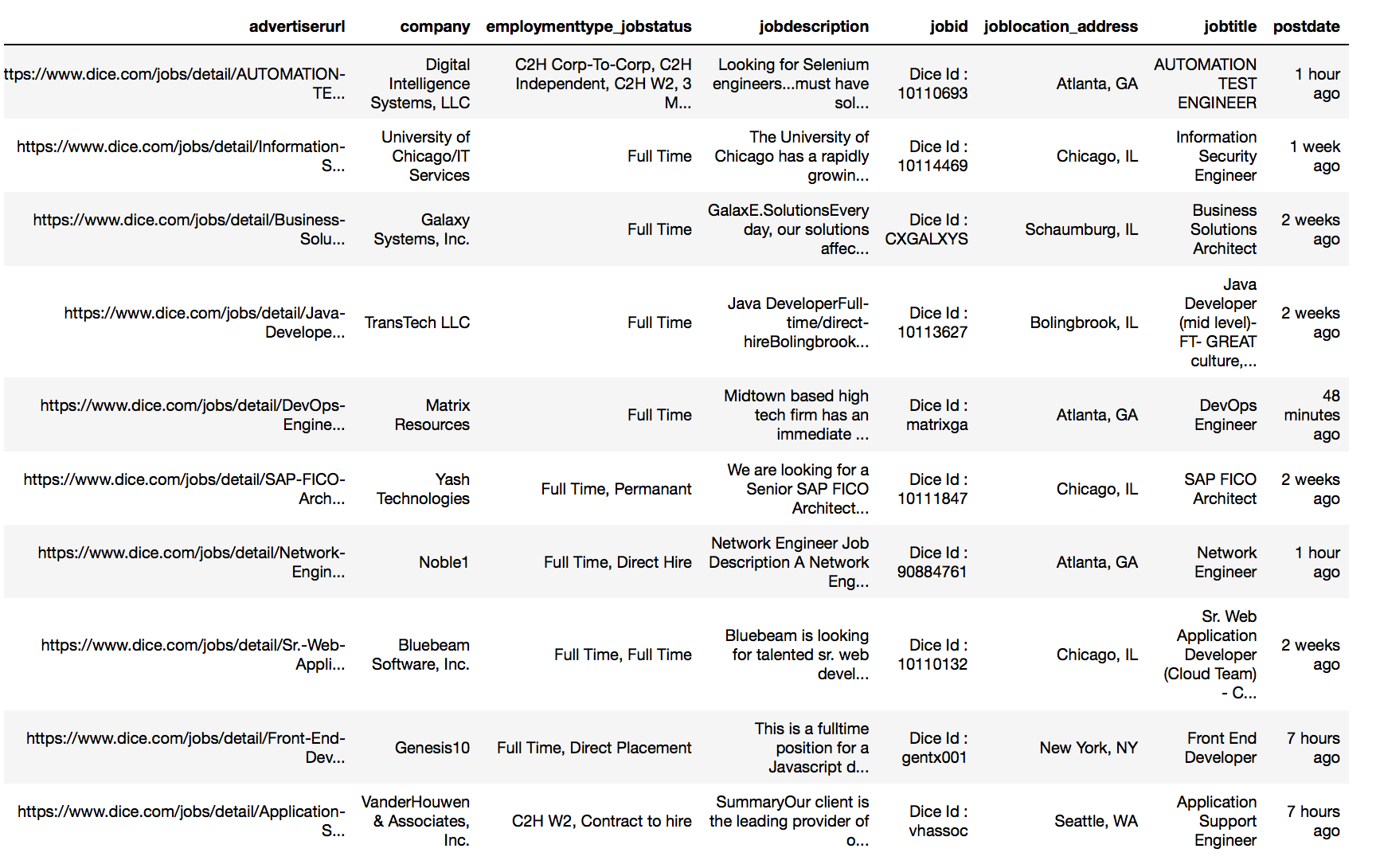
1. Analiziranje podataka i utvrđivanje najbitnijih veština koje mogu okarakterisati jednu poziciju koja je otvorena.
2. Analiza i transformacija datih podataka mašinskom obradom prirodnog jezika (NLP - „Natural Language Processing“), kao i korišćenjem regularnih izraza
3. Modeliranje seta sa korisnicima u vidu ponderisanja sume svih interakcija i logaritmovanje kako bi se dobila uravnotežena distribucija
4. Razvoj modela kroz testiranje različitih algoritama za klasifikaciju, klasterovanje u vidu TF-iDF, sličnost između vektora.
5. Učenje modela na trening podacima, a zatim testiranje nad podacima nad punim setom podataka kako bi na izlazu videli predviđanje veština koje su potrebne za određeni posao.

# Rezultati istraživanja i diskusija

Podaci nad kojima će biti izvršeno istraživanje su deo takmičenja na “kaggle.com” (Dice, 2017) i oni predstavljaju uzorak od 22 hiljade poslovnih ponuda sa sajta “dice.com” koje je izvršeno od strane “promptcloud.com”. Originalni set je sadrzao vise od 4.6 miliona poslovnih ponuda na podrucju Amerike.

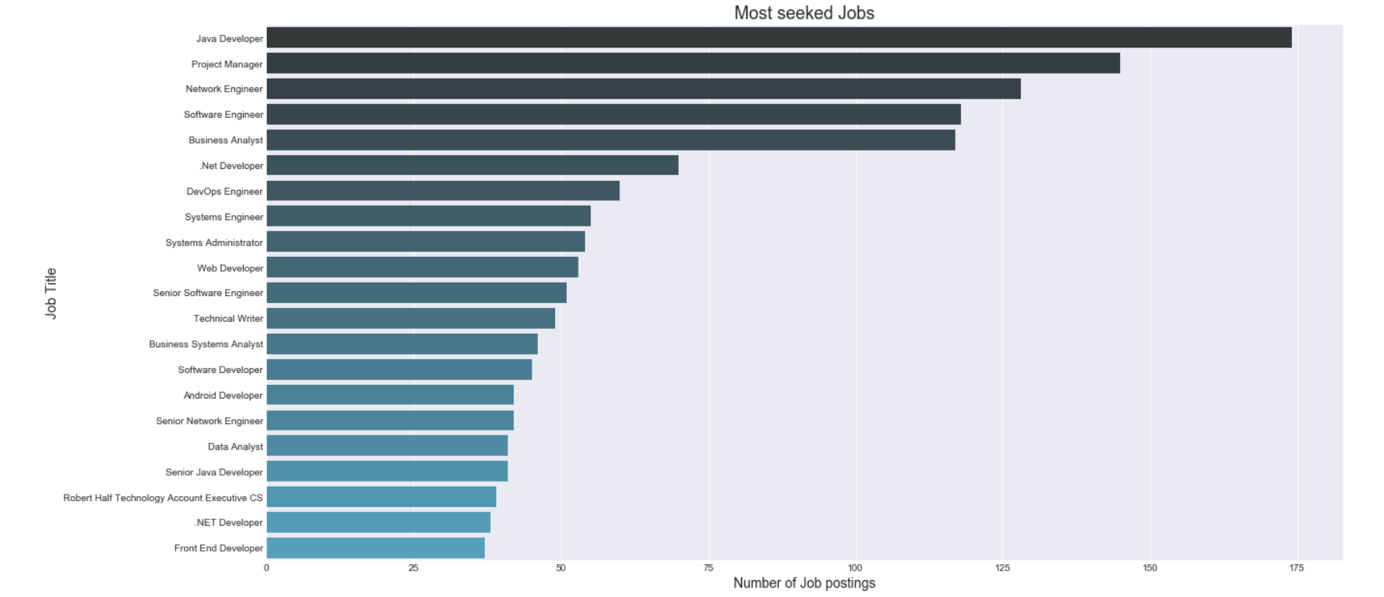
Polja koja su dostavljena u setu podataka su:

* advertiserurl – link ka konkretnom poslu na “dice.com”
* company – ime kompanije koja je otvorila poziciju
* employmenttype\_jobstatus – vremenski okvir zaposlenja
* jobdescription – tekstualni opis posla
* joblocation\_address – država u kojoj je pozicija otvorena
* jobtitle – naziv pozicije
* postdate – vreme otvaranja pozicije
* shift – smena/ transport do posla…
* skills – veštine koje su potrebne za obavljanje posla
* uniqid – jedinstveni identifikator

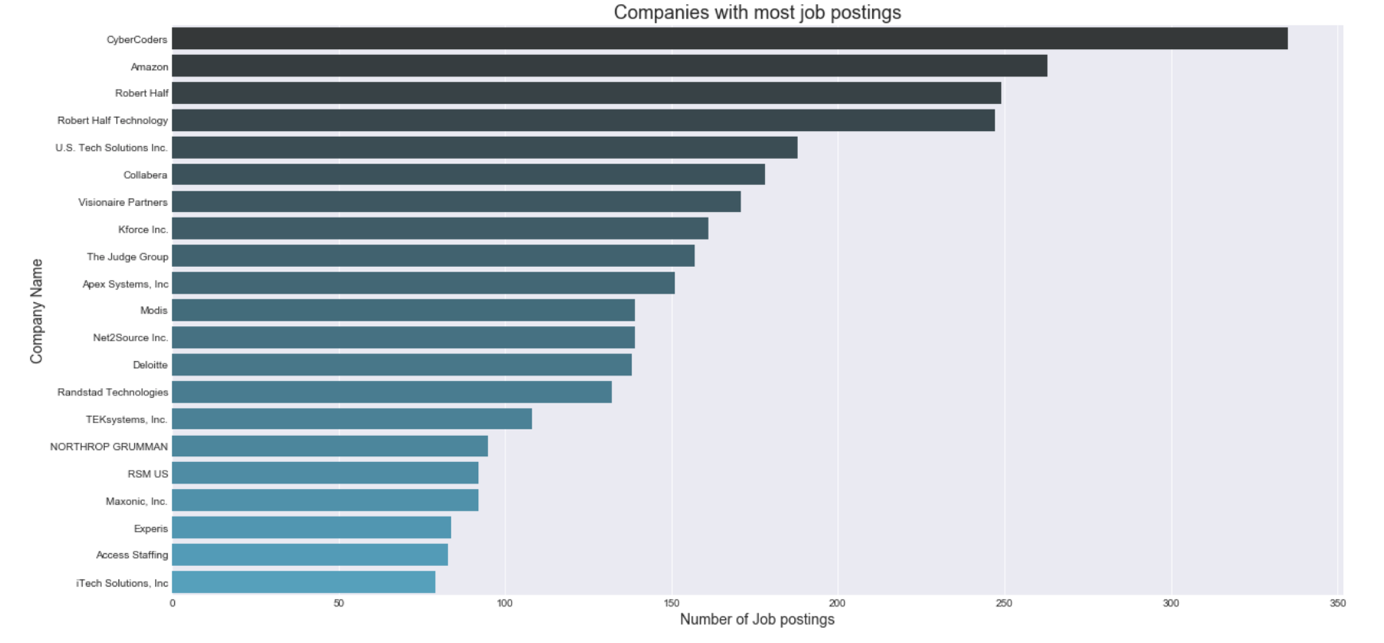


Slika 4‑1 Prikaz uzorka podataka sa “dice.com” takmičenja

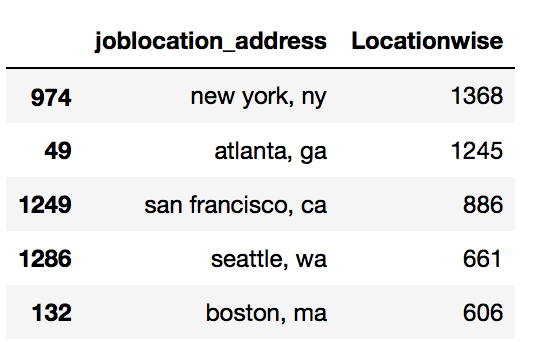
Preliminarnom analizom se dolazi do podataka o najtraženijem poslu, kompaniji koja najviše ima otvorenih mesta, kao i državi koja ima najveci broj otvorenih radnih mesta:



Dijagram 4.1‑1 Najtraženiji poslovi koji su u ponudi



Dijagram 4.1‑2 Kompanije sa najvećim brojem otvorenih mesta



Slika 4‑2 Države sa najvećim brojem otvorenih mesta

Prvih pet mesta su rezervisana za developere i biznis i projekat menadžere i takve pozicije svojim brojem govore o popularnosti tj. poražnji za takvim kadrom. U daljem testiranju ćemo prikazati koje su to veštine koje najbolje opisuju jednog java developera. Međutim, pre toga je neophodno izvrsiti predprocesiranje dataset-a.

Kolone koje mogu doneti najveću infomacionu dobit su opis posla i veštine. Ove dve kolone, kako su u formi slobodnog unosa neophodno je primeniti:

* regularne izraze – uklanjanjem svih suvisnih karaktera

def clean\_string(strings):

result = []

for value in strings:

value = value.strip()

value = re.sub('([!?\',\*+.$-/])',' ', value)

value = re.sub("\d+", "", value)

result.append(value)

return result

* primenom mašinske obrade prirodnog jezika vrši se uklanjanje reči koje za svrhe ovog istraživanja nemaju nikakvu informacionu dobit. Tekst opisa oglasa ili veština može da sadrži reči poput “the”, ”is”, ”are” i sl. koje će biti uklonjenje. Kako ne postoji univerzalni korpus ovakvih reči bice korišćen onaj koji se nalazi na repozitorijumu ntlk (Pythonspot, 2017)



Slika 4‑3 Veštine i opis posla nakon primene mašinske obrade prirodnog jezika

U sledećem koraku iz nestruktuiranog teksta primenom tehnike za izvlačenje informacija iz teksta TF-iDF, takav tekst pretvaramo u vektorsku strukturu, gde je svaka reč jedna pozicija u vektoru. Primenom iste tehnike se odredjuje i vrednost težine svake reči u tekstu na način koji je objašnjen u radu. Ovo radimo kako bi mogli da poredimo sličnosti izmedju ovakvih vektora u prostoru za pronalaženje slicnih poslova ili bolje rečeno sličnih skupova veština koje opisuju slične poslove.

Isti princip je primenjen i na tekstualnom opisu posla kao i na veštinama kako bi dao uvid u to koliko, ustvari, pojavljivanje jedne reči zaista ne mora da znači da je ona relevatna.



Slika 4‑4 TF-iDF urađen nad opisom posla



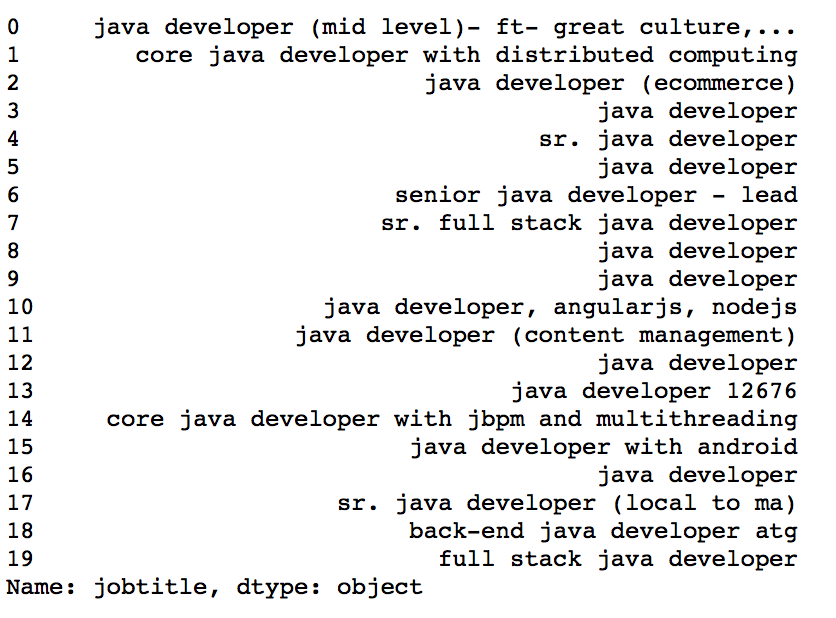
Slika 4‑5 TF-iDF urađen nad veštinama

Kao izlaz imamo “sparse” matricu od kolone koja sadrži veštine sledecih dimenzija koja predstavlja 725 poslovnih ponuda sa 3015 reči (“feature”) koje su vešine:

<725x3015 sparse matrix of type '<class 'numpy.float64'>'

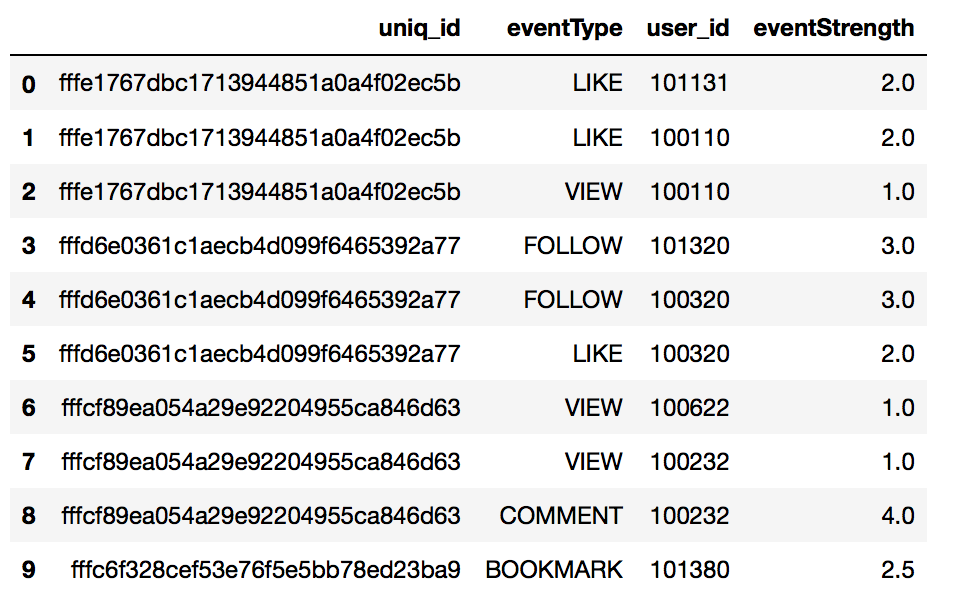
with 5576 stored elements in Compressed Sparse Row format>

Gde nakon primene “cosinusne” sličnosti za pronalaženje sličnih vektora tj. sličnih poslova na osnovu veština koje zahtevaju za poziciju “java developer” uz pomoć sistema za preporuku zasnovanih na sadržaju dobijamo sledeći rezultat:



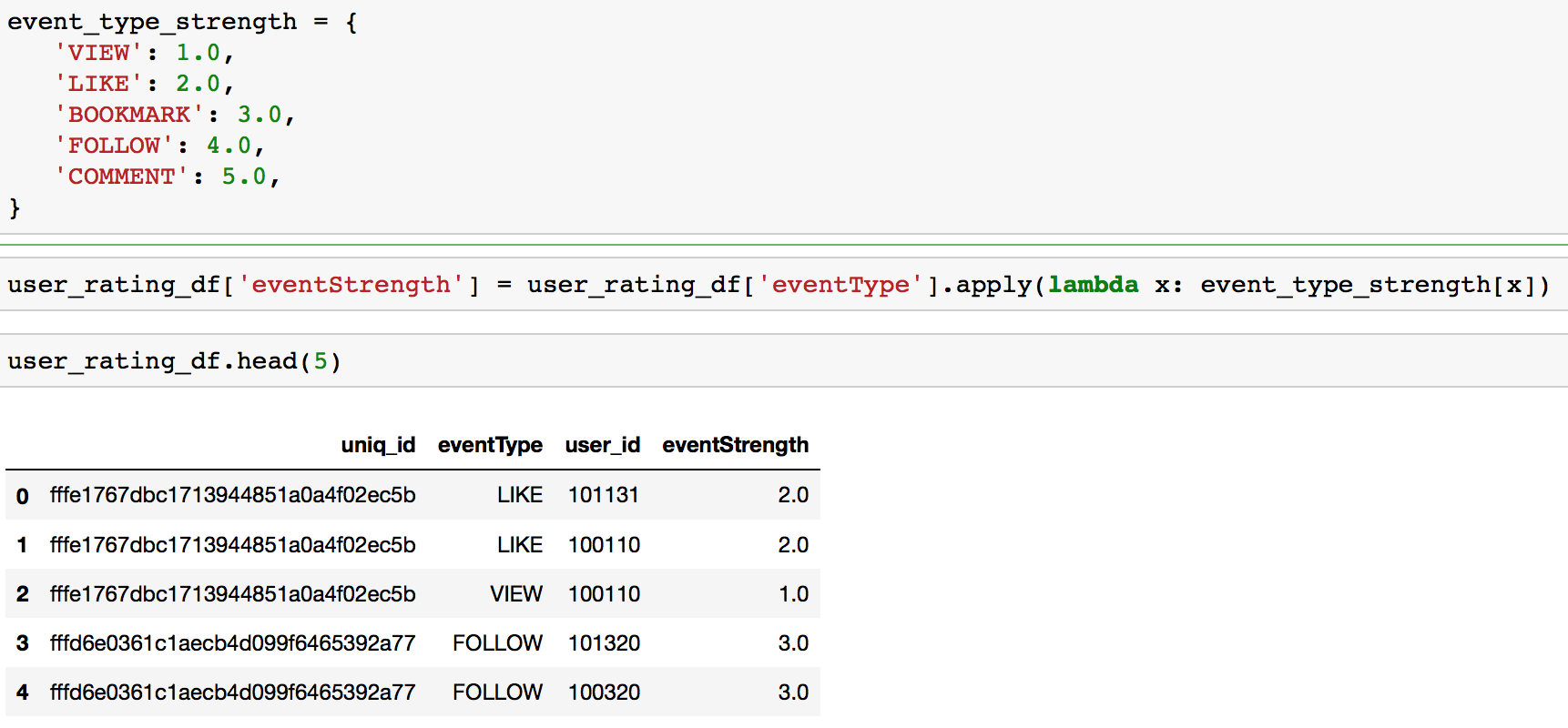
Slika 4‑6 Poslovi koji su najsličniji na osnovu veština

Kako bi mogućnost istraživanja bila proširena i na sisteme za preporuku na osnovu saradnje uvodi se jos jedan set podataka koji sadrži informacije o interakcijama koje su korisnici imali sa otvorenim pozicijama. Treba napomenuti da je u pitanju sajt tako da korisnici imaju mogucnost da “lajkuju” posao, urade “follow” tj. ostave poziciju memorisanu radi, evenetualnog, kasnijeg vraćanja na isti, ostave komenar ili samo pogledaju. Svaka od ovih interakcija ostaje zabeležena kao što je prikazano na slici ispod.



Slika 4‑7 Iterakcije korisnika sa otvorenim poslovnim pozicijama

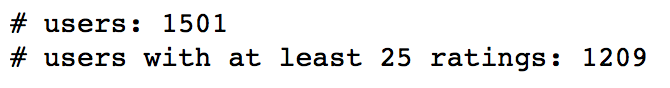
Kako bi implementirali sistem za preporuku na osnovu saradnje prvo je neophodno da diskretizujemo vrednosti interakcija. Time dobijamo određene vrednosti za određene interakcije.



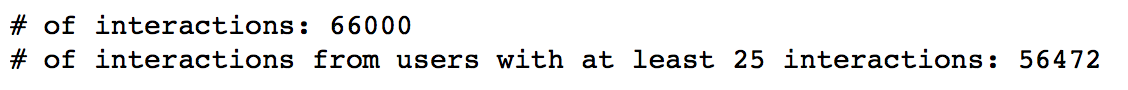
Slika 4‑8 Diskretizacija korisničkih interakcija

Da bi sistem za preporuku bio bolje informativan uzimamo samo korisnike koji su imali barem 25 interakcija na sajtu. Takođe uzimamo samo one poslove koji su imali barem 25 interakcija, zato što su to poslovi za koje možemo da kažemo da su interesovali korisnike.

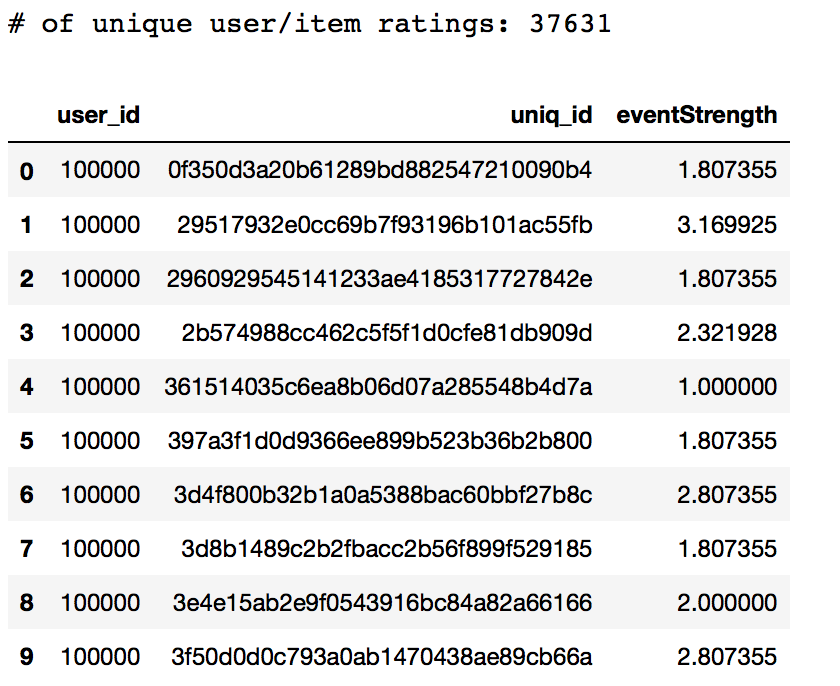
Dobija se 1501 korisnik i 56472 iterakcije. Zatim agregiramo interakcije sumom težina svih interakcija koje su imali i primenjujemo logaritamsku funkciju kako bi imali uravnoteženu distribuciju. Ovo radimo iz razloga što korisnici mogu više puta da pogledaju neki oglas ili komentarišu prikazano na slikama 4-9:4-11.



Slika 4‑9 Korisnici sa preko 25 interakcija

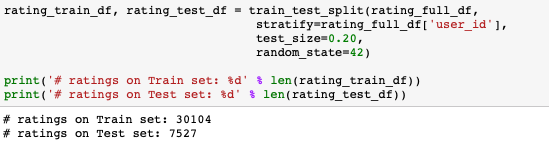


Slika 4‑10 Interakcije sa preko 25 interakcija od strane korisnika



Slika 4‑11 Prikaz uravnotežene raspodele interakcija

Evaluacija izuzetno bitna u mašinskom učenju zato što omogućava poređenje različitih algoritama i parametara za model. Tehnikom unakrsne validacije (“cross-validation”) ćemo omogućiti da model pustimo nad podacima nad kojima nije učio. Korisimo jednostavniju verziju unakrsne validacije pod nazivom “holdout” (Schneider , 1997), koja uzima nasumičnih 20% redova koji se koriste za kasniju evaluaciju.



Slika 4‑12 Prikaz podele podataka na tesitranje i trening

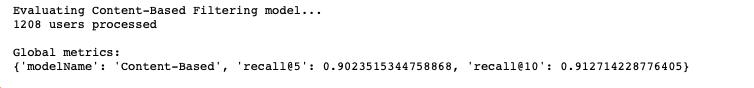
Opet primenjujući tehniku TF-iDF dobijamo vektore međutim sada su ti vektori napravljeni kao kombinacija polja iz opisa posla i polja sa veštinama. Radićemo sa metrikom preciznosti Top-N, koja radi evaulaciju preciznosti top preporuka koje su predložene korisniku i onda ih poredi sa poslovnim ponudama sa kojima je korisnik zaista imao interakcije na test delu podataka.

Metoda evaluacije biće predstavljena na sledeći način za korisnike:

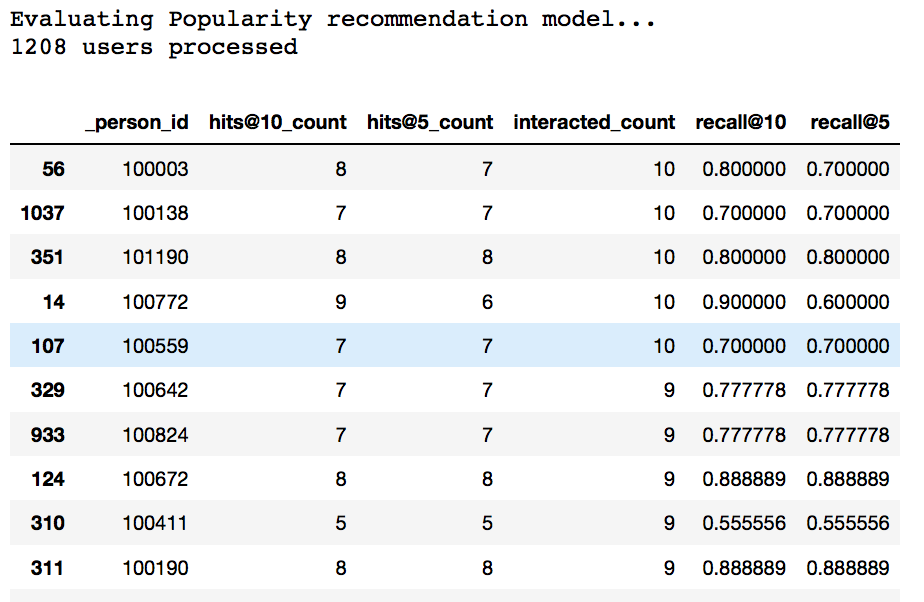
* Za svakog korisnika koji je imao interakciju na test delu podataka:
  + Uzimamo nasumičnih 100 drugih poslovnih ponuda sa kojima korisnik nije imao interakciju (ovde radimo pretpostavku o tome)
  + Od sistema za preporuku dobijamo listu preporučenih poslova iz seta koji čini jedan posao sa kojim je korisnik imao interakciju i nasumičnih 100 inteakcija koje smo uzeli
  + Računamo Top-N metriku za korisnika i poslove sa kojima je zaista imao interakciju iz liste preporuka koja je napravljena
* Prikazujemo sumirane statističke podatke za sve korisnike

Top-N metrika za preciznost koju ćemo koristiti jeste Recall@N (Shung, 2018) koja evaluira da li je poslovna ponuda sa kojom je postojala interakcija zaista i u top N poslovnih ponuda koje su rangirane kao top 101 za korisnika. Drugim rečima Recall iliti Odziv će biti odnos onih poslova koji su imali interakcije i rangirani su u Top-N preporučenih poslova, pomešan sa onima koji nisu od interesa.

U rezultatima koji su prikazani na slici vidi se visoka preciznost za top 5 i 10. Sa Recall@5 koji je 0.90235 možemo reći da je oko 90% poslova koji su imali interakciju u test delu podataka zaista u top 5 iz liste od 100 nasumičnih poslova. Za Recall@10 to je bilo čak i više 0.9127 (91%) što je bilo za očekivati uzimajući veći broj poslova. (Slika 4-13)



Slika 4‑13 Preciznost sistema za preporuku za sve korisnike

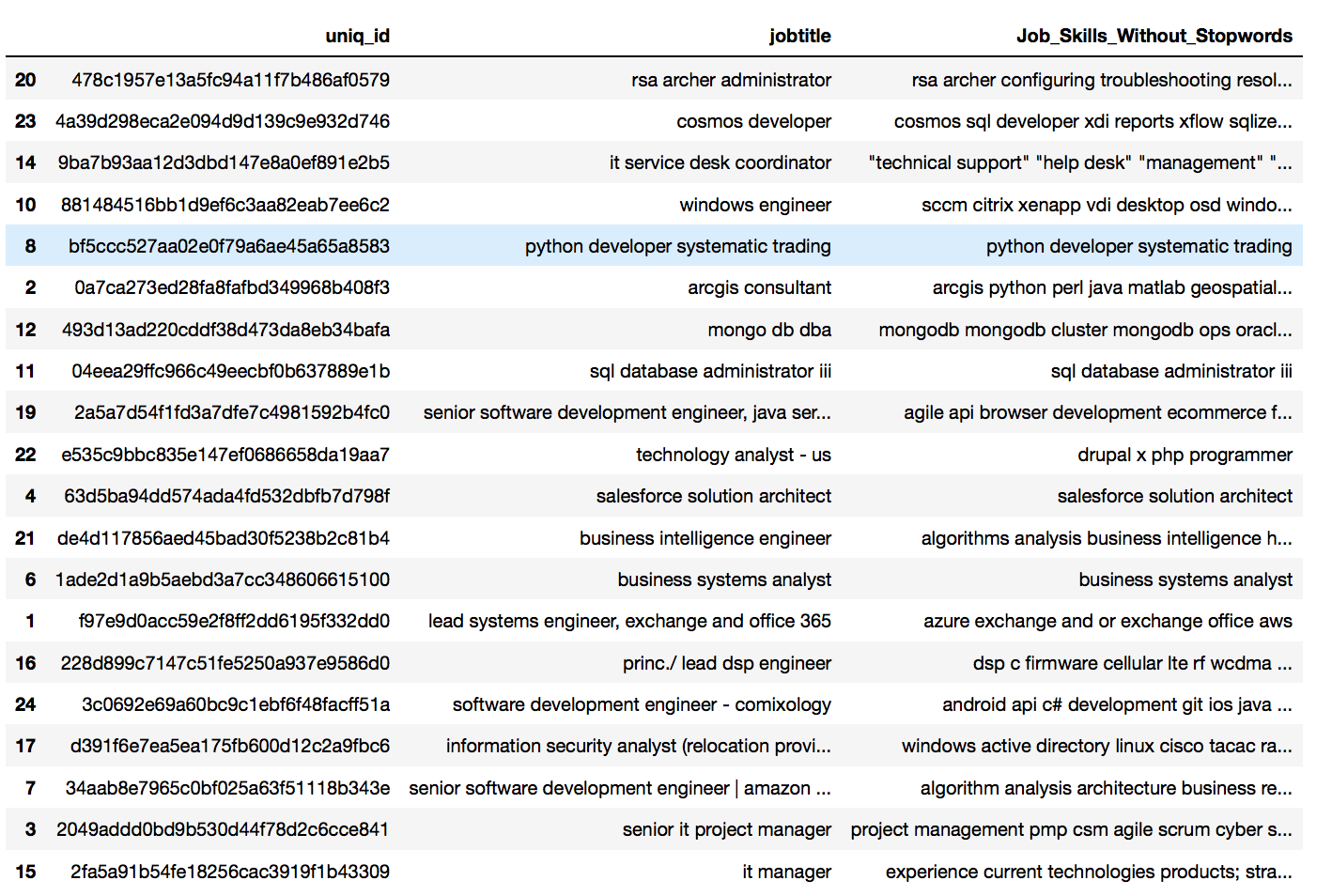


Slika 4‑14 Preciznost sistema za preporuku za pojedinačne korisnike

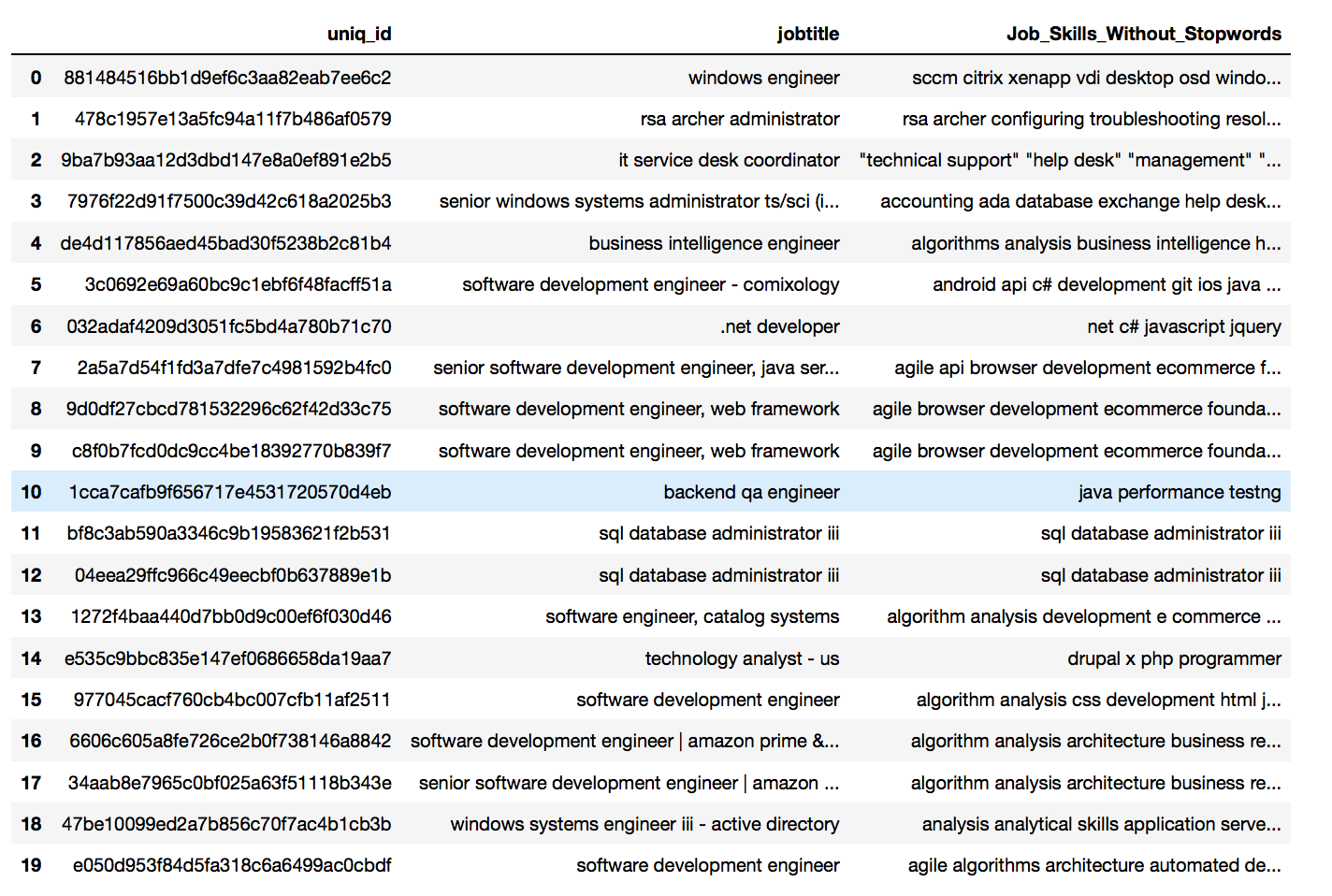
Na kraju će biti prikazano testiranje time što će biti prikazani podaci koji su rezultat interakcije jednog od korisnika (korisnik: 100622) sa preporukama za poslove koje su rezultat sistema za preporuku zasnovanog na sadržaju prikazanog na slikama 4-15:4-17



Slika 4‑15 20 najrelevantnijih veština za korisnika



Slika 4‑16 20 poslova sa kojima je korisnik zaista imao interakciju



Slika 4‑17 20 poslova preporučenih sistemom za preporuku

Zaključak je da je sistem kao preporuku dao poslove koji zaista odgovaraju onima sa kojima je korisnik zaista i imao interakcije.

# Zaključak

Ovaj rad je izvršen dvoetapno. U prvom delu smo upoznali sistem regrutacije kako se obavljao nekada i kako je era interneta uticala da nastanu online sistemi za regrutaciju. Daljim razvojem to je uslovilo nastanak novih metoda i popularizaciju sistema za preporuku u online regrutaciji potencionalnih kadrova.

Prikazali smo razlike između tehnika sistema za preporuku i iz toga primenili sva tri navedena sistema kako bi prikazali njihove prednosti i mane.

Razlitičim tehnikama obrade teksta poput prirodne obrade jezika, TF-iDF kao i regularnih izraza smo oblikovali sadržaj kako bi bolje primenili sisteme za preporuku i time saznali kako i koliko su sličneveštine za slične poslove.

U drugom delu smo primenom svih tehnika manipulacije i analize teksta izvukli ključne reči ili u nasem slučaju ključne veštine koje su najvise opisivale naš dokument i time povećali kvalitet onoga što dobijamo kao izlaz iz našeg prediktivnog algoritma. U implemetaciji algoritma prvo smo krenuli sa sistemom preporuke zasnovanom na sadržaju kako bi prikazali ključne veštine za određene poslove bez učešća korisnika preko kojeg smo davali ocene. Prikazan je zatim sistem preporuke zasnovan na preporuci i kao zaključak se predlaže primena hibridnog sistema kako bi se izbegao problem početnog nedostatka podataka.

Ovaj rad treba da posluži u budućem istraživanju i njegov sadržaj da bude osnova za dalje razvijanje metoda za implementaciju sistema za preporuku kod procesa zapošljavanja sa apekta poslodavca kao i onih koji traže posao.

# **Reference**

Balabanović, M., & Shoham, Y. (1997, March). *Content-Based, Collaborative Recommendaton*. Retrieved from Communication of the ACM: http://courses.ischool.utexas.edu/donturn/2008/fall/INF\_385Q/readings/Balabanovic\_Shoham-1997-Fab.pdf

Boulet, G. (2015, October 17). *The Difference Between Knowledge And Skills: Knowing Does Not Make You Skilled*. Retrieved from eLearning industry: https://elearningindustry.com/difference-between-knowledge-and-skills-knowing-not-make-skilled

Dice. (2017). *U.S. Technology Jobs on Dice.com: 22,000 US-based Technology Job Listings*. Retrieved from Kaggle: https://www.kaggle.com/PromptCloudHQ/us-technology-jobs-on-dicecom/home

Domeniconi, G., Moro, G., Pagliarani, A., & Pasolini, R. (2016, January). *Job Recommendation From Semantic Similarity of LinkedIn Users’ Skills.* Retrieved from Research gate: https://www.researchgate.net/publication/298211329\_Job\_Recommendation\_From\_Semantic\_Similarity\_of\_LinkedIn\_Users%27\_Skills

FadhelAljunid, M., & Manjaiah, H. D. (2017). *A Surevey on recommendation systems for social media using big date analytics.* Retrieved from International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology: https://www.ijltet.org/journal/151063987410.pdf

Faggella, D. (2017, Avgust 24). *Machine Learning in Human Resources – Applications and Trends*. Retrieved from Tech Emergence: https://www.techemergence.com/machine-learning-in-human-resources/

Gusdorf, M. (2008). *Recruitment and Selection: Hiring the Right Person.* Retrieved from SHRM Academic Initiatives: https://www.shrm.org/academicinitiatives/universities/TeachingResources/Documents/Recruitment%20and%20Selection%20IM.pdf

Hong, N. V., Nduyen, H., Duong, H. N., & Snasel, V. (2016). n -Gram-Based Text Compression. *Computational Intelligence and Neuroscience*.

Hopmans, T. (2015, November 19). *A recommendation system for blogs: Setting up the prerequisites (part 1)*. Retrieved from Marketing Technologist: https://www.themarketingtechnologist.co/building-a-recommendation-engine-for-geek-setting-up-the-prerequisites-13/

Huang, Z., Zeng, D., & Chen, H. (2004). *A Comparative Study of Recommendation Algorithms in E- Commerce Applications.* Retrieved from Semantic Scholar: https://pdfs.semanticscholar.org/b2cc/302b01f4ad174c941b9fb4525e972560a3dc.pdf

Jobvite. (2013). *Social Recruiting Survey Results*. Retrieved from Jobvite: http://web.jobvite.com/rs/jobvite/images/Jobvite\_2013\_SocialRecruitingSurveyResults.pdf

Kingsley, G. (1950). *Human begavior and the principle of least effort: An introduction to human ecology.* Cambrige.

Lops, P., Semeraro, G., & Gemmis, M. d. (2011, January). *Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends.* Retrieved from Research gate: https://www.researchgate.net/publication/226098747\_Content-based\_Recommender\_Systems\_State\_of\_the\_Art\_and\_Trends

Luts, J. (2017, May). *Using Deep Learning To Extract Knowledge From Job Descriptions*. Retrieved from KDnuggets: https://www.kdnuggets.com/2017/05/deep-learning-extract-knowledge-job-descriptions.html

Malinowski, J., Keim, T., Wendt, P., & Weitzel, D. (2006). *Matching People and Jobs: A Bilateral Recommendation Approach.* Retrieved from The College of Information Sciences and Technology: http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.103.8172&rep=rep1&type=pdf

Manning, C. D., Prabhakar, R., & Schütze, H. (2008). Introduction to Information Retrieval. *Cambridge University Press*.

Mills, T. (2018, Jul 2). *What Is Natural Language Processing And What Is It Used For?* Retrieved from Forbes: https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2018/07/02/what-is-natural-language-processing-and-what-is-it-used-for/#7ee74645d71f

Neves, M. (2016, April 11). Retrieved from Semanticscholar: https://pdfs.semanticscholar.org/presentation/a575/e0cef057241668a53e75f0627189a0e7e92a.pdf

Paparrizos, I., Cambazoglu, B., & Gionis, A. (2011, October 21). *Machine Learned Job Recommendation*. Retrieved from Researchgate: https://www.researchgate.net/publication/221141098\_Machine\_learned\_job\_recommendation

Patel, B., Kakuste, V., & Eirinaki, M. (2017). *CaPaR: A Career Path Recommendation Framework.* Retrieved from IEEE Computer Society: https://www.computer.org/csdl/proceedings/bigdataservice/2017/6318/00/07944917.pdf

Perone, C. S. (2013, September 12). *Machine Learning :: Cosine Similarity for Vector Space Models (Part III)*. Retrieved from Terra Incognita: http://blog.christianperone.com/2013/09/machine-learning-cosine-similarity-for-vector-space-models-part-iii/

Petković, M. (2014). *Organizacija: dizajn, ponašanje, ljudski resursi, promene.* Beograd: Ekonomski fakultet CID.

Prakash, N. M., Lucila, O.-M., & Wendy, C. W. (2011, September). *Natural language processing: an introduction.* Retrieved from https://dx.doi.org/10.1136%2Famiajnl-2011-000464

PromptCloud. (2017). *U.S. Technology Jobs on Dice.com*. Retrieved from Kaggle: https://www.kaggle.com/PromptCloudHQ/us-technology-jobs-on-dicecom/kernels

Pythonspot. (2017). *NTLK stop words*. Retrieved from Pythonspot: https://pythonspot.com/nltk-stop-words/

Resnick, P., & Varian, H. R. (1997, March 3). *Recommender systems.* Retrieved from Communications of the ACM: https://dl.acm.org/citation.cfm?id=245121

Rodríguez, G. (2018, May 9). *Introduction to Recommender Systems in 2018*. Retrieved from Tryo labs: https://tryolabs.com/blog/introduction-to-recommender-systems/

SAS. (2018). *Natural Language Processing*. Retrieved from SAS: https://www.sas.com/en\_us/insights/analytics/what-is-natural-language-processing-nlp.html

Schneider , J. (1997, February 7). *Cross validation*. Retrieved from Carnegie Mellon University - School of Computes Science: https://www.cs.cmu.edu/~schneide/tut5/node42.html

Shung, P. K. (2018, March 15). *Accuracy, Precision, Recall or F1?* Retrieved from Towards Data Science: https://towardsdatascience.com/accuracy-precision-recall-or-f1-331fb37c5cb9

Tondji, L. N. (2018, February). *Web Recommender System for Job Seeking and Recruiting.* Retrieved from Reseachgate: https://www.researchgate.net/publication/323726564

Trenkle, W. B. (2001). N-Gram-Based Text Categorization. *ResearchGate*. Retrieved from http://odur.let.rug.nl/vannoord/TextCat/textcat.pdf

Vembunarayanan, J. (2013, October 7). *Tf-Idf and Cosine similarity*. Retrieved from Seeking wisdom: https://janav.wordpress.com/2013/10/27/tf-idf-and-cosine-similarity/

1. https://pdfs.semanticscholar.org/presentation/a575/e0cef057241668a53e75f0627189a0e7e92a.pdf [↑](#footnote-ref-1)
2. https://www.themarketingtechnologist.co/building-a-recommendation-engine-for-geek-setting-up-the-prerequisites-13/ [↑](#footnote-ref-2)
3. https://tryolabs.com/blog/introduction-to-recommender-systems/ [↑](#footnote-ref-3)
4. https://janav.wordpress.com/2013/10/27/tf-idf-and-cosine-similarity/ [↑](#footnote-ref-4)
5. http://blog.christianperone.com/2013/09/machine-learning-cosine-similarity-for-vector-space-models-part-iii/ [↑](#footnote-ref-5)