



UNIVERZITET U BEOGRADU

FAKULTET ORGANIZACIONIH NAUKA

UNIVERZITET U BEOGRADU

FAKULTET ORGANIZACIONIH NAUKA

Višnja P. Istrat

**UNAPREĐENJE MODELA  
POSLOVNOG ODLUČIVANJA  
SISTEMOM ASOCIJATIVNIH PRAVILA**

Doktorska disertacija

Beograd, 2017. godine

UNIVERSITY OF BELGRADE

FACULTY OF ORGANIZATIONAL SCIENCES

Višnja P. Istrat

**IMPROVEMENT OF MODEL OF  
DECISION-MAKING BY SYSTEM OF  
ASSOCIATION RULES**

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2017.

**MENTOR:**

Prof. dr Milija Suknović, redovni profesor,  
Fakultet organizacionih nauka, Univerzitet u Beogradu.

**ČLANOVI KOMISIJE:**

Prof. dr Boris Delibašić, vanredni profesor,  
Fakultet organizacionih nauka, Univerzitet u Beogradu.

Prof. dr Danimir Mandić, redovni profesor,  
Učiteljski fakultet, Univerzitet u Beogradu.

**DATUM ODBRANE:** \_\_/\_\_/\_\_\_\_

*izjava zahvalnosti i posveta:*

*Veliku zahvalnost dugujem svom Mentoru na podršci, strpljenju i izuzetno korektnoj saradnji. Zaista je velika privilegija, čast i zadovoljstvo kada Vas prof. dr Milija Šuknović uvede u svet nauke i istraživanja.*

*Doktorsku disertaciju posvećujem svojoj porodici koja me je uvek usmeravala da je obrazovanje vrhunsko postignuće svakog savremenog čoveka.*

*Autor*

## UNAPREĐENJE MODELA POSLOVNOG ODLUČIVANJA SISTEMOM ASOCIJATIVNIH PRAVILA

*Rezime:* Osnovni cilj istraživanja Doktorske disertacije je definisanje okvira za sprovođenje celovitog istraživačkog poduhvata unapređenja modela poslovnog odlučivanja i otkrivanja zakonitosti u podacima za potrebe brojnih analiza: pre svega otkrivanja asocijativnih pravila i predviđanja, kao i upotrebe rezultata radi donošenja ispravnih upravljačkih poslovnih odluka. Dakle, cilj je analiza i primena sistema asocijativnih pravila radi unapređenja modela poslovnog odlučivanja menadžera najvišeg nivoa poslovnog sistema, radi donošenja efektivnih i efikasnih odluka.

U istraživanju su korišćene savremene naučne metode iz oblasti poslovne inteligencije. Glavna hipoteza: “Moguće je unaprediti model poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila“ je potvrđena u istraživanju. Ukazano je na značaj poslovne inteligencije za stvaranje modela koji može povećati efektivnost procesa menadžerskog odlučivanja. Primena asocijativnih pravila u svrhe istraživanja ima izuzetan potencijal u oblasti poslovanja.

Razvijen je i prikazan model poslovnog odlučivanja pomoću sistema asocijativnih pravila. Dokazano je da je ova oblast poslovne inteligencije veoma aktuelna i sa velikim potencijalom. Izvedeni su zaključci i date su smernice za buduća istraživanja kao izazov da se pruže značajan naučni i stručni doprinos sa ciljem unapređenja poslovnog odlučivanja.

**Ključne reči:** Odlučivanje, poslovna inteligencija, asocijativna pravila, znanje.

**Naučna oblast:** Poslovno odlučivanje.

**Uža naučna oblast:** Modeliranje poslovnih sistema i poslovno odlučivanje.

## IMPROVEMENT OF MODEL OF DECISION-MAKING BY SYSTEM OF ASSOCIATION RULES

*Abstract:* Main goal of research of the Doctoral Dissertation is defining the framework for integral research project of improvement of model of decision-making and data mining for numerous analysis: mining of association rules and prediction, as well as the use of results in order to gain effective management decisions. The goal of the research is analysis and application of system of association rules in order to improve the model of business decision-making of top-level managers of business system, in order to get the most effective decisions.

Modern scientific methods from the field of business intelligence have been used during the research. The main hypothesis: “It is possible to improve the model of business decision-making by system of association rules” has been confirmed during the research. The importance of business intelligence for creation of model that can increase the effectiveness of managers’ decision making is highlighted. The application of association rules with the purposes of research has an immense potential in the business.

The model of business decision-making by association rules has been developed and presented. It is proven that this field of business intelligence is very popular and has big potential. Concluding remarks, as well as the recommendations for future research have been given in order to provide significant scientific and professional contribution with goal of improving business decision-making.

**Key Words:** Decision-making, Business Intelligence, Association Rules, Knowledge.

**Scientific Area:** Business decision-making.

**Scientific Sub-area:** Modelling of business systems and business decision-making.

## Sadržaj

1. Uvod.....	1
2. Metodološki okvir istraživanja.....	4
2.1. Predmet istraživanja.....	4
2.2. Ciljevi istraživanja.....	4
2.3. Polazne hipoteze.....	5
2.4. Očekivani naučni i stručni doprinos.....	6
2.5. Naučne metode istraživanja.....	7
2.6. Pregled stanja u oblasti.....	9
2.7. Plan istraživanja i struktura rada.....	12
3. Savremeno odlučivanje.....	14
3.1. Interdisciplinarni okvir istraživanja.....	14
3.2. Važnost i uloga podatka, informacije i znanja u odlučivanju.....	19
3.2.1. Osnovni pojmovi i definicije.....	19
3.2.1.1. Inteligencija.....	19
3.2.1.2. Iskustvo.....	20
3.2.1.3. Podatak.....	20
3.2.1.4. Informacija.....	21
3.2.1.5. Znanje.....	21
3.2.1.6. Mudrost.....	22
4. Poslovna inteligencija.....	23
4.1. Osnovni model sistema poslovne inteligencije.....	23
4.2. Izabrani modeli i metode poslovne inteligencije.....	26
4.2.1. Klasifikacija.....	27
4.2.2. Estimacija.....	27
4.2.3. Predviđanje.....	28
4.2.4. Klasterovanje.....	29
4.2.5. Profilisanje.....	29
4.2.6. Asocijativna pravila.....	30

4.3. Istraživačko poreklo asocijativnih pravila.....	32
5. Sistem menadžmenta znanja.....	38
5.1. Klasifikacija znanja.....	38
5.1.1. Tacitno znanje.....	38
5.1.2. Eksplicitno znanje.....	39
5.2. Portali sistema menadžmenta znanja.....	41
6. Primena savremenih softverskih arhitektura za pronalaženje znanja.....	50
6.1. <i>Orange</i> .....	50
6.2. <i>RapidMiner</i> .....	51
6.3. Studija slučaja 1: Pronalaženje znanja sistemom asocijativnih pravila - primer kompanije <i>Hewlett-Packard</i> .....	53
6.4. Studija slučaja 2: Pronalaženje znanja sistemom poslovne inteligencije.....	65
6.5. Studija slučaja 3: Pronalaženje znanja sistemom asocijativnih pravila, primer u avio-saobraćaju.....	72
7. Komparativna analiza dobijenih rešenja.....	86
7.1. Pregled i analiza modela 1.....	86
7.2. Pregled i analiza modela 2.....	96
7.3. Preporuke za implementaciju poslovnog rešenja.....	100
8. Zaključak.....	101
9. Literatura.....	103
Indeks slika.....	118
Indeks tabela.....	120
Biografija autora.....	121
Izjava o autorstvu.....	127
Izjava o istovetnosti štampane i elektronske verzije doktorskog rada.....	128
Izjava o korišćenju.....	129





## 1. Uvod

Odlučivanje kao veoma značajna i kompleksna funkcija menadžmenta, zahteva metode i tehnike koje olakšavaju proces opredeljivanja za jednu od više ponuđenih alternativa. U savremenom poslovanju izazov je pronalaženje mogućnosti za poboljšanje poslovnog odlučivanja menadžera, odnosno donosilaca odluke. Upravljačke odluke direktno utiču na stvaranje profita, poslovanje i pozicioniranje kompanije na tržištu, itd.

Evidentna je činjenica da su se ljudi u svakoj fazi razvoja društva bavili fenomenom odlučivanja, što rezultuje potrebom da se ovaj proces izučava. I pored toga, neposredno izučavanje ove problematike počinje kasno, tek početkom tridesetih godina prošlog veka (Lee & Moore, 1975). Pre toga, proces odlučivanja bio je pojednostavljen i sveden na skup procedura, pravila ili veština koje treba da vode ka konačnoj odluci.

Jedinstvo teorije i prakse kao pravaca istraživanja, rezultovalo je 70-tih godina devetnaestog veka, razvojem nauke o odlučivanju, tada nazvanom Teorija odlučivanja.

Prema (Lee & Moore, 1975), posebne karakteristike ovoga perioda nauke o odlučivanju su:

- programski pristup u izučavanju pravih vrednosti, uloge i ograničenja teorije odlučivanja;
- veliki naglasak u izučavanju i analizi okruženja, u okviru koga se vrši odlučivanje;
- pridaje se veći značaj dobijanju zadovoljavajućih rešenja za izvesne teže probleme, nego traženju optimalnih rešenja;
- ulažu se maksimalni naponi za što bolju integraciju kvantitativne analize sa analizama ponašanja i okruženja u rešavanju realnih problema;
- informaciona tehnologija se sve više koristi u procesima rešavanja polustrukturiranih i nestrukturiranih problema.

Rešavanje problema odlučivanja predstavlja dinamički proces čija je prednost stalna upotreba novih informacija. Problemi odlučivanja zahtevaju sistematsku i jasnu proceduru izučavanja, pa se ukazuje, pre svega, na kvantitativan fenomen odlučivanja.

Predmet istraživanja su izbori najprihvatljivije alternative na osnovu više kriterijuma (više atributa), i to u uslovima gde su oni opisani kvantitativno. Prema (Čupić & Suknović, 2008), sistemski pristup izučavanju fenomena odlučivanja, uslovio je da se pažnja posveti na tri osnovna pojma: proces odlučivanja, učesnike procesa odlučivanja, i izbor odluke ili alternative, kao rezultata procesa odlučivanja.

Prema (Suknović, 2001), proces odlučivanja predstavlja metodološki logičan skup faza i aktivnosti koje omogućavaju sistemsku analizu i rešavanje problema odlučivanja.

Prema (Suknović, 2001), proces odlučivanja sastoji se iz sledećih faza:

- otkrivanje i formulisanje problema;
- kreiranje mogućeg rešenja;
- izgradnja modela;
- određivanje rezultata (posledica);
- izbor sistema vrednosti, i
- donošenje odluke.

*Otkrivanje i formulisanje problema* je prvi korak u procesu odlučivanja, nametnut kao svesna planska aktivnost, ili pak kao iznenadna situacija. Dobro kreiran i definisan problem predstavlja više nego polovinu rešenja.

Sledeća faza, *kreiranje mogućih rešenja*, uključuje niz procesa koje posmatra analitičar, donosilac odluke ili korisnik. U ove procese spadaju mogućnost rešenja posmatranog problema, vremenska dimenzija rešivosti problema, itd.

*Izgradnja modela* je naredna faza, u kojoj se pod pojmom model podrazumeva uprošćena matematička slika problema za koji se traži rešenje. Model je veoma široko korišćeno sredstvo za opis, objašnjenje, predviđanje i upravljanje pojavama u realnom svetu i isti predstavlja sistemsku apstrakciju stvarnosti. Ono čemu teži analitičar koji generiše model, jeste da isti što je moguće više bude vernija slika realnosti.

Faza *određivanja posledica* (rešavanja problema), ukazuje na moguće efekte primene rešenja. Pri tome se isti problem, za koji je ranije definisan model, može rešavati različitim tehnikama, omogućavajući tako vršenje komparativne analize dobijenih rešenja.

*Izbor sistema vrednosti*, podrazumeva identifikaciju svih kriterijuma koji opisuju nova "željena" stanja sistema. U ovoj fazi se vrši poređenje upravo očekivanog "željenog" i "dobijenog" stvarnog stanja sistema. Traže se minimalne devijacije ova dva stanja sistema.

*Uspešnost donete odluke*, kao posebna faza procesa odlučivanja, zavisi od nivoa valjanosti prethodno opisanih faza odlučivanja. Ako su one urađene na ispravan način, odluku je moguće relativno lako doneti. Prema (Suknović, 2001), odlukom se smatra krajnji ishod izbora, gde je najčešće bilo moguće birati jednu najprihvatljiviju alternativu iz skupa mogućih. Pri tome sam proces izbora treba da bude vođen intuicijom, jakim analitičkim aparatom i logičkim razmišljanjem.

Poslovna inteligencija je izuzetno značajna oblast u fenomenu odlučivanja. U savremenom poslovanju izazov je analizirati i pronaći mogućnosti za unapređenje procesa poslovne inteligencije, sve zarad sveobuhvatnog poboljšanja poslovnog odlučivanja. Istraživanje će se baviti problematikom izučavanja asocijativnih pravila i njihovog uticaj na unapređenje procesa poslovne inteligencije, a samim tim i odlučivanja.

Za podršku odlučivanju u organizacijama u savremenom poslovanju najčešće se koristi Poslovna inteligencija. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), poslovnu inteligenciju definišemo kao skup informacionih tehnologija, organizacionih pravila, kao i znanja i veština zaposlenih u organizaciji udruženih u generisanju, zapisivanju, integraciji i analizi podataka, a sve sa ciljem da se dođe do potrebnog znanja za donošenje odluke. Svrha poslovne inteligencije je da obezbedi podršku strategijskom i operativnom planiranju.

U okviru poslovne inteligencije, postoje najčešće sledeći poslovni zadaci koje rešava otkrivanje zakonitosti u podacima: redukcija, procena, klasifikacija, klasterovanje, otkrivanje asocijativnih pravila i predviđanje (više u: Suknović & Delibašić, 2010).

Prema (Agrawal *et al*, 1993), asocijativna pravila su značajna za razumevanje i unapređenje poslovnih procesa. Ona omogućavaju da se uoče neke zakonitosti i pre svega zavisnosti u poslovanju, koje se inače teško ili sporo uočavaju. Produkciona pravila su oblika IF <uzrok> THEN <posledica> (ako-tada) i lako su shvatljiva i primenljiva za modelovanje znanja (Agrawal *et al*, 1993). Predstavljaju značajan segment podrške odlučivanja jer omogućavaju donosiocima odluke kvalitetne podatke koji vode ka stvaranju znanja.

## **2. Metodoloski okvir istraživanja**

### **2.1. Predmet istraživanja**

**Predmet istraživanja** Doktorske disertacije je izučavanje mogućnosti uvođenja alata, tipa asocijativnih pravila, radi otkrivanja zakonitosti u podacima i mogućeg unapređenja modela poslovnog odlučivanja. Dakle, osnova je unapređenje metodologija, metode i tehnike poslovne inteligencije, posebno sistema asocijativnih pravila, kao i najbolje prakse ove metodologije sa osvrtom na uticaj i benefite koje donose menadžmentu savremenih kompanija.

Asocijativna pravila su veoma značajna za unapređenje poslovnih procesa. Ona omogućavaju da se uoče neke zakonitosti koje je inače teško uočiti, ili je za njihovo uočavanje potrebno dosta vremena. Asocijativna pravila su izuzetno značajna za svakog donosioca odluke jer, između ostalog, ukazuju na navike klijenata, potrošača, itd. Poslovni sistemi se bore da pravovremeno uoče zakonitosti koje im mogu doneti poslovnu prednost i profit. Predmet istraživanja doktorske disertacije je mogućnost unapređenja modela poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila.

### **2.2. Ciljevi istraživanja**

**Osnovni cilj** istraživanja Doktorske disertacije je definisanje okvira za sprovođenje celovitog istraživačkog poduhvata unapređenja modela poslovnog odlučivanja i otkrivanja zakonitosti u podacima za potrebe brojnih analiza, pre svega otkrivanja

asocijativnih pravila i predviđanja, i upotrebe rezultata radi donošenja ispravnih upravljačkih poslovnih odluka.

Odnosno, opšti cilj je analiza i primena sistema asocijativnih pravila radi unapređenja modela poslovnog odlučivanja menadžera najvišeg nivoa poslovnog sistema, radi donošenja efektivnijih i efikasnih odluka. Akcenat je na najprihvatljivijem kombinovanju poslovnih analiza radi maksimizacije profita kompanija. Specifičan cilj Doktorske disertacije je i ukazivanje na naučni značaj, aktuelnost i multidisciplinarnost teme Doktorske disertacije, kao i ispitivanje definisanog plana i dinamike realizacije istraživanja.

**Poseban cilj** Doktorske disertacije je i detaljnije definisanje daljeg pravca istraživanja. Odnosno, analiza i konačan odabir metoda, modela i tehnika sistema asocijativnih pravila koje imaju najveći uticaj na unapređenje modela poslovne inteligencije, a samim tim i poslovnog odlučivanja. Kroz dalji rad na temu istraživanja odabrane metode, modeli i tehnike će se primenjivati za praktičnu realizaciju naučnog istraživanja i kreiranje unapređenog modela poslovnog odlučivanja primenom sistema asocijativnih pravila.

### **2.3. Polazne hipoteze**

Prilikom kreiranja opšte hipoteze Doktorske disertacije, uzeti su u obzir problem, predmet i ciljevi istraživanja uticaja poslovne inteligencije na odlučivanje menadžera.

**Opšta hipoteza**, koja će se kasnije u radu potvrditi ili opovrgnuti, glasi:

**H1:** Moguće je unaprediti model poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila.

**Posebne hipoteze**, koje su razvijene iz opšte hipoteze i odnose se na obrađivanje delova predmeta istraživanja glase:

**H1:** Model poslovnog odlučivanja moguće je unaprediti upotrebom metodologije, alata i tehnika poslovne inteligencije.

**H2:** Primenom metoda i tehnika poslovne inteligencije na istraživanje fenomena potrošačke korpe, može se postići značajno unapređenje modela poslovnog odlučivanja.

**H3:** Model poslovnog odlučivanja, uspešno primenjen u upravljanju odnosima sa kupcima, može imati strategijski značaj za poslovanje kompanija.

## 2.4. Očekivani naučni i stručni doprinos

Najznačajniji očekivani doprinos istraživanja Doktorske disertacije je kreiranje i implementacija novog modela unapređenja poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila. Naučni doprinos ogledaće se u primenljivosti novog modela savremenog odlučivanja u realnim poslovnim sistemima, kao što su, između ostalog, veliki trgovinski lanci. Rezultati istraživanja su verodostojni i primenljivi u realnom poslovnom okruženju.

Ideja je da nov model dobijen u Doktorskoj disertaciji doprinosi unapređenju oblasti savremenog odlučivanja. Ukazuje na izuzetan značaj metoda i tehnika poslovne inteligencije za podršku menadžmentu poslovnih sistema u kreiranju najprihvatljivijeg rešenja uz maksimizaciju profita.

Značajan doprinos ovog rada zasniva se na izvođenju jedinstvenog istraživačkog poduhvata na ovim prostorima sa primenom metoda i tehnika poslovne inteligencije u cilju sprovođenja analiza i mogućnosti unapređenja savremenog odlučivanja korišćenjem asocijativnih pravila.

Ostali očekivani **naučni doprinosi** Doktorske disertacije ogledaće se u sledećem:

- Napraviće se pregled preliminarne literature iz oblasti značajnih za istraživanje. Koristiće se savremeni literaturni izvori najeminentnijih stranih i domaćih istraživača iz oblasti poslovne inteligencije, odlučivanja i savremenog menadžmenta.

- Objasniće se značaj multidisciplinarnosti buduće teme istraživanja. Odnosno, opisaće se zavisnost menadžerskog odlučivanja, poslovne inteligencije, menadžmenta ljudskih resursa, menadžmenta znanja i upotreba savremenih informaciono-komunikacionih tehnologija, tj. softverskih rešenja za efikasno i efektivno rukovođenje poslovnim sistemom.
- Realizovaće se pregled naučne oblasti sa dosadašnjim značajnim rezultatima istraživanja reprezentnih studija iz zemlje i inostranstva radi boljeg i sveobuhvatnijeg razumevanja budućeg problema istraživanja.
- Analiziraće se savremene softverske arhitekture koje podržavaju otkrivanje zakonitosti u podacima kao podrška menadžmentu savremenih kompanija.
- Napraviće se značajan broj naučnih radova iz oblasti poslovnog odlučivanja koji će biti prezentovani na domaćim i međunarodnim naučno-stručnim konferencijama.
- Rezultate istraživanja moći će da koriste stejkholderi iz različitih interesnih sfera kao podrška u odlučivanju (akademske institucije, javni sektor, privatni sektor, itd.).
- Podizanje nivoa opšte stručne svesti o prednostima predloženih metoda poslovne inteligencije, posebno asocijativnih pravila, za realizaciju istraživanja u oblasti savremenog odlučivanja.

## **2.5. Naučne metode istraživanja**

Teorijski deo istraživanja realizovan je prikupljanjem i analiziranjem najsavremenije strane i domaće literature eminentnih stručnjaka, sa ciljem pokazivanja opravdanosti i korisnosti rešavanja problema razvoja novog modela za unapređenje procesa poslovne

inteligencije i odlučivanja. Za pregled naučne oblasti pretraživana je Kobson baza podataka, sa preko 35000 stranih i domaćih naučnih časopisa.

Preliminarni **naučni metodi** koji su korišćeni u realizaciji istraživanja su sledeći:

- metodi analize podataka,
- metodi sinteze,
- metodi kompilacije,
- metodi statističkih analiza,
- komparativni metodi,
- metoda indukcije,
- metoda dedukcije,
- metodi poslovne inteligencije, itd.

Više o metodologiji naučno-istraživačkog rada videti u (Mihailović, 2004). Empirijski deo istraživanja doktorske disertacije obuhvatio je različite metode, modele i tehnike poslovne inteligencije. Jedna od prepoznatljivih i veoma aktuelnih tehnologija otkrivanja zakonitosti u podacima je CRISP-DM metodologija, prema kojoj je realizovan značajan segment istraživanja. Više o CRISP-DM metodologiji videti u (Suknović & Delibašić, 2010). Za potrebe istraživanja korišćena je analiza potrošačke korpe u poslovanju, značajan koncept koji je napravio izuzetan uspeh u povećanju prodaje velikih trgovinskih lanaca za čak 13%. Prema (Agrawal *et al*, 1993), analiza potrošačke korpe predstavlja generisanje asocijacija, formalizovanih preko asocijativnih pravila o artiklima koji se često kupuju vezano. Takođe, u istraživanju su korišćeni aktuelni softverski programi: *Orange* i *RapidMiner* za data mining, *SPSS (Statistical Package for the Social Sciences)* za statističku analizu podataka. Po potrebi, koristila su se i druga profesionalna softverska rešenja.

Metodologijom naučno-istraživačkog rada postupno se dolazilo do saznanja naučne istine. Više o metodologiji naučnog istraživanja videti u (Mihailović, 2004). Na taj način su se potvrdile postavljene hipoteze. Primena svakog pojedinačnog naučnog



metoda, rezultovala je ostvarenjem opšte primenljivog modela, radi unapređenja procesa poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila, sa ciljem donošenja efektivnih i efikasnih upravljačkih odluka u poslovnom sistemu.

## **2.6. Pregled stanja u oblasti**

Pregledom velikog broja radova eminentnih stručnjaka iz oblasti poslovne inteligencije, zaključuje se da je tema asocijativnih pravila veoma oskudno obrađena u našim naučnim krugovima. Odnosno, postoji veoma malo opširnije zvanične literature (poput Univerzitetskih udžbenika i sl.) na temu asocijativnih pravila. Dakle, uočava se prostor za detaljniju obradu ove tematike i preporuka je stvaranje kolekcije izabranih studija slučaja koja bi se uobličila u formi knjige ili udžbenika.

Takođe, uočava se i da su određene druge oblasti poslovne inteligencije (poput klasifikacije i klasterovanja) mnogo zastupljenije i korišćene u svakodnevnoj naučnoj praksi istraživača; kako prilikom pisanja i prezentovanja naučnih radova, tako i tokom realizovanja različitih eksperimenata pri naučnim projektima. Shodno tome, cilj pregleda stanja u oblasti istraživanja, kao i same Doktorske disertacije, je popularizacija pojma asocijativnih pravila u naučnoj teoriji i prakse našeg podneblja.

Prema (Agrawal *et al*, 1993), pojam asocijativnih pravila je prvi uveo Agrawal 1993. godine sa svrhom analize potrošačke korpe na tržištu.

Iako se metoda potrošačke korpe najčešće koristi u maloprodaji, važno je istaknuti da postoje i druga područja u kojima je njena primena značajna: analiza različitih kupovina, identifikacija prevara osiguravajućih društava, analiza korišćenja telekomunikacionih usluga, i slično. Metoda potrošačke korpe se ne mora koristiti isključivo za događaje koji se dešavaju istovremeno, već i za one što nastupaju jedni za drugima, što se pokazalo kao posebno korisno u marketingu.

Primer kompanije *Kataloška prodaja* jedan je od dokaza uspešne primene metode asocijativnih pravila u marketingu, odnosno u poboljšanju prodaje. Više informacija videti u (Klepac & Mršić, 2006). Najznačajniji rezultat koji je dobijen odnosi se na činjenicu da je potrebno kreirati tematske kataloge koji će sadržati određene skupove proizvoda koji će se prilagoditi tržišnim segmentima.

Za rešavanje problema kompanije *Šareni svet boja* takođe je korišćena metoda asocijativnih pravila (Klepac & Mršić, 2006). Kompanija je prepoznala pad prodaje nekih proizvoda. Bilo je potrebno saznati da li su to proizvodi koji se inače kupuju vezano sa nekim drugim proizvodima ili se kupuju samostalno. Analiza je dizajnirana tako da su se posmatrale preferencije kupovine stagnirajućih skupova proizvoda u kombinaciji sa tzv. glavnim skupovima proizvoda. U glavnom skupu proizvoda bili su oni koji su donosili najveći prihod od prodaje. Istraživanje je pokazalo da su kupci nastavili da kupuju proizvode iz glavnog skupa, a stagnirala je kupovina sporednih skupova proizvoda. Videti detaljnije u (Klepac & Mršić, 2006).

Još jedan primer primene metode asocijativnih pravila opisan je u okviru pretraživanja interneta (Doko, 2010). Korišćene su metode otkrivanja asocijativnih pravila u cilju otkrivanja web stranica kojima se zajedno pristupa. Npr. informacija da korisnici koji pristupe stranicama A i B često pristupe i stranici C, može se koristiti za kreiranje odgovarajućih linkova (npr. sa A na C), što bi se dalje koristilo za analizu elektronskog poslovanja i za optimalno kombinovanje resursa. Detaljniji opis problema pogledati u (Doko, 2010).

Rađena su istraživanja i na temu novog pristupa otkrivanja asocijativnih pravila u velikim bazama podataka. Više informacija videti u (Al-Zawaidah *et al*, 2011). Ovaj pristup je izveden iz konvencionalnog Apriori pristupa sa dodacima da bi se poboljšale performanse pretraživanja podataka. Rađeni su brojni eksperimenti i poređene su performanse novog algoritma sa postojećim iz literature. Eksperimentalni rezultati su pokazali značajne benefite novog pristupa koji može da brzo otkriva setove podataka i efektivno pretražuje asocijativna pravila (Al-Zawaidah *et al*, 2011).

Još jedan uspešan primer primene asocijativnih pravila na velikoj bazi podataka maloprodaje opisan je u (Fernando & Susanto, 2011). U pitanju je projekat pretraživanja podataka baziran na internetu na primeru kompanije *Amigo grupa*. Algoritam koji se koristi za implementaciju asocijativnih pravila se naziva *FP-Growth* algoritam. Ovaj algoritam formira strukturu podataka koja se naziva *FP-Tree* po određenim pravilima. Rezultat aplikacije se koristi kao pomoć menadžerima *Amigo grupe* da razumeju ponašanje kupaca i analiziraju paterne stavke koje se obično kupuju zajedno. Tada menadžeri uspešno kreiraju marketing strategije da bi se povećala prodaja artikala.

Značajno istraživanje rađeno je i u oblasti primene asocijativnih pravila na inteligentne transportne sisteme (Yang & Liu, 2012). Oni predstavljaju budući pravac razvoja oblasti transportnih sistema, napredne informacione tehnologije, tehnologije za transmisiju podataka u komunikaciji, tehnologije elektronskih senzora, kontrolne i kompjuterske tehnologije. Pomoću asocijativnih pravila se mogu efektivno koristiti postojeći objekti za transport, smanjiti zagađenje saobraćaja i životne sredine; može se osigurati bezbednost saobraćaja i poboljšati efikasnost transporta. U istraživanju je prikazan inteligentan sistem za transport baziran na asocijativnim pravilima i modelima. Komparativna analiza rezultata detaljnije objašnjava preporuke za dalji pravac istraživanja (Yang & Liu, 2012).

Zanimljivo istraživanje na temu očuvanja privatnosti pri korišćenju asocijativnih pravila u autorsovanim transakcionim bazama podataka objavljeno je u (Giannotti *et al*, 2012). Razvitkom tehnologije kao što je *cloud computing*, nastaje značajno interesovanje za paradigmu *data mining* usluge. Kompanija koja poseduje podatke i kojoj nedostaje ekspertiza ili informatički resursi može da autorsuje traženje asocijativnih pravila trećem subjektu. Međutim, i podaci, i autorsovanje asocijativnih pravila se smatraju privatnim vlasništvom kompanije. U istraživanju (Giannotti *et al*, 2012) prikazani su eksperimenti na realnoj i velikoj transakcionoj bazi podataka koji demonstriraju da su predložene tehnike efektivne, merljive i da čuvaju privatnost podataka.

Da bi se ekstrahovalo potrebno znanje iz velikog broja pravila koje su proizveli *data mining* algoritmi, sve češće se koristi vizuelna reprezentacija asocijativnih pravila (Ben Said *et al*, 2013). Ove reprezentacije mogu da pomognu korisnicima da pronađu i izvrše validaciju potrebnog znanja. Postojeće tehnike koje su predložene za vizuelizaciju pravila su razvijene da predstavljaju asocijativno pravilo kao celinu, ne prikazujući veze između delova koje predstavljaju prethodnicu i posledicu i doprinos svake spone ka pravilu (Ben Said *et al*, 2013). U ovom istraživanju predložena je nova vizuelna reprezentacija asocijativnih pravila koje dozvoljavaju vizuelizaciju delova koji su prethodnica i posledica svakog dela, kao i doprinos svakog dela celini.

Prethodna istraživanja dokazala su široku primenu metode asocijativnih pravila u poslovanju. Istraživanja svih autora dala su korisne rezultate pogodne za donošenje poslovnih odluka. Metoda se pokazala najuspešnijom upravo u analizi potrošačke korpe, gde su korišćena asocijativna pravila za otkrivanje zakonitosti u različitim poslovnim sistemima.

## 2.7. Plan istraživanja i struktura rada

Tabela 1: Prikaz plana realizacije istraživanja Doktorske disertacije

FAZA	ZADACI	METODE, TEHNIKE, STANDARDI
<b>1. Pregled stanja u oblasti istraživanja</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Prikupljanje informacija</li> <li>- Analiza stanja u oblasti (postojećih modela i pravaca istraživanja)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <i>Data Mining</i></li> <li>- Pretraživanje stručne literature (Kobson, Srpski citatni indeks, itd.)</li> </ul>
<b>2. Pronalaženje skupova podataka za analizu definisanog problema poslovnog odlučivanja</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Prikupljanje podataka iz realnog okruženja oblasti istraživanja</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Metode i tehnike poslovne inteligencije</li> </ul>
<b>3. Odabir najprihvatljivijih metoda i tehnika poslovne inteligencije za realizaciju praktičnog dela istraživanja</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Analiza pogodnosti metoda i tehnika poslovne inteligencije za definisani problem istraživanja</li> <li>- Odabir najprihvatljivijeg rešenja za istraživanje</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Metode i tehnike poslovne inteligencije</li> <li>- Naučne metode istraživanja</li> </ul>
<b>4. Projektovanje modela poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Razvoj modela za rešavanje posl. problema primenom savremene softverske arhitekture</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Softver <i>Orange</i></li> <li>- Softver <i>RapidMiner</i></li> <li>- Asocijativna pravila</li> <li>- Stručna literatura</li> </ul>
<b>5. Simulacija problema poslovnog odlučivanja projektovanim modelom asocijativnih pravila</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Puštanje modela u rad (praktična realizacija)</li> <li>- Unapređenje modela posl. odlučivanja sistemom asocijativnih pravila</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Odabrane softverske arhitekture</li> <li>- Asocijativna pravila</li> <li>- Stručna literatura</li> </ul>
<b>6. Testiranje i evaluacija rezultata</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Komparacija dobijenih rezultata</li> <li>- Definisane pravaca daljeg istraživanja</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Softver <i>Orange</i></li> <li>- Softver <i>RapidMiner</i></li> <li>- Komparativna analiza</li> </ul>

Strukturu Doktorske disertacije čini *9 (devet)* poglavlja. *Prvo poglavlje predstavlja Uvod, gde su data uvodna razmatranja.* Predstavljene su koreni odlučivanja kao naučne discipline; tok njenog razvoja, faze, kao i zainteresovanost šire naučne i poslovne javnosti za ovu tematiku.

*U drugom poglavlju detaljno je opisan metodološki okvir istraživanja Doktorske disertacije.* Predstavljene su predmet i ciljevi istraživanja. Prikazane su naučne hipoteze koje će se kasnije u radu potvrditi ili opovrgnuti. Opisan je očekivani naučno-stručni doprinos rada. Dat je prikaz relevantnih naučnih metoda istraživanja, kao i pregled stanja u oblasti.

*Treće poglavlje detaljno se bavi savremenim odlučivanjem.* Opisan je multidisciplinarni karakter istraživanja. Dat je pregled najznačajnijih definicija i podela. Ukazano je na značaj i ulogu podatka, informacije i znanja u odlučivanju.

*Četvrto poglavlje bavi se problematikom poslovne inteligencije.* Predstavljen je osnovni model sistema poslovne inteligencije. Opisuje se njene najznačajnije oblasti – klasterovanje, klasifikacija, asocijativna pravila. Prikazuje se istraživačko poreklo koncepta asocijativnih pravila.

*Peto poglavlje Doktorske disertacije opisuje sistem menadžmenta znanja, kao i klasifikaciju znanja.* Prikazani su portali sistema menadžmenta znanja.

*Šesto poglavlje bavi se softverskim arhitekturama koje se koriste u istraživanju.* Detaljno su opisani softveri *Orange* i *RapidMiner*. Prikazane su studije slučaja sa efektom primenom koncepta asocijativnih pravila. Ilustrativni primeri prikazuju značaj poslovne inteligencije u savremenom odlučivanju.

*Sedmo poglavlje prikazuje komparativnu analizu dobijenih modela.* Prikazani su pregled i analiza modela 1 i 2. Date su preporuke za implementaciju poslovnog rešenja.

*Osmo poglavlje predstavlja zaključak.* Prikazan je kritički osvrt na rezultate istraživanja. Dati su pravci i smernice za buduća istraživanja.

*Deveto poglavlje daje pregled literature koja je korišćena u istraživanju.*

*U nastavku je prikazana biografija autora, prema preporuci Univerziteta u Beogradu za pisanje Doktorske disertacije.*

*U nastavku su, prema preporuci Univerziteta u Beogradu za pisanje Doktorske disertacije, priložene: Izjava o autorstvu, Izjava o istovetnosti štampane i elektronske verzije, kao i Izjava o korišćenju.*

### **3. Savremeno odlučivanje**

#### **3.1. Interdisciplinarni okvir istraživanja**

Odlučivanje predstavlja izbor jedne iz skupa ponuđenih alternativa (Suknović & Delibašić, 2010). Kao izuzetno kompleksan proces, koji treba da rezultuje donošenjem ispravnih upravljačkih odluka, potrebno je u kontinuitetu istraživati i unapređivati metode i tehnike savremenog odlučivanja. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), savršeno rešenje za definisani problem ne postoji, te se treba orijentisati na pronalaženje najprihvatljivijeg rešenja. Donosilac odluke treba da poznaje pravila Teorija odlučivanja, kao i da poseduje iskustvo u praksi kako bi doneo poslovnu odluku koja će rezultovati maksimizacijom dobiti.

Prema (Suknović, 2001), potrebno je istaći tri dimenzije koje uslovljavaju potpuni razvoj ove discipline. To su: kvalitativni aspekt, kvantitativni aspekt i informaciono-komunikacioni aspekt. Ova tri aspekta odlučivanja u potpunosti zadovoljavaju sve koncepte razvoja savremenog odlučivanja, kako na teoretskom, tako i na aplikativnom nivou.

Kvantitativnim pristupom u savremenom odlučivanju definisan je osnovni formalizam problema odlučivanja (Suknović & Delibašić, 2010). Prema (Suknović, 2001), problem odlučivanja, je petorka  $(A, X, F, \Theta, \succ)$  u kojoj je:

$A$  : konačan skup raspoloživih alternativa (akcija), koje učesnik sesije rangira u cilju izbora najprihvatljivije;

$X$  : skup mogućih rezultata koji slede kao posledica izbora alternative;

$\Theta$ : skup stanja sveta, zavisi od nepoznatog stanja sveta  $\theta \in \Theta$ , jer se posledice izbora alternative  $a \in A$  mogu razlikovati;

$F: A \times \Theta \rightarrow X$  određuje za svako stanje sveta  $\varpi$  i za svaku alternativu  $a$ , rezultujuću posledicu  $x = F(a, \varpi)$

$\succ$ : relacija slabog poretka na  $X$ , tj. binarna relacija koja ispunjava sledeće uslove:

(i)  $x \succ y$  ili  $y \succ x, \forall x, y \in X$

(ii)  $\succ$  je tranzitivna, tj.  $x \succ y$ .

Prema (Suknović, 2010), relacija  $\succ$  karakteriše donosioca odluke i naziva se relacija preferencije. Stroga preferenca  $x \succ y$ , znači da važi  $x \succ y$ . Relacija indiferentnosti  $x \sim y$  znači da važi  $x \succ y$ . Najčešći način rešavanja problema odlučivanja jeste transformacija slabog poretka  $\succ$  na  $X$  u uobičajeni poredak  $\geq$  nad realnim brojevima pomoću funkcije korisnost. Više o odlučivanju videti u (Suknović, 2010).

Prema (Radojević, 1999), u uslovima generalnog problema odlučivanja pretpostavlja se da je stanje sveta  $\varpi$  poznato.  $X$  je više-dimenzionalno i poznato za svaku alternativu kao skup relevantnih vrednosti atributa.

Savremeno odlučivanje kao ljudski fenomen, sa aspekta nivoa i stepena složenosti problema koji se rešava, kao i broja učesnika koji ga rešavaju, prema (Čupić & Suknović, 2008), delimo u sledeće kategorije:

- Individualno (pojedinačno) odlučivanje.

Ovaj oblik odlučivanja ujedno je najjednostavniji i najčešće objašnjavan i korišćen do sada. Brojne reference ukazuju na to (Harrison, 1987), (Čupić & Tumala, 1991), (Lee & Moore, 1975), itd. Aktivnosti procesa odlučivanja poverene su jednom donosiocu odluke.

- Grupno odlučivanje - timski rad.



Karakteriše ga veći nivo faza i aktivnosti procesa odlučivanja. Učestvuje veći broj (tim) donosioca odluke (učesnika sesije) u proceduri izbora najprihvatljivije alternative. Sadrži značajne metode, modele, kao i savremene alate za podršku odlučivanju u grupi.

- Organizaciono odlučivanje.

Ovaj oblik odlučivanja karakteriše visok nivo nestrukturiranosti problema koji prate organizaciju. Ovu vrstu odlučivanja prate brojni istraživački eksperimenti, ali se još uvek nije došlo do sistematičnih znanja koja bi je značajno unapredila.

- Metaorganizaciono odlučivanje.

Predstavlja najviši nivo primene niza sistematizovanog znanja u oblasti odlučivanja. Praktično se evidentira na nivou jedne zemlje (države), sopstvenog nacionalnog interesa, opredmećenog preko socijalnog blagostanja, kulture, dohotka, itd. (Suknović & Delibašić, 2010).

Krajnji rezultat uspešnog procesa odlučivanja jeste donošenje najprihvatljivije odluke za definisani problem, pošto savršeno rešenje ne postoji. Odlukom se smatra krajnji ishod izbora, gde je najčešće bilo moguće birati jednu najprihvatljiviju alternativu iz skupa mogućih (Suknović & Delibašić, 2010). Pri tome sam proces izbora treba da bude vođen intuicijom, jakim analitičkim aparatom i logičkim razmišljanjem. Izbor alternative moguće je pomoću tehnika odlučivanja, pravila odlučivanja ili veština odlučivanja. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), sam momenat donošenja odluke je bez sumnje najkreativniji, a ujedno i najkritičniji trenutak u kompletnom procesu odlučivanja. Više o odlučivanju pogledati u: (Kotsiantis, 2011), (Draker, 2003), (Fang & Lu, 2009), (Ferrer-Troyano *et al*, 2005), (Franco-Arcega *et al*, 2011), (Grabich, 1997), (Hou *et al*, 2011), (Balaban, 2014).

Odlučivanje je prisutno u svim sferama života i rada savremenog čoveka. U poslovanju svakodnevnica svakog menadžera je donošenje odluka. Primeri nekih od odluka su: da li i koliko vremena posvetiti određenom projektu; da li otpustiti zaposlene; u kom pravcu orijentisati strateško delovanje kompanije; prema kom tržišnom segmentu orijentisati marketing aktivnosti; sa kojim poslovnim subjektima sklopiti strateško partnerstvo, itd. U zavisnosti od donetih odluka, u velikoj meri zavisi i uspeh kompanije na tržištu.



Istraživanje savremenog odlučivanja ima interdisciplinarni karakter. Sam tok razvoja poslovnog odlučivanja kao naučne discipline, prati razvitak društva u celini. Zbog toga se može reći da određene *društvene nauke*, npr. sociologija, psihologija, menadžment ljudskih resursa imaju uticaja na tok i razvoj ove discipline.

Takodje, neophodna su stručna *tehnička znanja* o metodama i tehnikama savremenog odlučivanja. Kompleksne kalkulacije zahtevaju znanje matematike i statistike.

Pošto savremeno poslovanje prati digitalizacija koja je sve više uključena u svakodnevni rad, često kompletno menjajući određene procedure, *znanje informaciono-komunikacionih tehnologija (IKT)* postaje jedan od prioriteta. Brojni su softveri koji služe kao pomoćni alat menadžerima u donošenju odluka.

Preporuka je da donosilac odluka poseduje veliko iskustvo, znanje i mudrost u korišćenju metoda i tehnika savremenog odlučivanja. Bitna je i intuitivnost u donošenju odluka, kao i proaktivan pristup rešavanja problema.

Preplitanje različitih naučnih disciplina ukazuje na interdisciplinarni okvir savremenog odlučivanja. Stoga, potrebno je kontinuirano vršiti edukacije i usavršavanja menadžera putem različitih vrsta seminara, konferencija, kurseva o naučnoj disciplini Teoriji odlučivanja. Preporuka je da se strateško delovanje poslovnog subjekta orijentiše ka permanentnom izučavanju i primeni metoda i tehnika savremenog odlučivanja, sa ciljem dostizanja poslovne izvrsnosti i liderske pozicije u poslovnom okruženju.

Prema (Humphrey, 2005) SWOT analiza (*Strengths, Weaknesses, Opportunities & Threats Analysis*) predstavlja tehniku strategijskog menadžmenta gde se uočavaju strategijski izbori dovođenjem u vezu internih snaga i slabosti kompanija sa šansama i pretnjama u eksternom okruženju.

SWOT analiza predstavlja izuzetno koristan alat menadžerima za pregled stanja kompanija, kao i njenih internih i eksternih resursa. Ovu metodu prvo je proučavao i razvijao Albert Hemfri na Stendford Univerzitetu, šezdesetih godina prošlog veka. Detaljnu kolekciju studija slučajeva, kao i objašnjenja benefita SWOT metode mogu se pogledati u (Humphrey, 2005).

U nastavku rada dat je prikaz SWOT analize značaja poslovnog odlučivanja za poslovni subject (Tabela 2). Prikazane su interne snage i slabosti poslovnog subjekta u odnosu na

proces poslovnog odlučivanja. Odnosno, sagledano je koji su to pozitivni i negativni efekti koji nastaju kao posledica odlučivanja unutar kompanije. Takođe, analizirane su prilike i pretnje koje poslovno odlučivanje može imati na okruženje u kojem poslovni subjekt posluje. Na osnovu urađene *SWOT* analize, zaključuje se da su snage i prilike koncepta poslovnog odlučivanja mnogo značajnije i povoljnije nego slabosti i pretnje.

Tabela 2: *SWOT* analiza značaja poslovnog odlučivanja za poslovni subjekt

<b>Snage (<i>Strengths</i>)</b>	<b>Slabosti (<i>Weaknesses</i>)</b>
Veća efektivnost donetih odluka	Kontinualni troškovi usavršavanja i edukacije menadžera.
Jačanje procesa donošenja odluka.	Vreme čekanja da bi se videli efekti donete odluke.
Efektivniji menadžment tim.	Nekompetentnost menadžmenta.
Edukovani ljudski resursi sa znanjem i iskustvom u donošenju odluka.	Nedostupnost kvalitetne literature na temu poslovnog odlučivanja.
Sistematsko uključivanje koncepta poslovne inteligencije u proces donošenja odluka.	
<b>Prilike (<i>Opportunities</i>)</b>	<b>Pretnje (<i>Threats</i>)</b>
Bolje pozicioniranje na tržištu.	Loše poslovanje posl. subjekta na tržištu kao posledica loše upravljačke odluke.
Maksimizacija profita.	Loš odabir strateških partnerstava koji vode kompaniju u bankrot.
Rast i razvoj poslovnog subjekta kao posledica donete ispravne upravljačke odluke.	Pogrešan odabir informacija iz eksternog okruženja koje vode ka donošenju pogrešne odluke.
Zauzimanje liderske pozicije.	Otpor okruženja prema promenama.
Poboljšana komunikacija.	
Transparentnost poslovanja.	

### **3.2. Važnost i uloga podatka, informacije i znanja u odlučivanju**

#### **3.2.1. Osnovni pojmovi i definicije**

Znanje možemo definisati kao „razumevanje stečenog kroz iskustvo ili izučavanje“ (Awad & Ghayiri, 2004). Ono predstavlja *know-how* ili razumevanje kako da uradimo nešto što će nam omogućiti da obavimo neki konkretan zadatak. Takođe se može misliti na akumulaciju činjenica, proceduralnih pravila ili heuristike. Pomenute elemente definišemo:

Prema (Awad & Ghayiri, 2004), činjenica je izjava o nekom elementu istine o određenom objektu, pojmu ili domenu – npr. Sunce izlazi na istoku, a zalazi na zapadu; mleko je bele boje, itd.

Prema (Awad & Ghayiri, 2004), proceduralno pravilo je pravilo koje opisuje sekvencu relacija relativnih početnoj. Npr. pogledati preko ramena prilikom svakog prestrojavanja automobila iz trake u traku.

Prema (Awad & Ghayiri, 2004), heuristika je pravilo zasnovano na godinama iskustva. Npr. ako osoba vozi manje od 10 km/h preko ograničenja, male su šanse da ga policija zaustavi zbog prebrze vožnje.

Prema (Awad & Ghayiri, 2004), znanje predstavlja razumevanje određene oblasti, koja u sebi sadrži potencijal za njenu praktičnu primenu. Kako bismo odgovarajuće definisali pojam znanja, potrebno je definisati još neke pojmove koje nije moguće izostaviti kada se govori o ovoj temi.

### **3.2.1.1. Inteligencija**

Inteligencija se odnosi na sposobnost prikupljanja i primene znanja (Kriegel *et al*, 2007). Inteligencija predstavlja sposobnost unapređivanja na osnovu znanja, tj. sposobnost transformisanja u znanje koje se može iskoristiti za donošenje dobrih odluka (Kriegel *et al*, 2007). Inteligentna osoba je ona koja misli i rezonuje. Konverzija znanja je u velikom obimu odgovorna za efikasnost primene znanja eksperta i nivo težine pretvaranja znanja u eksplicitno (Larose, 2004). Sposobnost razumevanja i upotrebe jezika je takođe atribut inteligencije. Razumevanje jezika se često olako uzima; nije ga lako definisati i postići posebno ako ga je potrebno obezbediti u tehnološkom smislu. Npr. izjava: „Grad je pokriven snežnim pokrivačem visine 2 metra“. Da li ovo znači da je grad u potpunosti pokriven snegom? Ili da je sneg visine 2 metra iznad najviše

zgrade? Kako pojedinac treba da pristupi tumačenju konteksta? Vrlo je jasno da tu nastupaju mnogi drugi faktori kao što su prethodno znanje, iskustvo, rezonovanje, i slično. Sticanje znanja (učenje) dolazi kao posledica procesa izučavanja ili podučavanja od strane nekog o relevantnoj temi (Larose, 2004). Inteligentne osobe stiču znanje brzo i efektivno koriste ono što su naučili.

### **3.2.1.2 Iskustvo**

Prema (Crager & Lemons, 2003), iskustvo se odnosi na ono što smo uradili, a šta se hronološki dogodilo u nekoj konkretnoj oblasti. Na latinskom jeziku reč „experience“ znači testirati, ispitati. Tako se može reći da su ljudi sa dubokim znanjem o nekoj temi testirani kroz iskustvo (Gong *et al*, 2009). Iskustvo svakako vodi ka ekspertizi. Ekspertiza predstavlja intuiciju i sposobnost pristupanja znanju izuzetno brzo kako bi se postigao efikasan i uspešan ishod, a iskustvo je usko povezano sa znanjem (Gong *et al*, 2009). Znanje se razvija tokom vremena kroz uspešno iskustvo, a iskustvo vodi ka ekspertizi. Bez određenog iskustva se ne može se dostići nivo eksperta.

### **3.2.1.3. Podatak**

Prema (Larose, 2004), podatak je neorganizovana neobrađena činjenica i statičan entitet. Na primer, izjava: “Marko je visok 2 metra” predstavlja podatak. Ovaj podatak ne vodi nužno ka ničemu. Značenje koje neko može dodati evaluaciji ovog podatka može biti značajno. Takva evaluacija bi mogla nagovestiti da bi Markova visina dobro došla nekom košarkaškom timu. U ovom slučaju podatak postaje informacija. Podatak je set diskretnih činjenica o nekoj temi (Larose, 2004). Kada kupac ode u prodavnicu i kupi robu tada broj kupljenih artikala i plaćeni iznos predstavljaju podatak. Ovi podaci ništa ne govore o tome šta je motivisalo kupca da kupi baš te artikle, niti o tome kakav je kvalitet tih proizvoda, niti o kvalitetu same radnje, itd. Sa druge strane, prodavnice prikupljaju ovakve informacije putem asocijativnih pravila i na osnovu njih pokušavaju da uoče obrasce po kojima se odvija kupovina, zašto i kada kupci kupuju te proizvode,

koliko su kupci osjetljivi na promenu, itd. Svim organizacijama su neophodni podaci. Npr. osiguravajuće kuće, banke, škole i slične organizacije prikupljaju podatke u izuzetno velikom broju i veoma zavise od njih. Ovde se može javiti problem da se prikuplja i više podataka nego što je potrebno pa se uzaludno troše resursi. Zbog toga svaka organizacija mora da proceni koju količinu podataka je optimalno obrađivati i prikupljati kako bi se dobile potrebne informacije (Larose, 2004). Time se bavi oblast upravljanja bazama podataka.

#### **3.2.1.4. Informacija**

Reč informacija potiče od Latinskog „in forma“, što znači: dati oblik nečemu. Za informaciju se može reći da predstavlja oblikovanje podataka (Gong *et al*, 2009). Prema (Gong *et al*, 2009), informacija je rezultat obrade, manipulacije i organizovanja podataka na način koji povećava znanje onome koji vrši obradu. Drugim rečima, to je kontekst u kojem su podaci uzeti (Gong *et al*, 2009). Za razliku od podataka informacije podrazumevaju razumevanje relacija. Informacija ima značenje, svrhu i relevantnost. Podaci mogu biti reorganizovani ili statistički analizirani – sve sa ciljem povećanja smisla nekog izveštaja, dokumenta i sl.

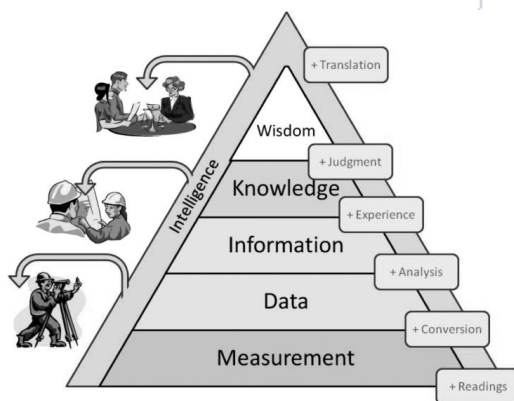
#### **3.2.1.5. Znanje**

Znanje je esencijalna komponenta svog ljudskog napretka (Larose, 2004). Od saznanja kako se sadi seme kako bi izraslo u biljku, preko izuma parne mašine pa do putovanja na Mesec – svi poduhvati su zahtevali akumulaciju određene količine znanja kako bi se mogli smatrati uspešnima. Prema (Larose, 2004), znanje predstavlja najbolje rešenje za prevazilaženje kompleksnosti i neizvesnosti. Znanje može imati različite definicije u zavisnosti od discipline, tj. konteksta u kome se pominje. Prema (Davenport & Prusak, 2000), znanje je dinamičan miks iskustava, vrednosti, kontekstualnih informacija i ekspertskog uvida koji obezbeđuje okvir za evaluaciju i implementaciju novih iskustava i informacija. Znanje obuhvata širi spektar pojmova od informacije kao što su

percepcija, veštine, trening, zdrav razum, iskustvo. Tek suma svih pomenutih procesa nam može pomoći da izvučemo značajne i smislene zaključke koji dovode do kvalitetnog proširenja znanja. Više o znanju pogledati u (Albescu *et al*, 2008), (Candida *et al*, 2002), (Flumerfelt *et al*, 2007), (Germeijs *et al*, 2012), (Gecić, 2011) i (Guruler *et al*, 2010).

### 3.2.1.6. Mudrost

Mudrost predstavlja najviši nivo apstrakcije, sa vizijom, predviđanjem i mogućnošću sagledavanja šire slike stvari (Crager & Lemons, 2003). Njen izvor je najvećim delom iskustvo. Mudrost je bezvremenska za razliku od znanja koje je podložno promeni i koje se prilagođava prema novim informacijama i analizama (Crager & Lemons, 2003). Znanje je akumulacija činjenica i informacija dok je mudrost je sinteza znanja i iskustava koja produbljuju naše razumevanje veza između različitih entiteta i eventualno nekog skrivenog smisla u njihovom postojanju (Crager & Lemons, 2003). Možemo reći da je znanje alat dok je mudrost zanat u kojem koristimo znanje kako alat (Crager & Lemons, 2003). Mudrost je takođe proces kojim procenjujemo šta je dobro ili loše, ispravno ili pogrešno. Na Slici 1 sledi prikaz bi strukturnih i funkcionalnih odnosa između podataka, informacija, znanja i mudrosti (Vandergriff, 2008).



Slika 1: Piramida međuzavisnosti odnosa podataka, informacija, znanja i mudrosti (Izvor: Vandergriff, 2008)

## 4. Poslovna inteligencija

### 4.1. Osnovni model sistema poslovne inteligencije

U savremenom poslovanju, najčešća podrška u odlučivanju je koncept poslovne inteligencije (Business Intelligence). Prema (Suknović & Delibašić, 2010), poslovnu inteligenciju definišemo kao skup informacionih tehnologija, organizacionih pravila, kao i znanja i veština zaposlenih u organizaciji udruženih u generisanju, zapisivanju, integraciji i analizi podataka, sve sa ciljem da se dođe do potrebnog znanja za donošenje odluke. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), pod poslovnom inteligencijom najčešće se upotrebljavaju dva pojma:

- Skladište podataka (Data Warehouse), i
- Otkrivanje zakonitosti u podacima (Data Mining).

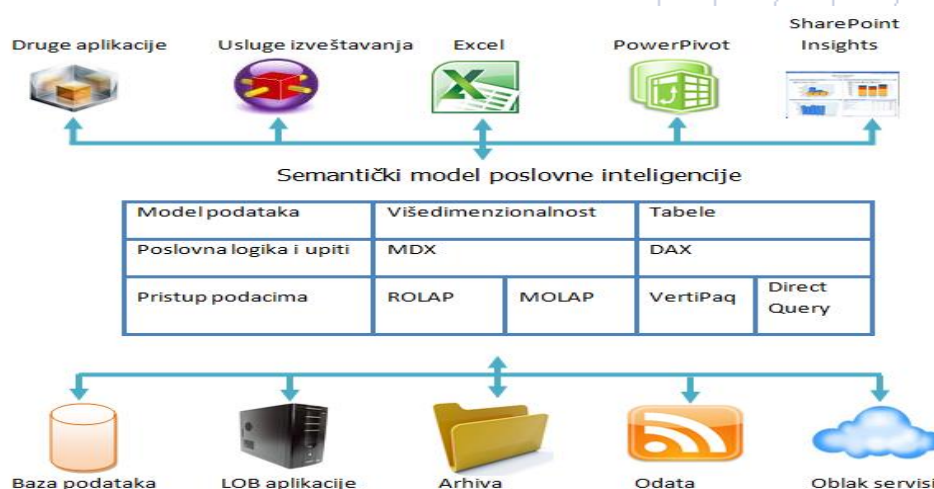
Otkrivanje zakonitosti u podacima (OZP) predstavlja istraživanje i analizu velikih količina podataka da bi se otkrili značajni šabloni i pravila (Suknović & Delibašić, 2010). Kako bi se povećala produktivnost savremenih kompanija, cilj je poboljšanje marketinga, prodaje i operacija za podršku potrošačima kroz bolje razumevanje samih potrošača. OZP tehnike i alati imaju široku oblast primene – od prava, astronomije, medicine, preko industrijske procesne kontrole. U stvari, teško da je ijedan data mining algoritam prvobitno osmišljen sa komercijalnom upotrebom kao svrhom. Izbor određene kombinacije tehnika koje se koriste u određenoj situaciji zavisi od prirode zadatka pretraživanja, od vrste raspoloživih podataka i veština i preferencija samog pretraživača. *Data mining* može biti direktan i indirektan (Suknović & Delibašić, 2010). Direktan pokušava da objasni ili kategorizuje određene ciljne oblasti, kao što su novčani prilivi; indirektan je pokušaj da se pronađu šablone ili sličnosti među grupama podataka bez korišćenja određene ciljne oblasti ili kolekcije ili predefinisanih klasa. Više o otkrivanju zakonitosti o podacima (data mining-u) videti u: (Allison, 2001), (Barry, 1997), (Bing, 2007), (Frank *et al*, 2004), (Freitas, 2005), (Grob *et al*, 2004), (Hornick *et al*, 2007), (Hsia *et al*, 2008), (Johansson *et al*, 2004), (Romero *et al*, 2008), (Shafait *et al*, 2010), (Ballou & Tayi, 1999), (Ha *et al*, 2000), (Hamalainen *et al*, 2004), (Krüger *et al*, 2010), (Merceron & Yacef, 2004), (Huang *et al*, 2007) i (Flitman, 1997),



Prema (Kalakota & Robinson, 2001), „pretvaranje podataka u znanje je zadatak aplikacija poznatih pod nazivom poslovna inteligencija. Poslovna inteligencija je skup novih aplikacija oblikovanih tako da mogu organizovati i strukturirati podatke o poslovnim transakcijama na način koji omogućava analizu korisnu u podršci odlučivanju i operativnim aktivnostima organizacije“, (Kalakota & Robinson, 2001).

U stvarnosti, poslovna inteligencija je s jedne strane način poslovnog ponašanja, koji omogućava da se poslovne odluke na svim nivoima odlučivanja donose temeljeno na relevantnim i ažurnim poslovnim informacijama, a ne na predosećaju i subjektivnom utisku. Sa informatičke strane, poslovna inteligencija je složeni informacijski sistem koji automatizovanim procedurama prikuplja podatke iz različitih izvora, obrađuje ih, transformiše i integriše, a korisnicima omogućava pristup do kvalitetne informacije na intuitivan i lako razumljiv način.

Kao pojam poslovna inteligencija danas objedinjuje nekoliko vrlo važnih metodologija, koncepata i pripadajućih tehnologija putem kojih se može poboljšati proces odlučivanja, a pri tom koristi sisteme za podršku odlučivanju temeljene na poslovnim činjenicama i podacima (Slika 2). Prvenstveno se pri tome misli na metodologije *data warehousing*-a, *data mining*-a i *OLAP*-a. Više o poslovnoj inteligenciji videti u: (Cebotarean, 2011), (Zilinskas, 2008), (Grünwald, 2010), (Ranjan, 2008), (Yeoh & Koronios, 2010) i (Bucher *et al*, 2009).



Slika 2: Arhitektura poslovne inteligencije (Izvor: Kalakota & Robinson, 2001)



Postupak implementacije *data mining* koncepta sprovodi se pomoću međunarodne metodologije *CRISP-DM* (Cross Industry Standard for Data Mining). Primena *CRISP-DM* metodologije podrazumeva sledećih šest faza (Suknović & Delibašić, 2010):

1. Razumevanje poslovnog problema (*Business understanding*). Upoznavanje analitičara poslovne inteligencije sa definisanim problemom procesa data mining-a.
2. Razumevanje podataka (*Data understanding*). Otkrivanje osobina podataka, kao što su tip podataka, njihova korelacija, distribucija, itd.
3. Priprema podataka (*Data transforming*). *Data mining* zadaci se sprovode nad podacima koji su raspoređeni u tabele i pripremljeni za obradu.
4. Modelovanje rešenja (*Modelling*) – centralna i najkraća faza čitavog procesa i obavlja se uz pomoć mnogobrojnih softvera za rešavanje *data mining* zadataka, putem algoritama. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), sledi moguća podela algoritama:
  - Redukcioni algoritmi imaju zadatak da pomognu donosiocu odluke (DO) da uspostavi pravu meru između dimenzije tabela podataka i kvaliteta podataka;
  - Stabla odlučivanja rešavaju zadatke klasifikacije i procene, a strukturiraju znanje dobijeno iz podataka u obliku drveta;
  - Algoritmi za otkrivanje asocijativnih pravila, shodno postavljenim pragovima podrške i validnosti pravila, otkrivaju „ako-tada“ pravila odlučivanja;
  - Algoritmi za klasterovanje imaju zadatak da u podacima otkriju klustere;
  - Regresioni algoritmi otkrivaju zakonitosti između ulaznih i izlaznih podataka koristeći regresione modele;
  - Veštačke neuronske mreže otkrivaju zakonitosti između ulaznih i izlaznih podataka koristeći model neuronskih mreža.
5. Evaluacija rešenja (*Evaluation*). Proverava da li su definisani ciljevi ispunjeni. Obuhvata validaciju i verifikaciju modela.
6. Primena rešenja (*Deployment*). Ukoliko je dobijeno rešenje uspešno razvijeno, može se implementirati u realan poslovni sistem organizacije.

## 4.2. Izabrani modeli i metode poslovne inteligencije

*Data mining* je uglavnom orijentisan na stvaranje modela. Model je jednostavno algoritam ili set pravila koji povezuje kolekcije *input*-a (ulaznih elemenata) sa određenim ciljem ili izlaznim elementima (Suknović & Delibašić, 2010). Regresija, neuronske mreže, drva odlučivanja i većina ostalih tehnika su orijentisane na kreiranje modela. Pod pravim okolnostima, model može da rezultuje uvidom u pružanje objašnjenja kako izlazni elementi određenog interesa, kao što su precizna porudžbina ili neuspešno plaćanje računa, su povezani i mogu se predvideti raspoloživim činjenicama. Modeli se takođe koriste da bi se dobili rezultati. Rezultat predstavlja način izražavanja pronalazaka modela jednostavnim brojevima. Prema (Bramer, 2007), *data mining* proces se naziva i pronalazak znanja (*Knowledge Discovery*) ili pronalazak znanja u bazama podataka - *KDD (Knowledge Discovery in Databases)*. Jedan od sinonima je i stvaranje znanja (*Knowledge Creation*). Mnogi zadaci vezani za intelektualnu, ekonomsku i poslovnu oblast mogu se podeliti u šest vrsti (Suknović & Delibašić, 2010):

- Klasifikacija (*Classification*),
- Estimacija (*Estimation*),
- Predviđanje (*Prediction*),
- Klasterovanje (*Clustering*),
- Opisivanje i profilisanje (*Profiling*).
- Asocijativna pravila (*Association rules*),

Prve tri vrste su opis direktnog *data mining*-a, gde je cilj pronaći vrednost određene ciljne varijable. Asocijativna pravila i klasterovanje su indirektni zadaci gde je cilj pronaći strukturu u podacima bez obzira na određenu vrednost varijabli. Profilisanje je deskriptivan zadatak koji može biti direktan ili indirektan. Više o poslovnoj inteligenciji videti u: (Bertossi, 2010), (Guster & Brown, 2012), (Luhn, 1958), (Turban *et al*, 2008), (Tutunea & Rus, 2012), (Negash, 2004), (Dayal *et al*, 2009), (Mcbride, 2014), (Finneran & Russell, 2011) i (Glancy & Yadav, 2011).

### 4.2.1. Klasifikacija

Klasifikacija, jedna od najčešćih *data mining* zadataka, čini se da postaje imperativ. Da bi se razumeo svet i komuniciralo o njemu, ljudi konstantno klasifikuju, kategorizuju i porede. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), klasifikacija se sastoji od ispitivanja osobina novoprezentovanih objekata i njihovo dodeljivanje nekoj od predefinisanih klasa. Objekti koji se klasifikuju su generalno prezentovani u bazi podataka ili u fajl. Postupak klasifikacije se sastoji od dodavanja novih kolona u okviru šifre za klasu neke vrste, a zadatak klasifikacije je karakterizovan preciznom definicijom klasa i obukom koja se sastoji od preklasifikovanih primera (Suknović & Delibašić, 2010). Cilj je stvoriti model neke vrste koji se može primeniti za prebacivanje neklasifikovanih podataka u klasifikovane.

Primeri zadataka klasifikacije koji se mogu izvršiti koristeći *data mining* tehnike:

- Klasifikovanje aplikanata za kredit kao nisko, srednje i visokorizične;
- Biranje sadržaja koji će se prikazati na web stranici;
- Određivanje koji telefonski brojevi odgovaraju fax aparatima;
- Primećivanje prevara u osiguranju, itd.

U svim ovim primerima postoji limitiran broj klasa i očekuje se da postoji mogućnost da se dodeli podatak u neku od njih. Stablo odlučivanja i slične tehnike su odgovarajuće za klasifikaciju. Neuronske mreže i analize linkova su takođe primenljive u nekim slučajevima klasifikacije.

### 4.2.2. Estimacija (procena)

Estimacija se bavi sa kontinuirano vrednovanim ishodima (Bramer, 2007). Polazeći od ulaznih podataka, estimacija stvara vrednost za neku nepoznatu kontinuiranu varijablu kao što su npr. dohodak, visina ili balans kreditne kartice. U praksi, procena se često koristi da bi se izvršio zadatak klasifikacije. Pristup procene ima veliku prednost da se

individualni podaci mogu rangirati prema samoj proceni. Da bi se uvideo značaj procene, imamo primer kompanije proizvođača ski-opreme koja ima budžet od 500.000 komada jedinica troškova za slanje ponuda. Ako se koristi pristup klasifikacije i 1.5 milion skijaša je identifikovano, tada se može nasumice iz ove grupe poslati pola miliona ponuda. Međutim, ako svaki skijaš ima karticu lojalnosti kompanije sa brojem postignutih ski-bodova sa takmičenja, tada će se metodom evaluacije izabrati pola miliona kandidata sa najvećom verovatnoćom kupovine.

Primeri estimacije uključuju:

- Procena ukupnog dohotka domaćinstva;
- Procena ukupnog dohotka člana domaćinstva u radnom veku;
- Procena verovatnoće da li će potrošač odgovoriti na zahteve banke za transfer novca.

Regresioni modeli i neuronske mreže su pogodni za zadatke estimacije.

#### **4.2.3. Predviđanje (predikcija)**

Predviđanje predstavlja sličan proces kao i klasifikacija ili estimacija, ali sa razlikom što su podaci klasifikovani prema nekom predviđenom budućem ponašanju ili predviđenoj budućoj vrednosti (Suknović & Delibašić, 2010). Kod predviđanja, jedini način za proveru tačnosti klasifikacije je čekanje. Prema (Bhavani, 2009), glavni razlog za tretiranje predviđanja kao odvojenog zadatka od klasifikacije i estimacije je da u predviđajućem modelovanju postoje dodatna pitanja u vezi privremene veze varijabli *input*-a ili prediktora za targetnu varijablu. Istorijski podaci se koriste da bi se stvorio model koji objašnjava sadašnje posmatrano ponašanje. Kada se model primeni na postojeće *input*-e, rezultat je predviđanje budućeg ponašanja. Prema (Han & Kamber, 2006), primeri zadataka predviđanja koji se rešavaju tehnikama *data mining*-a:

- Predviđanje koji potrošač će prestati da koristi usluge / proizvode u sledećih 6 meseci;

- Predviđanje koji potrošači će kupiti dodatne usluge telekomunikacione kompanije, npr. govornu poštu ili konferencijski poziv;
- Predviđanje novčanih sredstava koji su potrošači spremni da izdvoje za određenu uslugu / proizvod, itd.

Izbor tehnika *data mining*-a koja će se koristiti zavisi od prirode ulaznih podataka u sistem, vrste vrednosti koja će se predvideti i važnosti koja se dodeljuje predviđanju. Više o predikciji videti u (Hardgrave, 1994).

#### **4.2.4. Klasterovanje**

Prema (Bramer, 2007), klasterovanje je zadatak segmentiranja heterogene populacije u broj homogenih podgrupa ili klastera. Razlika između klasterovanja i klasifikacije je u tome što se klasterovanje ne oslanja na predefinisane klase ili primere, a podaci se grupišu zajedno na bazi sličnosti (Bramer, 2007). Na korisniku je pravo da odredi koje značenje, ako ikakvo, da dodeli rezultujućim klasterima. Klasteri atributa potrošača mogu da indikuju različite segmente tržišta. Klasterovanje je često uvod u neku drugu formu *data mining*-a ili modelovanja (Bramer, 2007).

Na primer, klasterovanje može biti prvi korak u segmentaciji tržišta; umesto pokušaja da se iznađe pravilo koje svim potrošačima odgovara na pitanje koja vrsta promocije najbolje odgovara potrošačima, potrebno je podeliti potrošače u klaster, tj. ljude sa sličnim kupovnim navikama i tada odrediti koja vrsta promocije najbolje odgovara svakom klasteru.

#### **4.2.5. Profilisanje**

Ponekad svrha *data mining*-a je jednostavno opisivanje šta se dešava u komplikovanoj bazi podataka na način koji povećava razumevanje ljudi, proizvoda ili procesa koji prevashodno stvaraju podatke (Bramer, 2007). Dovoljno dobar opis ponašanja će često

predložiti i objašnjenje za to. Stabla odlučivanja su moćan alat za profilisanje potrošača sa osvrtnom na određeni cilj ili ishod. Asocijativna pravila i klasterovanje se takođe mogu koristiti za profilisanje.

#### 4.2.6. Asocijativna pravila

Zadatak asocijativnih pravila jeste da odredi koje stvari idu zajedno u procesu (Suknović & Delibašić, 2010). Tipičan primer je grupisanje koje stvari idu vezano jedna sa drugom prilikom kupovine u supermarketu – time se bavi čitava oblast *analiza potrošačke korpe*. Lanci supermarketa koriste grupisanje prema afinitetu da bi planirali raspored artikala na policama ili u katalogu tako da artikli koji se kupuju zajedno najčešće se mogu videti zajedno raspoređeni (Bramer, 2007). Asocijativna pravila se mogu koristiti da bi se identifikovale šanse za unakrsnu prodaju i za dizajniranje atraktivnih pakovanja ili grupisanja proizvoda ili usluga.

Asocijativna pravila čine jednostavan pristup stvaranja pravila iz podataka. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), ako se dva artikla, recimo kompjuter i web kamera pojavljuju dovoljno često, možemo izvesti dva asocijativna pravila:

- Kupci koji kupuju kompjuter takođe kupuju web kameru sa verovatnoćom P1;
- Kupci koji kupuju web kameru takođe kupuju kompjuter sa verovatnoćom P2.

*Data mining* se odnosi na proces ekstrakovanja skrivenih i korisnih informacija u velikim repozitorijumima podataka (Han *et al*, 1996). To je integralni deo otkrivanja znanja u bazama podataka (*Knowledge Discovery in Databases - KDD*) i trenutno se smatra važnim medijem za detaljne analize informacija u mnogim istraživačkim aplikacijama. Jedna od najvažnijih stavki u primeni *data mining*-a je otkrivanje asocijativnih pravila.

Prema (Agrawal, 1993), otkrivanje asocijativnih pravila je prvi uveo Agrawal 1993. godine sa svrhom analize potrošačke korpe na tržištu. Kod asocijativnih pravila, set

podataka na engleskom jeziku se definiše kao *itemset*. Potreban set podataka za definisani istraživački problem se nalazi u bazi podataka. Poznat je kao drugačije strukturiran, neobičan, redak i abnormalan. Otkrivanje takvog seta je veoma značajno jer može da otkrije dragoceno znanje za određeni domen aplikacija, kao što je detekcija za zagađenje vazduha, za mreže, kritičan rad mašina, itd. Postoje dva osnovna pokazatelja kvaliteta pravila otkrivenog asocijativnom (Bramer, 2007). U pitanju su: podrška i poverenje. Prema (Agrawal, 1993), podrška govori koliko su procentualno određena kategorija, klasa ili pravilo zastupljeni u skupu podataka. Najčešće se odnosi na podršku oko AKO (IF) dela pravila. Prema (Agrawal, 1993), poverenje predstavlja meru kvaliteta pravila koja predstavlja odnos između zastupljenosti celog pravila i zastupljenosti uzorka, ili između podrške celog pravila i podrške uzroka pravila.

U prethodnim istraživanjima uočeno je da većina algoritama tradicije asocijativnih pravila (Agrawal, 1993) još uvek sadrže ograničenje u uslovima efikasnosti, skalabilnosti i retko su primenjeni na prave setove podataka. Potrebno je podesiti sve relevantne kriterijume da bi se dobio najprihvatljiviji set podataka. Međutim, može se generisati veliki broj asocijativnih pravila. Kao rezultat, izuzetno je teško da se identifikuje koja asocijativna pravila su najinteresantnija i zaista značajna. Zbog kompleksnosti zadataka, teškoća u algoritmima i dodatnih performansi kompjutera, veoma limitirani značaj se daje otkrivanju najznačajnijih asocijativnih pravila. Ekstrahovanje kompletnog seta pozitivnih asocijativnih pravila je veoma važno u edukativnom kontekstu. Više o asocijativnim pravilima videti u (Zailani *et al*, 2011), (Chen & Weng, 2009), (De Raedt & Dehaspe, 1997), (Herawan & Deris, 2011), (Kantarcioglu & Clifton, 2004), (Shaharane *et al*, 2011), (Taniar *et al*, 2008), (Toivonen *et al*, 1995), (Wang *et al*, 2009) i (Zhong & Wang, 2011).

Shodno svemu prethodno opisanom, izvodi se zaključak da se povećava značaj i potreba za primenom asocijativnih pravila, jednom od najznačajnijih tehnika poslovne inteligencije. Pošto nema puno prethodnih istraživanja na ovu temu, uočava se prostor za proučavanje koji su najprihvatljiviji načini i modeli za poboljšanjem poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila. Oblast primene je raznolika, od kupovine, marketinga, prodaje pa sve do kompleksnih matematičkih i statističkih problema

odlučivanja. Direktna značaj se ogleda u tome što povećanjem efikasnosti poslovnog odlučivanja donose se ispravne upravljačke odluke, koje rezultiraju strateškom prednošću poslovnog subjekta na tržištu u odnosu na konkurente.

### 4.3. Istraživačko poreklo asocijativnih pravila

U nastavku (Tabela 3) je dat pregled istaknutih međunarodnih organizacija koje se na sistematski način bave proučavanjem i promovisanjem problematike asocijativnih pravila:

Tabela 3: Pregled organizacija koja se bave proučavanjem asocijativnih pravila

Naziv organizacije / interesne grupe	Prevod naziva organizacije	Websajt
Association for Computing Machinery	Asocijacija za kompjuterske mašine	<a href="http://www.acm.org/">http://www.acm.org/</a>
ACM Digital Library	ACM Digitalna biblioteka	<a href="http://dl.acm.org/">http://dl.acm.org/</a>
ACM Special Interest Group on Artificial Intelligence (SIGAI)	ACM Specijalna interesna grupa za veštačku inteligenciju (SIGAI)	<a href="http://sigai.acm.org/">http://sigai.acm.org/</a>
ACM Special Interest Group for Algorithms and Computation Theory	ACM Specijalna interesna grupa za algoritme i teoriju kompjutera	<a href="http://www.sigact.org/">http://www.sigact.org/</a>
ACM Special Interest Group on Management of Data	ACM Specijalna interesna grupa za menadžment podataka	<a href="http://www.sigmod.org/">http://www.sigmod.org/</a>

Evidentno je da je tematika asocijativnih pravila veoma interesantna oblast za izučavanje sa rastućim trendom primene. Uočava se nedostatak formiranih organizacija / udruženja / interesnih grupa u Srbiji koje bi se na sistematičan način bavile



istraživanjem i periodičnim publikovanjem noviteta u formi knjige, udžbenika ili priručnika na ovu jedinstvenu temu. Sledi prikaz knjiga koje se bave tematikom asocijativnih pravila:

- “Association Rule Mining”, Models and algorithms, Zhang, Chengqi, Zhang, Shichao, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2002.
- “Data Mining for Association Rules and Sequential Patterns”, Sequential and Parallel Algorithms, Jean-Marc Adamo, Springer Science & Business Media, 2001.

Pretraživanjem Kobson baze podataka (<http://kobson.nb.rs/>), sa preko 35000 stranih naučnih časopisa i knjiga, uočava se da u tom momentu na pomenutom servisu ne postoji niti jedan specijalizovani strani časopis ili knjiga koji u naslovu sadrže pojam *asocijativnih pravila*. Postoje časopisi iz oblasti poslovne inteligencije koji publikuju radove na ovu temu. Takođe, postoji i određeni broj knjiga koji imaju poglavlje koje se bavi asocijativnim pravilima. Sledi prikaz takvih knjiga:

- “Introduction to Data Mining – Chapter 6: Association Analysis: Basic concepts and algorithms”, Pang-Ning Tan, Michael Steinbach, Vipin Kumar, Addison-Wesley Companion Book Site, 2006.
- “The Handbook od Data Mining”, Chapter 2 – Association rules, Nong Ye, Taylor & Francis, 2003.

Nakom izvršene pretrage raspoloživih resursa, uočava se da u Srbiji postoje određene skripte na Fakultetima, kao i da se Master radovi studenata bave tematikom asocijativnih pravila. Pretraživanjem Srpskog citatnog indeksa (<http://scindeks.ceon.rs/>) utvrđeno je da trenutno nema Univerzitetskih udžbenika niti publikovanih naučnih radova na ovom online servisu koji u naslovu sadrže pojam *asocijativnih pravila* (do oktobra 2015. godine). Pretraživanjem repozitorijuma već objavljenih doktorskih disertacija na uvid javnosti utvrđeno je da zasad nema drugih Doktorata u Srbiji kojima je odobrena odbrana teme istraživanja asocijativnih pravila (do oktobra 2015. godine). Preporuka je da se objavi knjiga ili priručnik koja će se baviti ovom tematikom. Postoji potreba da se u srpskoj naučnoj zajednici na sistematski i sveobuhvatan način prikaže

kolekcija studija slučaja zajedno sa teorijskim osnovama, kao i smernicama za buduća istraživanja asocijativnih pravila. Brojne su beneficije primene ovog koncepta i potrebno je nastaviti istraživanje, kako bi se postojeći koncepti usavršavali i doprineli rastu i razvoju poslovnih sistema. Iako u Kobson bazi podataka nema specijalizovanog časopisa sa naslovom teme *asocijativnih pravila*, sledi prikaz odabranih međunarodnih časopisa koji su većinom iz oblasti otkrivanja zakonitosti u podacima i imaju veliki broj radova iz gorenavedene oblasti (Tabela 4). Časopisi imaju impakt faktor i referišu se na *Thomson Reuters* listi.

Tabela 4: Prikaz međunarodnih časopisa koji publikuju radove iz asocijativnih pravila

	Naslov časopisa	Izdavač	Godina osnivanja časopisa	Impakt faktor
1	Artificial intelligence	Elsevier BV North Holland	1970.	3.371
2	Decision Support Systems	Elsevier BV North Holland	1985.	2.313
3	Artificial Intelligence Review	Springer-Verlag Dordrecht	1986.	2.111
4	Data Mining and Knowledge Discovery	Springer-Verlag , New York, Inc.	1997.	1.987
5	International Journal of IT and Decision Making	World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.	2002.	1.406
6	Expert Systems	Blackwell Publishing Ltd.	1984.	0.761
7	Intelligent Data Analysis	IOS Press	0	0.606

Prema dostupnim podacima Srpskog citatnog indeksa, sledi prikaz odabranih domaćih časopisa koji publikuju radove iz oblasti poslovne inteligencije i asocijativnih pravila (Tabela 5).

Tabela 5: Prikaz domaćih časopisa koji publikuju radove iz poslovne inteligencije

	Naslov časopisa	Izdavač	Godina osnivanja časopisa	JBR impakt faktor 5
1	Industrija	Ekonomski institut	1973.	0.266
2	Management: Journal for Theory and Practice Management	FON	2002.	0.408
3	Info M	FON	2002.	0.069
4	Tehnika - Menadžment	Savez inženjera i tehničara Srbije	2000.	0.000
5	The European Journal of Applied Economics	Singidunum University	2015.	0.000

Istraživanje je pokazalo da su domaći časopisi koji objavljuju radove iz oblasti poslovne inteligencije većinom iz oblasti menadžmenta, ekonomije ili organizacije. Na osnovu dobijenih rezultata, zaključuje se da postoji potreba i prostor da se napravi specijalizovani domaći časopis koji će u naslovu sadržati pojam poslovne inteligencije, tj. asocijativnih pravila gde bi se publikovali radovi iz isključivo te oblasti.

Na osnovu pretrage putem *Google Scholar* alata, sledi prikaz odabranih radova iz oblasti asocijativnih pravila sortiranih prema relevantnosti (Tabela 6):

Tabela 6: Prikaz radova iz asocijativnih pravila sortiranih prema relevantnosti

	Naslov	Autori	Izdavač	Godina	Citiranost
1	Mining association rules between sets of items in large databases	R. Agrawal, T. Imielinski, A. Swami	ACM Sigmod Record	1993.	16443
2	Fast algorithms for mining association rules	R. Agrawal, R. Srikant	Proc. 20 <sup>th</sup> int. Conf. VLDB	1994.	18810
3	Fast Discovery of Association Rules	R. Agrawal, H. Mannila, R. Srikant, H. Toivonen	Discovery and Data	1996.	3006
4	Efficient mining of association rules using closed itemset lattices	N. Pasquier, Y. Bastide, R. Taouil, L. Lakhal	Information Systems	1999.	816
5	Mining quantitative association rules in large relational tables	R. Srikant, R. Agrawal	ACM Sigmod Record	1996.	2029
6	An effective hash-based algorithm for mining association rules	JS Park, MS Chen, PS Yu	dl.acm.org	1995.	2033

Prema obrađenim podacima dobijenim pomoću alata Google Scholar, zaključuje se da su fundamentalni radovi iz oblasti asocijativnih pravila napisani devedesetih godina prošlog veka. Određeni radovi imaju i preko 15.000 citata, što je veoma imponantna cifra. Kao najznačajniji autor izdvaja se Rakesh Agrawal, koji je prvi definisao pojam asocijativnih pravila i time postavio temelje izučavanja ove oblasti poslovne inteligencije.

U nastavku sledi prikaz interesnih strana i njihovih odabranih ciljeva u vezi sa konceptom asocijativnih pravila:

- Predstavnici naučne zajednice (istraživači, predavači, studenti različitih nivoa studija) sa ciljem upoznavanja teorijskih osnova koncepta asocijativnih pravila, dalje primene na studijama slučaja, kao i usavršavanja putem daljeg razvoja ove naučne discipline;
- Predstavnici javnih institucija (direktori, menadžeri, javni činovnici, odnosno donosioci odluka) sa ciljem praktične upotrebe metoda i tehnika asocijativnih pravila kao podrška odlučivanju u javnom sektoru;
- Predstavnici raznih poslovnih sistema, odnosno privatnog sektora (menadžeri različitog nivoa, rukovodioci poslovnih sistema različitih delatnosti i drugi) sa ciljem primene asocijativnih pravila u poslovanju radi maksimizacije profita kompanije i radi boljeg pozicioniranja na tržištu;
- Predstavnici građana, sa ciljem podizanja svesnosti i popularizacije pojma asocijativnih pravila i oblasti poslovne inteligencije; upotreba prednosti ovog koncepta za poboljšanje kvaliteta života i rada.

Više informacija o primeni asocijativnih pravila videti u: (Srikant & Agrawal, 1997), (Lent *et al*, 1997), (Ozden *et al*, 1998), (Wong *et al*, 1999), (Nichol *et al*, 2008), (Raeder & Chawla, 2011), (Trnka, 2010), (Setiabudi *et al*, 2011), (Brijs *et al*, 1999), (Kazienko, 2009), (Li & Li, 2011), (Rauch, 2005) i (Zhang & Wu, 2011).

## 5. Sistem menadžmenta znanja

### 5.1. Klasifikacija znanja

Postoje brojni pokušaji sistematizacije znanja. Predstavljene su one klasifikacije koje doprinose razvoju oblasti upravljanja znanjem. Prema (Cragger & Lemons, 2003), jedna od osnovnih podela sadrži pet tipova znanja i to:

- deklarativno (statično) – znati nešto o nekome ili nečemu,
- proceduralno (dinamično) – znati kako,
- kauzalno – znati zašto,
- kondicionalno – znati kada,
- relaciono (semantičko) – znati ko, šta, sa kim i čime.

Znanje se takođe može podeliti na individualno i kolektivno. Individualno znanje obuhvata znanje pojedinaca i može biti opšte i posebno. Prema (Gong *et al*, 2009), opšte znanje se odnosi na poznavanje nekih oblasti koje su predmet interesovanja šire populacije i kao takvo dostupno je svima. Stiče se tokom procesa osnovnog obrazovanja. Prema (Gong *et al*, 2009), posebno znanje se odnosi na poznavanje nekih užih oblasti interesovanja i nije svima dostupno, već je dostupno onima koji imaju više obrazovne nivoe. Kolektivno znanje je znanje koje poseduje neka organizaciona celina.

Prema (Kriegel *et al*, 2007), najznačajnija podela znanja za potrebe upravljanja znanjem je ona koja pravi razliku između implicitnog (tacitnog) i eksplicitnog znanja.

#### 5.1.1. Tacitno znanje

Tacitno ili lično znanje je lično, kontekstualno specifično i zato ga je teško formalizovati i saopštiti. Prema (Kriegel *et al*, 2007), ovo znanje je usađeno u čovekov um i pamćenje, kroz iskustvo. Nerazdvojivo je od osobe koja ga poseduje i konteksta u kojem se upotrebljava ili dobija. Prema (Kriegel *et al*, 2007), tacitno znanje predstavlja lična iskustva, ideje, veštine, stavove i intuiciju (*know-how*). To je lična sposobnost razvijena u praksi. Ovo znanje je dinamičko, neformalno, nedokumentovano i teško gaje

verbalno izraziti, objasniti, predstaviti i preneti na nekog drugog (Kriegel *et al*, 2007). Tacitno znanje je moguće preneti na druge putem direktne (*face-to-face*) komunikacije ili prevođenjem u eksplicitno znanje i podelu sa drugima. Ono što je važno sa stanovišta upravljanja znanjem u organizaciji je da 80-90% informacija u organizaciji postoji kao tacitno znanje i da je to pokretačka snaga za inovacije i jedina mogućnost za održavanje konkurentne prednosti u dinamičnom i kompleksnom okruženju. Više o znanju videti u (Scaruffi, 2003), (Müller *et al*, 2008), (Mueller *et al*, 2008) i (Mcquiggan *et al*, 2008).

### 5.1.2. Eksplicitno znanje

Eksplicitno znanje je kodifikovano, formalizovano znanje (Winter, 1987). Eksplicitno znanje je zapisano i zabeleženo, kao što su: video i audio zapisi, dokumenti, formule, procedure, knjige, baze podataka. Prema (Winter, 1987), eksplicitno znanje obično pokriva deo originalnog tacitnog znanja, ali ga ne predstavlja u potpunosti. Po svojoj prirodi, ovo znanje je formalno i jasno. Čine ga činjenice i veštine koje se mogu preneti sa nekog drugog. Lako za reprodukovanje i osnova je za trening i edukaciju. Ponovna transformacija eksplicitno znanja u tacitno znanje se odvija tokom čitanja i tumačenja eksplicitnog znanja (Winter, 1987).

Tabela 7: Tacitno i eksplicitno znanje (Izvor: Winter, 1987)

Tacitno znanje	Eksplicitno znanje
Ne može se naučiti.	Može se naučiti.
Neartikulisano je.	Artikulisano je.
Ne vidi se prilikom upotrebe.	Vidljivo je.
Kompleksno je.	Jednostavno je.
Element sistema.	Nezavisno je.

Prema (Winter, 1987), eksplicitno znanje je ono znanje koje može da bude izraženo u formalnom jeziku i razmenjivano između individua, a implicitno znanje je personalno znanje oličeno u individualnom iskustvu i uključuje neopipljive faktore kao što su lična uverenja, perspektive i vrednosti (Tabela 7). Za organizacije je mnogo veći problem kako upravljati implicitnim nego eksplicitnim znanjem. Razlog je činjenice da implicitno znanje nije nigde zapisano i da je imanentan deo svake ličnosti koja ga

poseduje. Ono se prenosi govorom, međusobnim diskusijama, otvorenim sugestijama i za njegov transfer neophodna je želja i volja imao ca da ga prenese drugome. Upravo ta činjenica postavlja pitanje upravljanja implicitnim znanjem u slučajevima fluktuacije radnika. U tom slučaju radnici sa sobom nose i deo znanja koje su stekli u datoj organizaciji, koje pripada organizaciji jer je ona ulagala sredstva i vreme da se ono stvori, koje njoj treba da ostane i nakon njihovog odlaska, ali je po svojoj suštini nevidljivo. Više o tome videti u (Winter, 1987).

Prema (Gong *et al*, 2009), sa aspekta upravljanja implicitnim znanjem, za organizacije je mnogo manji problem odlazak radnika u penziju nego transfer radnika u neku drugu organizaciju koja time na poklon dobija implicitno znanje novopristiglog radnika bez ikakvih ulaganja. Rešenje problema leži u kodifikaciji implicitnog znanja, što predstavlja njegov prelazak u eksplicitni oblik. Implicitno znanje upotrebom odgovarajućih simbola (koji zavise od vrste medija) prelazi u eksplicitno znanje (Larose, 2004). Postupkom prelaska implicitnog u eksplicitno znanje mogu se dobiti sledeće kombinacije transfera (Larose, 2004):

- od implicitnog prema implicitnom;
- od implicitnog prema eksplicitnom;
- od eksplicitnog prema eksplicitnom;
- od eksplicitnog prema implicitnom.

Uočava se da se prvo vrši prenošenje implicitnog znanja sa jednog subjekta na drugi. U praksi ovaj vid prenošenja znanja odnosi se na imitiranje postupaka rada, radnih procesa i ponašanja u izvršavanju zadataka. Prema (Larose, 2004), da bi se izvršio transfer od implicitnog ka implicitnom znanju neophodno je da subjekat koji usvaja znanje bude u fizičkom konktaktu sa subjektom koji je emitovalac implicitnog znanja, mada postoje mogućnosti da se ovakvo znanje transferuje telekomunikacionim putem, ali u tom slučaju ostaju problemi eventualnih nesporazuma i štete nastale po osnovu nerazumevanja.

Prelazak implicitnog u eksplicitno znanje je postupak kodifikacije implicitnog znanja na neki trajni mediji koji ima standardizovan fizički oblik (Larose, 2004). Pretvaranjem



implicitnog u eksplicitno znanje organizacija se štiti od gubitka kumuliranog implicitnog znanja ranijeg perioda i čuva ga od zaborava. Time se skraćuje vreme potrebno da se praksa iz prošlosti ponovi u budućnosti i smanjuju se troškovi potrebni da se ponovo postigne potrebni nivo eksplicitnog znanja potrebnog za izvršavanje određene operacije ili zadatka. Prema (Larose, 2004), prelazak eksplicitnog znanja u eksplicitno znanje je zapravo nadogradnja postojećeg eksplicitnog znanja. Znanje zapisano na određenom medijumu može biti predmet interesovanja i u kombinaciji sa novom idejom rezultira u stvaranju novog znanja koje dalje može biti predmet nove nadogradnje ili transfera u implicitno znanje. Prelazak eksplicitnog u implicitno znanje je primena znanja u praktične svrhe. Više o tome videti u (Larose, 2004).

## **5.2. Portali sistema menadžmenta znanja**

*Upravljanje znanjem* predstavlja obavljanje aktivnosti vezanih za otkrivanje, obuhvatanje, dodeljivanje i primenu znanja, na što jeftiniji način, sa ciljem da se poveća uticaj znanja na postignuća neke organizacije (Crager & Lemons, 2003).

Polazeći od informacija kao glavnog faktora za konstituisanje znanja, upravljanje znanjem u poslovnom okruženju se može definisati kao sistematski proces traženja, selektovanja, organizovanja i prezentovanja informacija na način koji poboljšava razumevanje zaposlenih u specifičnim područjima interesovanja (Crager & Lemons, 2003). Upravljanje znanjem (*Knowledge Management - KM*) pomaže organizaciji da ostvari dobitak na prepoznavanju i razumevanju sopstvene ekspertize. Specifične aktivnosti u okviru *KM* pomažu fokusiranje organizacije na sticanje, čuvanje i iskorišćavanje znanja za rešavanje problema, dinamičko učenje, strategijsko planiranje i donošenje odluka. Upravljanje znanjem je ostvarivanje konkurentske prednosti na osnovu znanja (Slavković, 2015).

Upravljanje znanjem se odnosi na strategiju i strukturu za maksimizaciju prinosa na intelektualne i informacione resurse. S obzirom da intelektualni kapital postoji u nevidljivoj (edukacija ljudi, iskustvo i ekspertiza) i vidljivoj formi (dokumenta i podaci), upravljanje znanjem zavisi od kulturnih i tehnoloških procesa koji se odnose na kreiranje, prikupljanje, deljenje, kombinovanje i upotrebu znanja. Cilj je kreiranje nove

vrednosti putem poboljšanja efektivnosti i efikasnosti individualnog i znanja kreiranog kroz saradnju, istovremeno poboljšavajući inovativnost i brzinu donošenja odluka. Upravljanje znanjem je praksa mobilisanja i eksploataisanja intelektualnog kapitala da bi se ostvarila konkurentna prednost i privrženost potrošača kroz efikasnost i brže i efektivnije donošenje odluka (Cragger & Lemons, 2003). Cilj pokretanja inicijative upravljanja znanjem je poboljšanje performansi organizacije i pojedinaca kroz identifikaciju, osvajanje, validaciju i transfer znanja (Cragger & Lemons, 2003). To je novi, interdisciplinarni poslovni model koji upravlja svim aspektima znanja u kontekstu firme, uključujući kreiranje, kodifikaciju i deljenje znanja i uticajem ovih aktivnosti na promovisanje učenja i inovacija. U praksi, upravljanje znanjem povezuje tehnološke alate i organizacione pretpostavke u jedinstvenu celinu. Rudi Ragls, jedan od vodećih stručnjaka upravljanja znanjem identifikuje sledeće elemente procesa (Ruggles, 1997):

- Generisanje novog znanja;
- Raspolaganje korisnim znanjem bez spoljnih izvora;
- Korišćenje raspoloživog znanja za donošenje odluka;
- Ugrađivanje znanja u procese, proizvode i / ili usluge;
- Prikazivanje znanja u dokumentima, bazama podataka i softveru;
- Olakšavanje širenja znanja kroz organizacionu kulturu i inicijativu;
- Transfer postojećeg znanja u druge delove organizacije;
- Merenje vrednosti znanja i / ili uticaja upravljanja znanjem.

Za uspešnu implementaciju programa upravljanja znanjem u jednoj organizaciji najpre je neophodno identifikovati sve izvore znanja kojima raspolaže jedna organizacija. Generalno posmatrano mogu se identifikovati dva izvora znanja i to: interni i eksterni izvori. Više o tome videti u (Prosser, 2010). Interni izvori znanja se nalaze kod zaposlenih članova organizacije u ogledaju se u ponašanju zaposlenih, procedurama, softveru i opremi.

Interni izvori znanja mogu biti zabeleženi u različitim dokumentima ili čuvani u bazama podataka. Eksterni izvori znanja od opšteg značaja obuhvataju publikacije, Univerzitete, Vladine agencije, konsultantske kuće, profesionalne asocijacije,

dobavljače, brokere znanja i strateške alijanse. Arian Ward, rani lider u menadžmentu znanja, pokušao je da izvrši kategorizaciju internih i eksternih faktora koji čine znanje organizacije (Tabela 8). Više informacija pogledati u (Prosser, 2010).

Tabela 8: Početne osnove organizacionog znanja, prema Arianu Ward-u. (Izvor: Prosser, 2010)

Interno znanje	Eksterno znanje	Znanje zaposlenih
Kultura, istorija kompanije	Potrošači, tržišta, potrebe, želje, aktivnosti na tržištu	Jezik i poznata kultura iskustva
Strateški pravci, na nivou kompanije i na nivou odeljenja	Konkurencija, aktivnosti, tržište, poznate prednosti i slabosti	Zanimanja i ostala iskustva zaposlenih
Organizacije, partneri i ostali formalni odnosi	Zakoni i pravila koji imaju utucaja na organizaciju	Obuka i obrazovanje
Interesne grupe i ostali neformalni oblici veza	Promene u tehnologiji – poznate i planirane	Profesionalne sklonosti i članstva u raznim sekcijama, klubovima, asocijacijama, itd.
Pojedinci – ko je u čemu ekspert	Dobavljači i promene – planirane i potencijalne	
Procesi, proizvodi, usluge	Globalne promene	
Sistemi, alati, patenti, tehnologije		
Pisana i nepisana pravila		

Koristi od koncepta upravljanja znanjem su brojne, ali najveći problem predstavlja kvantifikacija svih koristi koje su uslovljene primenom koncepta. Ovaj problem je dodatno otežan činjenicom da postoje i direktne i indirektno koristi i zato je uobičajeno da se koristi od upravljanja znanjem izražavaju deskriptivnim putem. Prema (Crager & Lemons, 2003), praktičari i teoretičari koji se bave upravljanjem znanjem su pokušali da kvantifikuju doprinos upravljanja znanjem poslovnom rezultatu preduzeća i to preko *ROI (return on investment)* koeficijenta za ulaganja u program upravljanja znanjem u organizaciji, ali neki konzistentan model još uvek nije pronađen tako da su dobijeni rezultati uglavnom zasnovani na manjoj ili većoj verovatnoći tačnosti.

Generalno, upravljanje znanjem dovodi do smanjivanja grešaka i redundantnosti, bržem rešavanju problema, boljem donošenju odluka, smanjivanju troškova istraživanja i razvoja, povećanju samostalnosti radnika, poboljšanju relacija sa zaposlenima i poboljšanju proizvoda i usluga (Cragger & Lemons, 2003). U eri znanja preduzeća konkurentsku prednost baziraju na znanju i iskorišćavanju šansi za čiju eksploataciju je neophodno znanje. Prema (Larose, 2004), akcenat je na znanju kao resursu i ono treba preduzećima da obezbedi:

- inovativnost kroz ohrabrivanje slobodnog izražavanja ideja;
- poboljšanje usluga koje se pružaju potrošačima;
- povećanje prihoda putem boljeg plasmana proizvoda i usluga na tržište;
- smanjenje fluktuacije radnika kroz prepoznavanje vrednosti znanja zaposlenih i njihovom nagrađivanju za aktivnosti vezane za upravljanje znanjem;
- poboljšanje radnih operacija i smanjivanje troškova putem eliminisanja redundantnosti ili neželjenih procesa.

Evidentno je da konkurentska prednost kompanije zavisi od toga koliko uspešno ona upotrebljava znanje svojih zaposlenih i naročito koliko brzo može naučiti i usvojiti nešto novo. Sposobnost kontinuiranog generisanja novih ideja i stvaranje inovativnih proizvoda odlika je uspešnih kompanija (Larose, 2004). Za njih inovacija predstavlja deo strategije poslovanja. Do inovacija se po pravilu ne dolazi za kratko vreme. Menadžment treba da sistemski usmerava i razvija zacrtanu politiku i podrži aktivnosti bitne za praktičnu upotrebu upravljanja znanjem kao što su (Kriegel *et al*, 2007):

- podsticanje kreativnosti, timskog rada i istraživačkog pristupa poslovanju;
- organizovanje neformalnih događaja i stvaranje neformalne radne okoline;
- održavanje sastanaka na kojima se razmenjuju stavovi, ideje i znanje;
- organizovanje rasprava i radionica;
- primena *benchmarking* tehnika, *brainstorming*-a i sličnih metoda;
- ulaganje u istraživačke studije i razvoj;
- redovno analiziranje poslovnih procesa;

- samostalno razvijanje novog znanja ali i kupovina znanja;
- organizovanje treninga i ostalih vidova obrazovanja zaposlenih;
- stvaranje projektne dokumentacije, itd.

*Data mining* predstavlja istraživanje i analizu velikih količina podataka da bi se otkrili značajni šabloni i pravila (Čupić & Suknović, 2008). Kako bi se povećala produktivnost savremenih kompanija, cilj je poboljšanje funkcija organizacije kroz bolje razumevanje samih potrošača. *Data mining* tehnike i alati imaju široku oblast primene. Izbor određene kombinacije tehnika koje se koriste u određenoj situaciji zavisi od prirode zadatka pretraživanja, od vrste raspoloživih podataka i veština i preferencija samog pretraživača.

Regresija, neuronske mreže, drva odlučivanja i većina ostalih tehnika su orijentisane na kreiranje modela. Pod pravim okolnostima, model može da rezultuje uvidom u pružanje objašnjenja kako izlazni elementi određenog interesa, kao što su precizna porudžbina ili neuspešno plaćanje računa, su povezani i mogu se predvideti raspoloživim činjenicama. Modeli se, takođe, koriste da bi se dobili rezultati. Rezultat predstavlja način izražavanja pronalazaka modela brojevima. Rezultati se mogu koristiti da bi se sortirala lista potrošača od najviše do najmanje lojalnih, najviše ili najmanje voljnih da saraduju, ili na primer, vrate pozajmicu. Prema (Bhavani, 2009), *data mining* proces se naziva i pronalazak znanja (*Knowledge Discovery*) ili pronalazak znanja u bazama podataka - *KDD (Knowledge Discovery in Databases)*. Jedan od češćih naziva je i stvaranje znanja (*Knowledge Creation*).

Zadaci i sam proces *data mining*-a mogu biti različiti. Prema (Han & Kamber, 2006), u zavisnosti od *data mining* rezultata, zadaci mogu biti:

- Eksploratorne analize podataka: u repozitorijumima velike količine informacija su na raspolaganju. Ovaj *data mining* zadatak ima dve svrhe: pronalaženje znanja koje potrošač zahteva i analiziranje podataka. Ove tehnike su interaktivne i vizuelne za potrošače.

- Deskriptivno modelovanje: opisuje sve podatke, uključuje modele za celu verovatnoću distribucije podataka, podela više-dimenzionog prostora u grupe i modele koji opisuju odnose između varijabli.
- Prediktivno modelovanje: ovakav model dozvoljava predviđanje vrednosti neke varijable više od poznatih vrednosti drugih varijabli.
- Otkrivanje zakonitosti i pravila: ovaj zadatak se primarno koristi da se pronađu skrivene zakonitosti, kao i da se pronađu pravila u klasteru. U klasteru su na raspolaganju različite veličine. Cilj ove radnje je otkriti „kako je najbolje otkriti zakonitosti“. To se može postići korišćenjem pravila za indukciju i mnogim drugim tehnikama u *data mining* algoritmima. Ovo se naziva klasterovanje algoritama.
- Istraživanje sadržaja: primaran cilj ovog zadatka je nalaženje seta podataka koji se često koriste za audio / video radnje, kao i slike. To je pronalaženje zakonitosti slične onima koje su od interesa u setu podataka.

Prema (Čupić & Suknović, 2008), u najčešće korišćene *data mining* metode ubrajaju se:

- Stabla odlučivanja i njihova pravila;
- Nelinearne regresije i klasifikacioni metodi;
- Metodi zasnovani na primerima;
- Modeli grafičke zavisnosti verovatnoće;
- Relacioni modeli učenja, itd.

Ove data mining metode, u širom smislu, klasifikujemo kao: On-Line analitičko procesovanje (OLAP), klasifikacija, klasterovanje, pretraživanje asocijativnih pravila, privremeni *data mining*, analize vremenskih serija, prostorno pretraživanje, Web pretraživanje, itd. Ove metode koriste različite vrste algoritama i podataka. Izvor podataka može biti skladište podataka, baza podataka, običan ili tekstualni fajl. Prema (Čupić & Suknović, 2008), algoritmi mogu biti statistički, bazirani na stablu

odlučivanja, zasnovani na neuronskim mrežama, generički algoritmi, itd. Uopšteno, algoritmi *data mining*-a su potpuno zavisni od dva faktora:

- Koji tip setova podataka se koristi i
- Koji su zahtevi potrošača.

Prema (Bramer, 2007), proces za otkrivanje znanja (*Knowledge Discovery Process*) uključuje neobrađene podatke biranja *data mining* algoritma, kao i obrađivanje rezultata pretraživanja. Postoje programi koji se nazivaju asistenti za otkrivanje znanja (*Intelligent Discovery Assistants - IDA*), koji pomažu da se primeni validno znanje u procesu pretraživanja. Ovakvi asistenti pružaju korisnicima tri beneficije (Bramer, 2007):

- Sistematsku validaciju procesa za otkrivanje znanja;
- Efektivno rangiranje validnih procesa po različitim kriterijumima, koji pomažu u odabiru odgovarajuće opcije, i
- Infrastrukturu za deljenje znanja, koje vodi ka eksternalizaciji mreža.

Nekoliko pokušaja je postojalo da se ovaj proces automatizuje i dizajnira opšti alat za *data mining* koji koristi inteligenciju pri selektovanju podataka i *data mining* algoritama i u nekoj meri, otkrivanju znanja.

Menadžment znanja i *data mining* su još oblasti u razvoju i predstavljaju veoma interesantne oblasti za istraživače. Iako postoji integrisan okvir za menadžment znanja u kontekstu marketinga, postoje kritični istraživački izazovi na koje se treba obratiti pažnja. Neki su povezani sa *data mining* tehnikama i procesom za otkrivanje znanja, dok se drugi odnose na menadžment znanja. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), istraživanje podataka kroz *data mining* tehnike je interaktivan proces učenja sličan drugim procesima prisvajanja znanja, kao što je naučno otkriće. Selekcija *data mining* algoritama, formiranja hipoteza, evaluacija modela i remodelovanje su ključne komponente procesa otkrića. Pošto je potreban ciklus pokušaja i grešaka za progresivno

prisvajanje najkorisnijeg znanja kroz *data mining*, pristup učenja preko eksperimentisanja može biti pogodan za to.

Jedan od istraživačkih izazova je svakako osiguravanje da je ovaj proces više strukturiran i tako povećavanje produktivnosti *data mining* pokušaja. Dalje, potrebno je upravljati znanjem u smislu da prelazi organizacione granice i da se dalje distribuira prema ostalim partnerima.

Još jedan izazov je višestruka klasifikacija, situacija kada potrošač pripada u više od jedne kategorije (Han & Kamber, 2006). Povećanje kompleksnosti potrošačkih preferencija otežava posao marketing stručnjacima, pošto tada imaju potrošače sa višestrukim članstvom i potrebni su im pouzdani klasifikacioni alati. Imamo slučaj i Web mining-a. Internet dobija primat kao nov kanal za distribuciju robe, promociju proizvoda, vođenje transakcija i koordinaciju poslovnih procesa, i postaje važan i pogodan izvor podataka o potrošačima. Međutim, višestruki formati podataka i distribuirana priroda znanja na Web-u su izazov za prikupljanje, otkrivanje, organizovanje i upravljanje znanjem na način koji je pogodan za podršku poslovnom odlučivanju.

Znanje je oduvek bilo esencijalna komponenta ljudskog napretka. Od saznanja kako se sadi seme, kako bi izraslo u biljku, preko izuma parne mašine do putovanja na Mesec – svi poduhvati su zahtevali akumulaciju određene količine znanja, kako bi se mogli smatrati uspešno izvedenim. Znanje predstavlja najbolje rešenje za prevazilazenje kompleksnosti i neizvesnosti (Gong *et al*, 2009). Međutim, znanje se mnogo teže prikuplja nego što je to slučaj sa podacima i informacijama. Ljudi tragaju za znanjem zato što im pomaže da uspešno obavljaju svoje zadatke. Znanje može imati različite definicije u zavisnosti od discipline, tj. konteksta u kome se pominje.

Znanje predstavlja „ljudsko razumevanje specijalizovane interesne zone, koje je prikupljeno kroz izučavanje i iskustvo“ (Davenport & Prusak, 2000). Zasnovano je na učenju, razmišljanju i poznavanju problema koji se posmatra. Davenport i Prusak definišu znanje kao „dinamičan miks iskustava, vrednosti, kontekstualnih informacija i



ekspertskog uvida koji obezbeđuje okvir za evaluaciju i implementaciju novih iskustava i informacija“. Znanje proizilazi iz informacije na sličan način kao što i informacija proizilazi iz podataka. Znanje obuhvati širi spektar pojmova od informacije kao što su percepcija, veštine, trening, zdrav razum, iskustvo. Suma svih pomenutih procesa nam može pomoći da izvučemo značajne zaključke koji dovode do kvalitetnog znanja.

Mudrost predstavlja najviši nivo apstrakcije, sa vizijom, predviđanjem i mogućnošću sagledavanja „šire slike“ stvari, a njen izvor je najvećim delom iskustvo. Mudrost je bezvremenska, za razliku od znanja koje je podložno promeni i koje se prilagođava prema novim informacijama i analizama. Prema (Davenport & Prusak, 2000), znanje je akumulacija činjenica i informacija, dok je mudrost sinteza znanja i iskustava koja produbljuju naše razumevanje veza između različitih entiteta i eventualno nekog skrivenog smisla u njihovom postojanju. Možemo reći da je znanje alat, dok je mudrost zanat u kojem koristimo znanje kao alat.

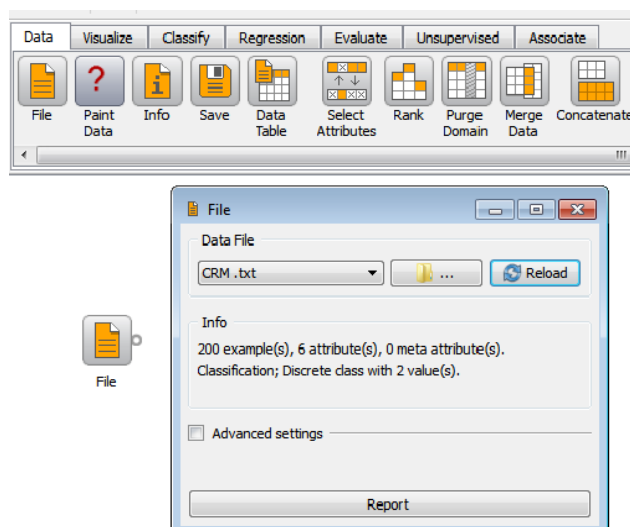
U savremenom poslovanju znanje predstavlja najznačajniji resurs pomoću kojeg se stiče konkurentska prednost. Mudrost stečena iskustvom i znanje menadžera potrebno je u kontinuitetu unapređivati kako bi se poboljšale performanse kompanije i stvorila dobit (Suknović & Delibašić, 2010). Znanje iz asocijativnih pravila potrebno je usavršavati i putem savremenih naučnih metoda i informaciono-komunikacionih tehnologija kreirati efektan menadžment znanja. Transfer znanja, između ostalog, omogućen je i na naučno-stručnim konferencijama i putem naučnih časopisa.

Postojeće modele poslovnog odlučivanja potrebno je analizirati i kreirati inovativne načine rešavanja definisanog poslovnog problema. Sistem asocijativnih pravila je značajan segment poslovne inteligencije pogodan za primenu nad modelima poslovnog odlučivanja. U daljem radu Doktorske disertacije analiziraće se mogućnosti primene sistema asocijativnih pravila za unapređenje modela poslovnog odlučivanja.

## 6. Primena savremenih softverskih arhitektura za pronalaženje znanja

### 6.1. Orange

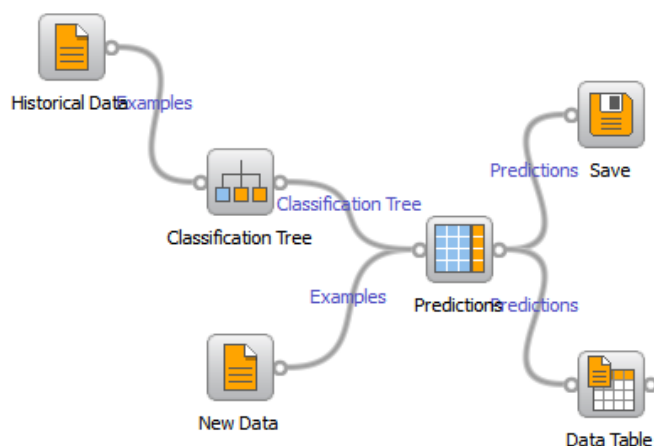
Softver otvorenog koda *Orange* napravljen je u laboratoriji za bioinformatiku na Fakultetu za računarstvo i informatiku, Univerzitet u Ljubljani, Slovenija. Predstavlja veoma popularan alat za *data mining* koji služi kao pomoć menadžerima kao podrška u procesu odlučivanja. *Orange*, kao vrlo pogodan i *user-friendly* softver sadrži mnogobrojne opcije za rad sa podacima, stvaranje modela, testiranje, vizuelizaciju podataka, primenu rešenja, itd. Više o tome videti na websajtu <http://orange.biolab.si/>. Program funkcioniše povezivanjem čvorova koje su opcije *data mining*-a i svaki ima svoju namenu. Međutim, ne može se svaki čvor povezati sa svakim, stoga se mora obraćati pažnja na strukturu ulaznih i izlaznih podataka. *Orange* ima veoma dobre opcije za vizuelizaciju podataka.



Slika 3: Radna površina softvera *Orange*

Na radnoj površini softvera (Slika 3) je linija sa alatima koja sadrži glavni meni sa funkcijama projekta. Aplikativni softver *Orange* ima brojne funkcije data mininga: učitavanje podataka, vizuelizacija, klasifikacija, procena, evaluacija, asocijativna pravila. Pokazalo se da je *Orange* vrlo pouzdan i pogodan za rešavanje problema

poslovnih sistema. U istraživanju Doktorske disertacije koristiće se i ovaj softver, sa posebnim akcentom na opciju asocijativnih pravila (*association rules*).



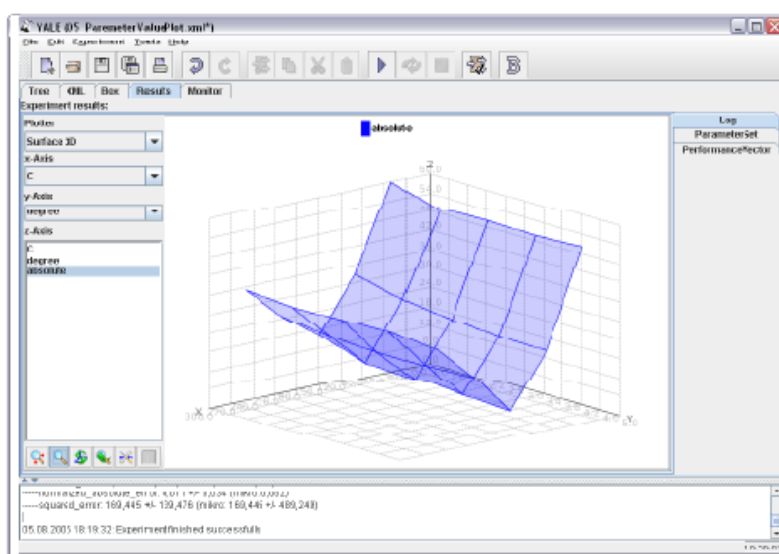
Slika 4: Primer funkcije predviđanja softvera *Orange*

U istraživanju će se pomoću softvera *Orange* projektovati model poslovnog odlučivanja (Slika 4). Nad podacima će se primeniti opcije softvera za otkrivanja zakonitosti u podacima kako bi se dobilo najprihvatljivije rešenje za definisani problem istraživanja. Model će se testirati i izvršiće se validacija dobijenog rešenja. Na websajtu <http://orange.biolab.si/> se mogu pronaći opširnije informacije vezane za softver *Orange*.

## 6.2. RapidMiner

Softversko rešenje *RapidMiner* predstavlja vodeći svetski “*open source*“ (besplatno rešenje otvorenog koda) sistem za poslovnu inteligenciju i otkrivanje zakonitosti u podacima. Prema (Išljamović, 2015), *RapidMiner* se može definisati kao jedinstveno okruženje koje omogućava objedinjavanje alata, tehnika i metoda za mašinsko učenje, otkrivanje zakonitosti u podacima, prediktivnu i poslovnu analitiku, koji omogućava rešavanje širokog spektra problema. Koncept modularnih procesa omogućava dizajn kompleksnih modela, sistema za obradu velike količine podataka paralelno formirajući veći broj modela, analizirajući njihove performanse i na kraju predstavljajući najbolje modele iz svake od kategorije, modula. O procesu predikcije pogledati u: (Friedman & Mandel, 2012), (Gorr, 1994), (Kurt *et al*, 2008), (Gerasimović *et al*, 2011) i (Guo, 2010).

*RapidMiner* sadrži moćan intuitivan grafički korisnički interfejs za dizajn analitičkih procesa (Slika 5). Vizuelno okruženje lako za korišćenje dozvoljava lako uočavanje grešaka, njihovo brzo ispravljanje i pregled tačnih rezultata – bez potrebe za prevelikim programiranjem. *RapidMiner* je jedna od najpoznatijih i najčešće korišćenih aplikacija sa komercijalnom svrhom vođenja različitih biznisa. Informacije o ovom softveru otvorenog koda za oblast poslovne inteligencije mogu se naći na websajtu <http://rapidminer.com/>.



Slika 5: Primer vizuelizacija podataka pomoću softvera *RapidMiner*

Prema (Mihailović, 2004), metodologijom naučno-istraživačkog rada postupno se dolazi do saznanja naučne istine. Na taj način se potvrđuju ili demantuju postavljene hipoteze. Primena svakog pojedinačnog naučnog metoda, rezultuje ostvarenjem primene opšte primenljivog modela, radi unapređenja procesa poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila, sa ciljem donošenja efektivnih i efikasnih upravljačkih odluka u poslovnom sistemu.

### **6.3. Studija slučaja 1: Pronalaženje znanja sistemom asocijativnih pravila – primer kompanije *Hewlett-Packard***

U nastavku je prikazana studija slučaja kreiranja preporuka potrošačke korpe za mala i srednja preduzeća sistemom asocijativnih pravila. Za potrebe daljeg povećanja prihoda od transakcija u direktnoj prodaji i profita, *Hewlett-Packard* tim za analizu je dobio zadatak da izvrši studiju vezanu za prodaju preko interneta za mala i srednja preduzeća i call centar (Singh *et al*, 2006). *Cross-sell*, odnosno unakrsna prodaja podrazumeva, između ostalog, dodavanje monitora, docking stanica, ili dobijanje digitalne kamere uz kupovinu *notebook*-a. *Up-sell*, odnosno uvećana prodaja je slobodno definisana kao paket (Verhoef *et al*, 2010). Na primer, uvećana prodaja uključuje dodavanje svega što povećava vrednost personalnog računara (PC), kao što je dodavanje memorije, tvrdog diska ili DVD drajva.

Širi cilj projekta je da uveća prihode i maržu prodavnice, povećavajući srednju vrednost porudžbine (eng. *Average Order Value*, u daljem tekstu *AOV*) implementirajući analitička rešenja. Odnosno, cilj je uočavanje i primena asocijacija, formalizovanih putem asocijativnih pravila, kako bi se uočile zakonitosti u podacima i poboljšalo poslovanje. Ova studija je poslužila kao dokaz koncepta primene asocijativnih pravila, koji se može sprovesti u budućim investiranjima. Da bi kreirali manuelno izvršavanje, proces je kreiran tamo gde postoji prodaja, informacije o proizvodima, a interne marketing informacije su integrisane i analizirane da bi se identifikovale potencijalne *cross-sell* i *up-sell* preporuke.

Prema (Singh *et al*, 2006), studija je dizajnirana tako da generiše učenje koje bi bilo korisno za implementaciju u regionu i u program koji bi eventualno bio primenljiv svuda u svetu. Program bi omogućio segmentima marketinga i timovima koji prodaju proizvode preko telefona da povećaju maržu i prohode u direktnom poslovanju. Preporuke za preko 25 modela desktop računara, notebook-ova, štampača, servera, kategorije proizvoda za rad i skladištenje, reprezentujući više od 100 različitih stavki (eng. *Stock Keeping Unit*, u daljem tekstu *SKU*), bili su generisani za vreme studije. Maksimizacija prihoda i dostupnost proizvoda bili su ključni kriterijumi u procesu *SKU* selekcije. Preporučene ponude su ubačene u konfigurator proizvoda (internet stranu gde

kupci mogu da izaberu željenu konfiguraciju) i ‘*check-out*’ strane izabranih proizvoda.

Tim od 5 članova prijavilo se za projekat koji planira dve inkrementalne verzije. Verzija 1 koristi podatke ranijih kupovina da generiše predloge na osnovu onog što je tradicionalno bilo kupovano u prošlosti. Cilj ove faze je da maksimizuje očekivani *cross-sell* i *up-sell* prihod. Verzija 2 dodaje podatke o profitabilnosti proizvoda podacima o ranijim kupovinama i dobijaju se preporuke bazirane na osnovu tradicionalnih osobina proizvoda i njihovom učešću u profitu kompanije. U ovoj fazi, tim planira da maksimizuje težinsku funkciju prihoda i profitabilnosti.

#### Priprema podataka

Objektivnost korišćenja marži i prihoda u funkciji bodovanja za rangiranje dostupnih preporuka i omogućavanje vremena između naručivanja i dostave (*lean time*) kao mogući kriterijum, različiti *Hewlett-Packard* izvori podataka su identifikovani, ocenjeni i integrisani. Izvori uključuju podatke prodajnih transakcija, specifikacija proizvoda, hijerarhiju proizvoda i podatke dostupnosti proizvoda. Izazovi vezani za podatke podrazumevaju visok procenat nedostajućih vrednosti u važnim poljima kao i otežano povezivanje odgovarajuće cene za *SKU* usled čestih promena cena. U slučajevima gde ove vrednosti nedostaju, analitičari su razvili proces umetanja sa hijerarhijom u kojem nedostajuća marža za *SKU* bude procenjena na osnovu sličnog *SKU* po hijerarhiji proizvoda.

Prema (Singh *et al*, 2006), kada su svi podaci dostupni, kreira se tabela dimezija 3.000.000 x 20 koja je dovoljna za podatke na nivou jedne godine. Neka od najvažnijih polja u toj tabeli su ID porudžbine (*Order ID*), datum (*Date*), *SKU*, opis *SKU* (*SKU Description* – opis na različitim nivoima hijerarhije proizvoda), količina (*Quantity*), cena (*Price*), troškovi (*Cost*), ‘*Lead Time*’ (indikator dostupnosti proizvoda). Pobedničke *cross-sell* preporuke su izabrane u grupi od nekoliko hiljada kompetitivnih *SKU*. Primer podataka prikazan je u Tabeli 9. Vidljivi su pojačani redovi i oni zasenčeni daju opis osnovnih modela ili modela računara prodatih sa nadogradnjom. Sledeća oblast opisuje detaljnije kako je tim analizirao podatke i izvukao preporuke. Cilj je

uočavanje asocijacija, formalizovanih kroz asocijativna pravila, i njihova analiza radi poboljšanja performansi poslovanja.

Tabela 9: Uzorak iz stavki za narudžbinu (Izvor: Singh *et al*, 2006)

tie_group_id	parent_comp_id	comp_id	osku	description	qty
1	6706	6706	301897-B22	HP StorageWorks MSL5030 Tape Library, 1 LTO Ultrium	1
2	0	22814	C7971A	HP Ultrium 200 GB Data Cartridge	10
3	0	22961	C7978A	HP Ultrium Universal Cleaning Cartridge	1
4	7167	7167	292887-001	Intel Xeon Processor 2.40GHz/512KB	2
4	7167	26919	1GBDDR-1BK	1GB Base Memory (2x512)	2
4	7167	20481	286714-B22	72.8 GB Pluggable Ultra320 SCSI 10,000 rpm Univer	2
4	7167	20478	286713-B22	36.4GB Pluggable Ultra320 SCSI 10,000 rpm Univer	2
4	7167	24578	326057-B21	Windows® Server 2003 Standard Edition + 5 CALs	2
5	7167	7167	292887-001	Intel® Xeon Processor 2.40GHz/512KB	4
5	7167	20478	286713-B22	36.4GB Pluggable Ultra320 SCSI 10,000 rpm Univer	4
5	7167	20478	286713-B22	36.4GB Pluggable Ultra320 SCSI 10,000 rpm Univer	4
5	7167	24578	326057-B21	Windows® Server 2003 Standard Edition + 5 CALs	4
6	7167	7167	292887-001	Intel® Xeon Processor 2.40GHz/512KB	1
6	7167	26919	1GBDDR-1BK	1GB Base Memory (2x512)	1
6	7167	20484	286716-B22	146.8 GB Pluggable Ultra320 SCSI 10,000 rpm Unive	1
6	7167	20484	286716-B22	146.8 GB Pluggable Ultra320 SCSI 10,000 rpm Unive	1
6	7167	24578	326057-B21	Windows® Server 2003 Standard Edition + 5 CALs	1
7	8947	8947	FA107A#8ZQ	iPAQ h5550 Pocket PC	2
8	0	0	FA136A#AC3	hp 256MB SD memory	2
9	0	0	FA121A#AC3	hp iPAQ Compact Flash Expansion Pack Plus	2
10	0	0	271383-B21	Compaq 320MB flash memory card	1

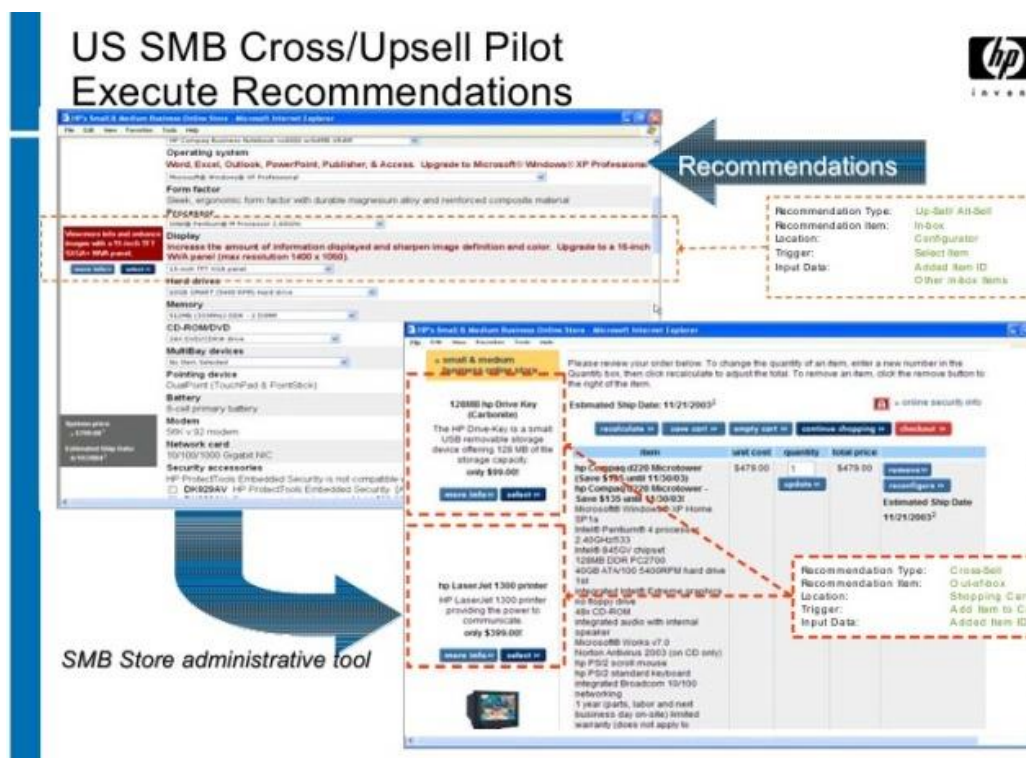
#### Analiza podataka

Pre upoznavanja sa izvođenjem analize, tim je odlučio da operacionalizuje zavisne promenljive: *cross-sell* i *up-sell*. *Cross-sell* se odnosi na dodatke “izvan kutije” koje kupci dodaju osnovnom modelu. Jedan prost primer je kupovina kabla za štampač, kertridže ili papir koji koristi taj štampač. S druge strane, *up-sell* se odnosi na nadogradnju sistema koji je prodat kao “paket”. Na primer, desktop paket, uključujući monitor, softver, i sve unutrašnje dodatke kao što su DVD rezač ili memorija i oni se podrazumevaju da budu deo “paketa”. Stoga, nadogradnja memorije sa 256 MB na 512 MB u ovakvom desktop proizvodu se posmatra kao “*up-sell*”. U slučaju da kupac ne izabere paket, a želi da kupi samo desktop, u ovom slučaju se prodaja monitora od 21 inča smatra kao *cross-sell* prodaja jer CPU možda ne podrazumeva monitor kao deo glavnog proizvoda ili paketa. Uočavanje zakonitosti u ponašanju kupaca i prilikom kupovine, pomoći će u analizi potrošačke korpe i primeni alata poslovne inteligencije za predviđanje.

Zbog različitih načina konfiguracije desktop proizvoda, *up-sell* postaje važna karakteristika ponašanja kupaca. Za potrebe konfiguracije, *up-sell* je ponuđen upravo na strani za konfiguraciju (gde kupac bira i određuje paket koji će odgovarati njegovim



potrebama), dok u isto vreme *cross-sell* može biti ponuđen na strani za konfiguraciju (Slika 6).

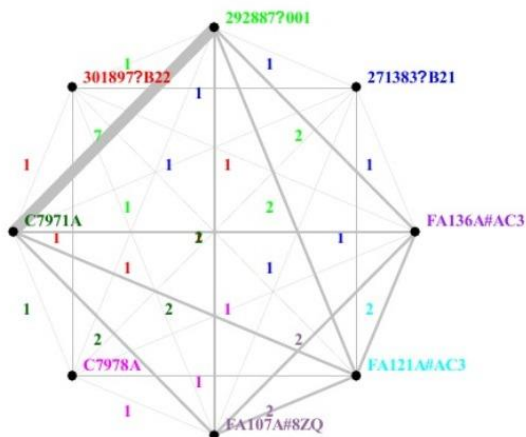


Slika 6: Primer *up-sell* i *cross-sell* preporuka (Izvor: Singh *et al*, 2006)

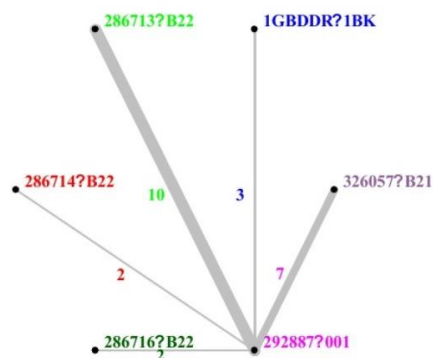
Prema (Singh *et al*, 2006), *up-sell* je takođe izazovan u kontekstu da kompatibilnost mora biti uzeta u obzir. Na primer, DVD drajev za određeni notebook može biti neodgovarajući *up-sell* za određeni desktop proizvod. Prema tome, bilo je potrebno stvoriti rešenje sposobno da se uvidi razlika i da se prepozna vrednost *cross-sell* i *up-sell* ravno iz podataka datih u Tabeli 9, i da uzme u razmatranje sva moguća ograničenja vezana za kompatibilnost. Sama priroda SMB radnje je dovela do izbora tipa analize koji je tim bio u mogućnosti da koristi. Ne postoji mogućnost registracije prilikom kupovine, sistem nije u mogućnosti da poveže kupca sa njegovom individualnom istorijom izbora pri kupovini. To je uzrok što prodavci nisu bili u mogućnosti da iskoriste tehnike koje vode ka rezultatima verovatnoća proizvod / izbor (kao što se dobija logičkom regresijom). Štaviše, nisu u mogućnosti da sakupljaju informacije o kupcu u realnom vremenu (npr. *pop-up* anketa) u svrsi individualnog modelovanja.



Stoga je tim odlučio da usvoji analize potrošačke korpe koje koriste sve prednosti datih podataka, uprkos nemogućnosti korišćenja predviđanja na nivou individue.



Slika 7: *Up-sell* analiza potrošačke korpe za narudžbinu 849608  
(Izvor: Singh *et al*, 2006)



Slika 8: *Cross-sell* analiza potrošačke korpe za narudžbinu 849608  
(Izvor: Singh *et al*, 2006)

Slike 7 i 8 respektivno ilustruju *cross-sell* i *up-sell* koji su u vezi sa podacima iz tabele 1 uzimajući u obzir količine za svaki *SKU* po redosledu. Ovaj način grafičkog prikaza analize potrošačke korpe se koristi da bi pojednostavila interpretacija rezultata. U kontekstu primera reprezentovanog u tabeli 1, tačke grafa na Slici 7 predstavljaju *SKU* a linije između tih tačaka predstavljaju frekvenciju, odnosno broj ponavljanja veze. Na primer, par C7971A: 292887-001 pojavljuje se 7 puta u primeru redosleda. Može se primetiti da je debljina linija koje povezuju tačke proporcionalna njihovim ponavljanjima. Lako se uočava najveća frekvencija pojedinih kupovina na slikama, koja pokazuje asocijacije o artiklima koji se kupuju vezano. Jedna od karakteristika grafičke prezentacije je da prikazuje količinu korišćenjem boje tačke za koju je vezana poreklom, što pomaže u razlikovanju kod veličina vezanih za svaku liniju.

Analize prikazane na Slikama 7 i 8 su napravljene za sve narudžbine od interesa i rezultat je spojen tako što reprezentuje povezanosti pronađene u vremenskom razmaku od interesa (Singh *et al*, 2006). Dakle, za bilo koji proizvod i njegove odgovarajuće *SKU*, rešenje se dobija čitajući iz baze podataka za sve odgovarajuće podatke odabrane

grupe *SKU*, analizira se za *cross-sell* i *up-sell*, zatim se rangiraju preporuke tako što se kreira funkcija za rangiranje koja uzima u obzir maržu i prihode i obezbeđuje do tri različita predloga. Zbog restrikcija vezanih za veličinu internet strane, broj predloga je ograničen i po jednom proizvodu je 7 za *up-sell* i 5 za *cross-sell*.

Na kraju, analitičari prvo generišu do 7 *up-sell* predloga (jedinственe za ciljani proizvod) i na isti način, do 5 jedinственih *cross-sell* predloga. Analizom dobijenih rezultata, otkrivanjem zakonitosti u podacima dolazi se do asocijativnih pravila. Uočava se njihov uticaj na potrošačku korpu i afiniteti kupaca. Zatim, dodatna dva različita predloga su napravljena za svaki od gore generisanih predloga da bi dali opciju biznis pokretačima da dodaju originalno ponuđenim ponudama.

### Generisanje predloga

Prema (Singh *et al*, 2006), da bi postigli prethodno pomenute zahteve, jedna funkcija sa nekoliko parametara je kreirana da bi generisala sve predloge za sve produkte. Na primer, jedna određena funkcija uzima informacije o proizvodu i vremenski rok kao ulaz i kreira tabelu predloga iz tri dela (tri kartice) za određeni proizvod. Tri kartice su obezbeđene u slučaju da je potrebno zameniti neku od pobedničkih predloga (razlog tome može biti podatak o novim dostupnostima proizvoda, konflikti sa drugim promoterima, ili potreba marketinga da istakne novi proizvod). Prva kartica sadrži sve moguće preporuke, druga kartica sadrži samo one predloge koji imaju verovatnoću prihvatanja iznad određene granice, a treća kartica sadrži finalne, odnosno krajnje predloge.

Tabela 10 predstavlja primer izlaza generisanog od strane programa za određenu generaciju desktop proizvoda. Kreirana funkcija je potpuno automatizovana u smislu da generiše optimizovanu listu svih *cross-sell* i *up-sell* preporuka za određeni proizvod. Program je tako optimizovan da mu obično treba manje od 5 minuta da pročita sve potrebne podatke iz baze podataka, generiše sve preporuke za taj proizvod i na kraju kreira odgovarajuću tabelu sa predlozima (Singh *et al*, 2006).

Metod optimizacije uzima u obzir nekoliko drugih parametara, obezbeđenih od strane korisnika, kao što su minimalna verovatnoća selekcija. Ona postavlja restrikciju na preporuke tako da sve zagantovano imaju minimum empirijske verovatnoće

prihvatljivosti u grupi podataka za trening, nezavisno od prihoda ili marže. Jednom kada su eliminisane sve preporuke sa malom verovatnoćom, marža i prihod se uzimaju u obzir za rangiranje preostalih kandidata. Funkcija za rangiranje implementirana za ovu svrhu je objašnjena u nastavku.

Tabela 10: Primer generisanog izlaza - određena polja ( Izvor: Singh *et al*, 2006)

Cross-sell/Upsell	Recommendation type	Category	Offer description	Offer sku	Probability	Price	Revenue Rank	Margin Rank	Rank	Lead time
up sell	Primary	Memory	512MB PC2-3200 (DDR2-400)	PM848AV	0.51	\$200	111	111	111	7
up sell	Secondary	Memory	1GB PC2-3200 DDR2 400 (2x512)	PM842AV	0.25	\$310	109	110	109.5	7
up sell	Secondary	Memory	2GB PC2-3200 DDR2-400 (4x512MB)	PM846AV	0.05	\$560	100	104	102	7
up sell	Primary	Processor	Intel Pentium 4 520 w/HT (2.80GHz, 1M	PM675AV	0.36	\$228	110	108	109	7
up sell	Secondary	Processor	Intel Pentium 4 540 w/HT (3.20GHz, 1M	PM677AV	0.22	\$298	108	106	107	7
up sell	Secondary	Processor	Intel Pentium 4 550 w/HT (3.40GHz, 1M	PM678AV	0.16	\$373	107	103	105	7
cross sell	Primary	Mobility Thin & Light	HP Compaq Business Notebook nx6110	PT602AA#A	0.04	\$999	103	95	99	21
cross sell	Secondary	Mobility Thin & Light	Configurable- HP Compaq Business Not	PD875AV	0.04	\$510	87	77	82	15

Postoje 3 kolone za rangiranje u Tabeli 10. *Rang prihoda* daje poziciju predloga ako su sortirani po prihodima koji su u usponu tako što će najveći očekivani prihod biti najbolje rangiran. Isto je tako i sa *Rangom marže*. Treći *Rang* predstavlja prosek prethodna dva. Težinski koeficijenti za prihod i maržu su obezbeđeni od biznis pokretača povezanih sa odgovarajućom kategorijom proizvoda (štampači, desktop računari, itd.). Ako se posmatra matematička forma, funkcija implementirana da rangira svaki predlog ( $R_r$ ) je sledeća (Singh *et al*, 2006):

$$R_r = W_M \times R_M + W_R \times R_R \quad | \quad (W_M + W_R = 1)$$

gde su:

- $W_M$  [0,1] - težinski koeficijent date marže;
- $R_M$  - pozicija ranga preporuke R posle sortiranja po rastućem redosledu očekivanih marži ( $EM_R$ );
- $W_R$  [0,1] - težinski koeficijent dat prihodima;
- $R_R$  - pozicija ranga preporuke R posle sortiranja po rastućem redosledu očekivanih prihoda ( $ERR$ );
- $W_M + W_R = 1$  - uvodi se da bi se lakše uočio odnos između  $W_M$  i  $W_R$  procentualno.

U prethodnoj definiciji  $ER_R = R_R \times p_R$ , i  $EM_R = M_R \times p_R$ , gde je  $p_R$  verovatnoća prihvatljivosti vezana za preporuku R. U Tabeli 10  $p_R$  je označeno sa *Probability* i računato je korišćenjem sledeće formule:  $p_R = n_R / n_{SKU}$  gde  $n_{SKU}$  predstavlja broj prodatih *SKU* u analiziranom vremenskom intervalu,  $n_R$  je broj koji predstavlja koliko puta je preporuka R bila izabrana od strane kupca u broju  $n_{SKU}$  prodatih proizvoda.

Razlog za izbor ove relativno jednostavne formule za rangiranje bio je da se obezbedi opcija biznis pokretačima da sami odrede važnost prihoda i marže u zavisnosti od njihovih ciljeva i potreba. Neki menadžeri su odlučili da se koriste odnosom 50 / 50% dok su se neki odlučili da marže nose udeo od 75%. Tim je uzimao u obzir nekoliko funkcija za rangiranje, ali ova je izabrana iz razloga što omogućuje lako otkupljivanje biznisa kao i lako učestvovanje u razvoju rešenja koje će kasnije biti implementirano u njihov respektivni sektor biznisa. Generalno, tim je pokušao da uključi menadžere što je više moguće u proces selektovanja krajnjih preporuka za njihove proizvode.

Proces pregleda preporuka i finalno generisanje fajla

Analitičari prezentuju i pregledaju preporuke sa biznis pokretačima i članovima ‘‘*North America eBusiness*’’- a i organizacijama segmentiranog marketinga da bi dobili odobrenje i finalizirali ciljne ponude koje treba postaviti na websajt proizvoda i u kontakt centrima. Proces takođe podrazumeva slaganje oko odgovarajućeg pozicioniranja preporuke na samom websajtu, kao i oko teksta koji će biti korišćen za ponudu. U procesu pregleda isporučeno je do 7 *up-sell* i 5 *cross-sell* preporuka. One su zatim predate marketing timu, koji na kraju finalizira ponudu.

Implementacija kroz alat za prevođenje sadržaja i test dizajna

Kada je fajl sa preporukama završen, ponovo se daje na pregled analitičarima i timu segmentiranog marketinga zbog preciznosti, a zatim se postavlja na websajt malih i srednjih preduzeća u ponoć, na dan koji je ranije određen. Slika 6, prikazana ranije, ilustruje primer *up-sell* preporuke na stranici za konfiguraciju i *cross-sell* preporuku na ‘‘*cart web*’’ strani.

Ranije pomenuto, tim je bio ograničen vremenom i kasnije ograničen u mogućem povećanju funkcionalnosti sajta koje bi bilo moguće napraviti testiranjem kupaca. Prema tome, u nedostatku te mogućnosti tim nije mogao da pošalje test krajnjem kupcu. I tim za analizu kao i biznis tim su uzeli u obzir ova ograničenja i grupa je predložila da uporedi studiju izvođenja za neki raniji period pre studije. Više informacija o upravljanju odnosima sa kupcima videti u: (Raab *et al*, 2008), (Berry & Linoff, 2004), (Thearling, 2010), (Rigby *et al*, 2002), (Rigby & Ledingham, 2004), (Rogers, 2005), (Zeithaml *et al*, 2001), (Reutterer *et al*, 2006) i (Berry *et al*, 2010).

#### Periodično izveštavanje i krajnja procena performansi studije

Tim za analizu je predložio proces za procenu efekta preporuka. Pre nego što je studija pokrenuta, članovi analitičkog tima i biznis pokretači su se složili oko nekoliko mera. Nakon implementacije preporuka na websajt i u call centru, tim je posmatrao i ocenjivao ih koristeći nekoliko tehnika paralelno. Krajnji izveštaj je dostavljen menadžmentu koristeći se pritom nedeljnim izveštajem performansi studija. Detaljnije pogledati u (Verhoef *et al*, 2010).

#### Finansije i metrika vezivanja

Performanse svake metrike su pregledane na *SKU* nivou, skupljene u kategoriju nivoa proizvoda (npr. svi notebook računari su sakupljeni u kategoriju “*notebook*”) i konačno na nivo studije. Zbog pomenutih izazova nedostatka kontrole kupaca, mesec pre pokretanja studije je izabran da predstavlja kontrolni period. Neke od metrika i njihove performanse su opisane u daljem tekstu:

- Stopa vezivanja je odnos povezanih porudžbina (porudžbine sa *cross-sell* ili *up-sell* ili oba) sa svim porudžbinama za isti *SKU*.
- Prihod vezivanja po *SKU* prihodu je odnos prihoda vezivanja (zbir *up-sell* i *cross-sell* prihoda) i *SKU* prihoda. On pokazuje od svakog dolara *SKU* koliko centi prihoda vezivanja je generisano.
- Srednja vrednost porudžbine je odnos celokupnog prihoda porudžbine i broja porudžbina.

Tabela 11 pokazuje preporuke za većinu kategorija na koje su značajno uticale gorepomenute metrike. Na primer, 18% je povećanje prilikom stope vezivanja a čak 36% povećanje prilikom prihoda vezivanja po *SKU* prihodu, i više od 2% povećanje u slučaju srednje vrednosti porudžbine za desktope u fazi I. Slično tome, može se primetiti značajno povećanje i u fazi II.

Tabela 11: Uzorak performansi proizvoda u ključnim pokazateljima (Izvor: Singh *et al*, 2006)

Product Category	Attach Rate		Attach Revenue by SKU		Average Order Value	
	Phase I	Phase II	Phase I	Phase II	Phase I	Phase II
Desktops	18.2%	8.2%	36.8%	10.5%	2.2%	16.2%
Printers	1.8%	20.6%	59.3%	30.2%	26.0%	7.1%

Kontrolni grafikoni su kreirani da bi demonstrirali značaj u promeni (ako postoji) proporcije prihvatljivosti za svaki predloženi SKU. Slika 9 prikazuje primer grafičke analize napravljene za ocenjivanje efikasnosti preporuka. Ova slika, u stvari, predstavlja *cross-sell* analizu za server DL380 kada su porudžbine stigle od strane prodajnih zastupnika. Na grafiku na x osi je predstavljen datum (40801=>2014/08/01) i svaka serija opisuje *cross-sell* %. Primećuje se da svaka tačka ima 90% interval pouzdanosti oko odgovarajuće proporcije. Ovi intervali pouzdanosti pomažu pri ocenjivanju, bilo da postoji ili ne značajna razlika u proporciji jednog u odnosu na drugi vremenski period. Na Slici 9 može se uočiti da je za drugi procesor, *cross-sell* proporcija 16.10. na najnižoj tački, a dalje se značajno povećava. Za svaku kategoriju proizvoda, slične procene su napravljene za kombinacije

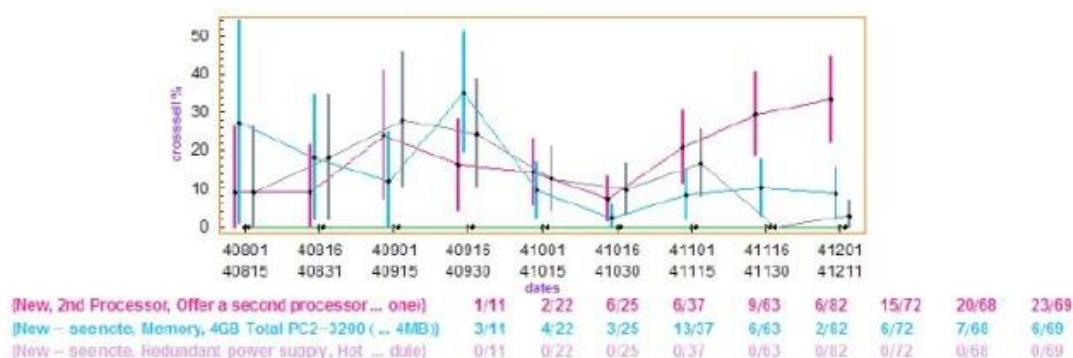
- a) *cross-sell, up-sell*,
- b) sa asistencijom, bez asistencije ili sve prodaje zajedno.

Sve procene su programirane tako da bez obzira kada program bude pokrenut grafici će biti automatski osveženi za sve proizvode u grafiku. Prema tome, ne samo da je proces preporuka automatizovan, nego i proces procene efikasnosti za sve preporuke.

Primere primene asocijativnih pravila videti u: (Lopes *et al*, 2007), (Nebot & Berlanga, 2012), (Ordonez, 2006), (Pasquier *et al*, 2005), (Zheng *et al*, 2001), (Hegland, 2003), (Kamakura, 2012), (Amir *et al*, 2005), (Cheng *et al*, 2009), (Kotsiantis &



Kanellopoulos, 2006), (Ledoltel, 2013), (Agrawal & Shafer, 1996) i (Evfimievski *et al*, 2004).



Slika 9: Sekvencijalni intervali poverenja za testiranje efikasnosti preporuka

(Izvor: Singh *et al*, 2006)

### Povećanje prihoda

Tim je takođe procenio povećanje prihoda u vezi sa svakom preporukom svakog *SKU*. Ako je pozitivan, značajna razlika u procentima prihvatljivosti za određenu preporuku, nastavljaju sa procenama povećanja prihoda povezanih sa svakom preporukom. Ovaj metod izgleda ovako: Pretpostavljajući da za bilo koji proizvod *SKU* (*SKU<sub>p</sub>*) postoji n preporuka *SKUs* (*SKU<sub>pR</sub>*, *R*=1, 2...*n*), povećanje prihoda za svaki *SKU<sub>pR</sub>* je dobijeno korišćenjem sledeće formule (Singh *et al*, 2006):

$IR_{pR} = CR_{pR} \times (1 - CP_{pR}/PP_{pR})$ , gde je:

- $IR_{pR}$  = povećanje prihoda,
- $CR_{pR}$  = prihod vezan za *SKU<sub>r</sub>* kada je prodat sa proizvodom *p* u kontrolnom periodu,
- $CP_{pR}$  = proporcija prihvatljivosti za *SKU<sub>r</sub>* kada je prodat zajedno sa proizvodom *p* u kontrolnom periodu,
- $PP_{pR}$  = proporcija prihvatljivosti za *SKU<sub>r</sub>* kada je prodat zajedno sa proizvodom *p* u periodu studije.

Ovaj metod nije zavisn od dužine studije i kontrolnog perioda. Ovo je istina jer su razlike u veličini uzoraka vezanih za svaki period uzete u obzir, statistički na testu hipoteza, da uporede proporciju prihvatljivosti za vreme studije i u kontrolnom periodu.

Za ilustraciju, sledi primer koji ne mora da predstavlja stvarne podatke:

- Konfiguracija SKU: DR547AV-DX2;
- Ponuda SKU: DR689AV-512MB DDR 333MHz;
- Podaci kontrolnog perioda : DR689AV prodato 18 od 99 porudžbina DR547AV-DX2 za 18.2 %;
- Podaci studijskog perioda: DR689AV prodato 58 od 161porudžbine DR547AV-DX2 za 36.0 %;
- Prihodi od DR689AV u vreme studijskog perioda;
- Povećanje prihoda od DR689AV =  $53,200 \times (1 - 18.2/36) = \$ 26,350$ ;

Program za izračunavanje svih vrednosti povećanja prihoda je napravljen tako da sve ove vrednosti budu automatski ažurirane za sve proizvode kada je vreme za procenu ekonomskog uticaja projekta.

#### Diskusija

Na kraju, studija je generisala prihod od investicije od \$300 K mesečno, 3% povećanje u stopi vezivanja, skok od 15% u prilog vezivanju po SKU prihodu i više od 5% unapređenja u srednjoj vrednosti porudžbe. Tim je našao olakšice koje mogu biti još važnije nego finansijske. Relativno novi tim bio je u stanju da stvori jaku povezanost sa biznis pokretačima, upozna ih sa olakšicama koje pruža analiza, i dobije njihovu podršku za buduće analize prihoda. Na ovom primeru uočava se važnost primene asocijativnih pravila na realnom poslovnom problemu prodaje.

Pokazano je da, ukoliko se pravilno uoče i dalje analiziraju, zakonitosti u podacima utiču u velikoj meri na prodaju asortimana proizvoda. Prodaja direktno utiče na profit kompanije i njenu konkurentnost na tržištu. Na tržištu malih i srednjih preduzeća izuzetno je važno koristiti u poslovanju asocijativna pravila, kako bi se uočilo koji artikli se kupuju vezano i time mogu značajno da povećaju dobit kompanija. Koncept potrošačke korpe se može uspešno primeniti na poslovne sisteme. Analiza velikih količina podataka iz repozitorijuma poslovnih sistema se može asocijacijama primeniti



za potrebe povećanja profita i učešća na tržištu kompanija. Predikcija poslovnih rezultata upotrebom alata poslovne inteligencije doprinosi stvaranju kompetitivne prednosti poslovnog subjekta.

#### 6.4. Studija slučaja 2: Pronalaženje znanja sistemom poslovne inteligencije

U nastavku je prikazana Tabela 12 sa tri vrste podataka dobijenih iz različitih izvora. Zatim se ti podaci višekriterijumski obrađeni i dobijene su verodostojne i značajne informacije za definisani problem (Istrat *et al*, 2015). Struktura i veličina uzorka podataka istraživanja, kao i pravilna primena alata poslovne inteligencije, utiču na kreiranje unapređenog modela poslovnog odlučivanja.

Tabela 12: Predlog skupova podataka za testiranje

Cilj	Klase	Atributi	Pod-atributi	Ishod
<b>Kreiranje modela sistemom asocijativnih pravila</b>	Odluka 1	Podaci 1	Kompleksnost	<b>Unapređeni model poslovnog odlučivanja</b>
			Korisnost	
			Preciznost	
			Tačnost	
			Verodostojnost	
			Značaj	
			Veličina uzorka	
	Odluka 2	Podaci 2	Pouzdanost izvora	
			Mogućnost obrade	
			Pogodnost	
			Poverljivost	
			Ažurnost	
	Odluka 3	Podaci 3	Konciznost	
			Dostupnost	
			Ispravnost	
Kompletnost				
Aktuelnost				
			Preglednost	

Prema (Suknović, 2001), poznate su tri dimenzije koje uslovljavaju potpuni razvoj savremenog odlučivanja. To su: kvalitativni aspekt, kvantitativni aspekt i informaciono-komunikacioni aspekt. Istraživanje tokom izrade doktorata obuhvatilo bi sva tri aspekta odlučivanja na aplikativnom nivou. Podaci će se kvantitativno izraziti i obrađivati numeričkim vrednostima. Nad njima će se primeniti metode i tehnike poslovne inteligencije. Atributi i pod-atributi biće deskriptivno predstavljeni, kao što je prikazano u tabeli, kako bi se osigurao kvalitativni aspekt savremenog odlučivanja. Opis dobijenog rezultata takođe će osigurati kvalitativni aspekt. Primena softverskih arhitektura i vizuelni prikaz podataka čitaocima obezbediće informaciono-komunikacioni aspekt savremenog odlučivanja.

U Tabeli 12 prikazan je primer skupova test podataka sa tri nivoa klasa i atributa, od kojih svaki atribut sadrži po šest pod-atributa.

Pod-atributi su vrednosti koje se odnose na attribute i definiše ih donosilac odluke (DO) na osnovu značaja pojedinih segmenata atributa potrebnih za realizaciju istraživanja. Pod-atributi iz primera nisu iste važnosti, a način strukturiranja višekriterijumskog problema, aktivno učešće analitičara ili DO u procedure njegovog rešavanja, ogleda se u modelu određivanja težina korisničkih kriterijuma. Više informacija videti u (Čupić & Suknović, 2008). Agregacija kriterijuma (pod-atributa) izvršena je na osnovu analize brojnih dosadašnjih istraživanja, mišljenja eksperata iz OZP, i brojnih diskusija kako bi se generisali najrelevantniji kriterijumi za vrednost podataka čiji se uticaji ne mogu zanemarivati: kompleksnost, preciznost, veličina uzorka, itd. (Tabela 12).

Za određivanje važnosti kriterijuma u višekriterijumskom odlučivanju koristi se definisanje vektora težinskih koeficijenata. Odnosno, težine kriterijuma definisane u obliku vektora težinskih koeficijenata predstavljaju razmenu ili međusobni odnos među samim kriterijumima. Odgovarajuća hijerarhijska struktura problema poređenja kriterijuma svakog sa svakim predstavlja se matricom procene. Za testiranje skupova podataka istraživanja koristio se softver napravljen na Fakultetu organizacionih nauka Univerziteta u Beogradu. Više informacija o softveru pogledati na websajtu [www.odlucivanje.fon.bg.ac.rs](http://www.odlucivanje.fon.bg.ac.rs).

Tabela 13: Matrica procene u parovima kriterijuma

	Kompleksn	Korisnost	Preciznos	Tacnost	Verodosto	Znacaj
Kompleksn	1.00	0.50	0.17	0.14	3.00	0.50
Korisnos	2.00	1.00	0.13	0.13	0.13	0.50
Preciznos	6.00	8.00	1.00	2.00	0.50	0.13
Tacnost	7.00	8.00	0.50	1.00	1.00	0.33
Verodos	0.33	8.00	2.00	1.00	1.00	0.13
Znacaj	2.00	2.00	8.00	3.00	8.00	1.00

Tabela 13 prikazuje poređenje kriterijuma pod-atributa iz primera budućeg istraživanja. Matrica procene je kvadratnih dimenzija, jednakim broju kriterijuma u modelu. Ne vrši se procena kriterijuma sa samim sobom i na glavnoj dijagonali se evidentiraju jedinice. Ostale vrednosti se unose kao rezultat međusobnog poređenja svakog kriterijuma sa svakim. Unose se samo direktne vrednosti, dok se invertovane vrednosti same definišu, u ovom primeru putem softvera.

Prema (Čupić & Suknović, 2008), rešenje za postavljeni problem se sastoji iz sledećih koraka:

1. Preraditi matricu poređenja u parovima, tako da se stavi jedinica u polje gde se svaki kriterijum poredi sam sa sobom.
2. Izračunati zbir elemenata u svakoj koloni prerađene matrice, sledećom relacijom:

$$l_j = \sum_{i=1}^n P_{ij}, j = \overline{1, n}$$

**l** - predstavlja zbir elemenata prerađene kolone,

**P** - predstavlja vrednost kriterijuma.

3. Podeliti svaki element kolone sa zbirom vrednosti te kolone, sledećom relacijom:

$$h_{ij} = P_{ij} \div l_j \quad i = \overline{1, n} \quad j = \overline{1, n}$$

4. Izračunati zbir elemenata po svakom redu i potom odrediti srednju vrednost svakog reda. Kolona koja se sastoji od tih srednjih vrednosti je u stvari normalizovani vektor.

$$W_i = \sum_{j=1}^n h_{ij}, \quad i = \overline{1, n}$$

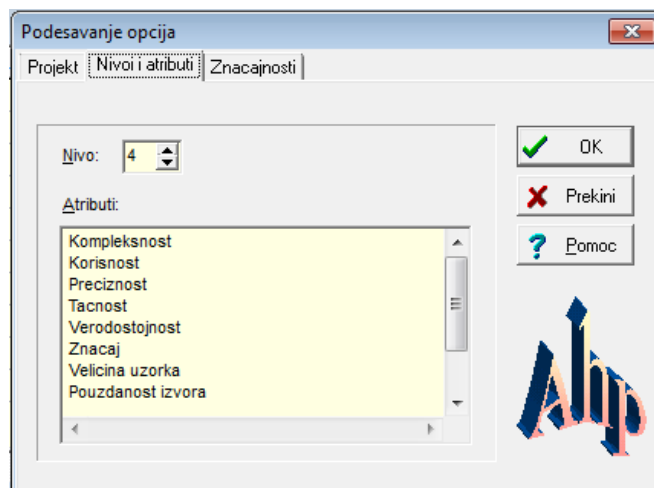
**W** - predstavlja kolonu vrednosti kriterijuma elemenata po redovima,

**h** - predstavlja vrednosti kriterijuma.

Srednja vrednost se izračunava tako što se podaci u koloni **W** dele sa brojem kriterijuma i prikazuju u redu **t**, jer je matrica kvadratna.

$$t_j = w_j \div n \quad j = \overline{1, n}$$

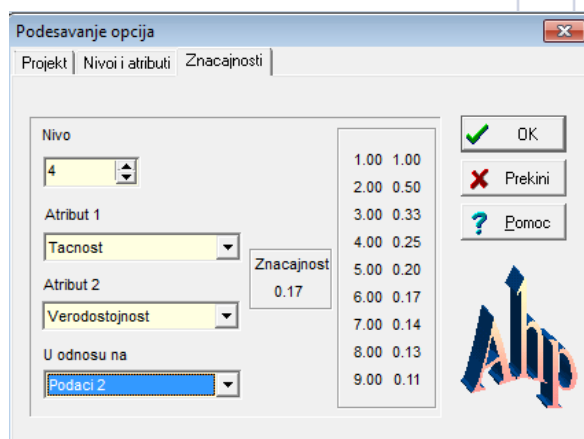
Na ovaj način je izračunata važnost svakog kriterijuma u modelu. Vektor težinskih koeficijenata je normalizovan i zbir elemenata je jednak jedinici. Više informacija o postupku definisanja vektora težinskih koeficijenata pogledati u (Čupić & Suknović, 2008).



Slika 10: Okvir za dijalog za definisanje nivoa i atributa modela

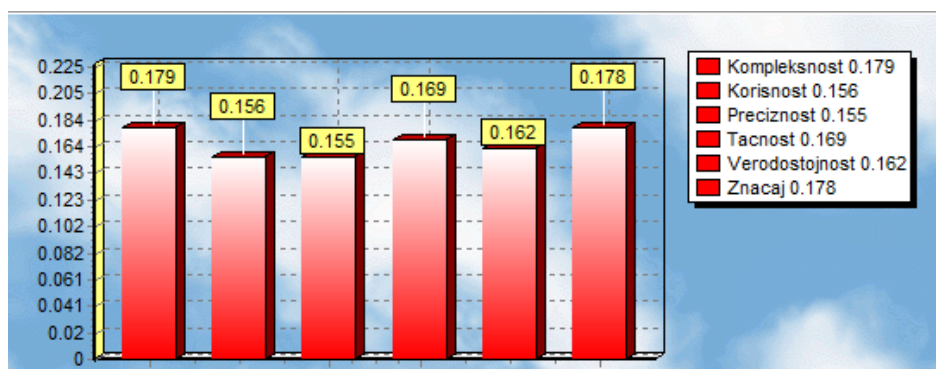
Slika 10 prikazuje početni korak definisanja opcija za kreiranje nivoa i atributa unutar svakog nivoa definisanog modela. Definiše se koja metoda višekriterijumskog odlučivanja će se koristiti u istraživanju (*Promethee*, *Electre* ili *AHP*). Za realizaciju ovog primera korišćena je metoda analitičko-hijerarhijskih procesa (*AHP*).

Metodu analitičko-hijerarhijskih procesa (*AHP*) definisao je Tomas Saaty sedamdesetih godina prošlog veka. Prema (Saaty, 1972), *AHP* predstavlja alat u analizi odlučivanja, kreiran u cilju pomoći DO u rešavanju kompleksnih problema u kojima učestvuje veći broj kriterijuma i veći broj DO. *AHP* se zasniva na konceptu balansa koji se koristi za određivanje sveukupne relativne značajnosti skupa atributa, aktivnosti ili kriterijuma, a odnosi se na analizirani problem odlučivanja.



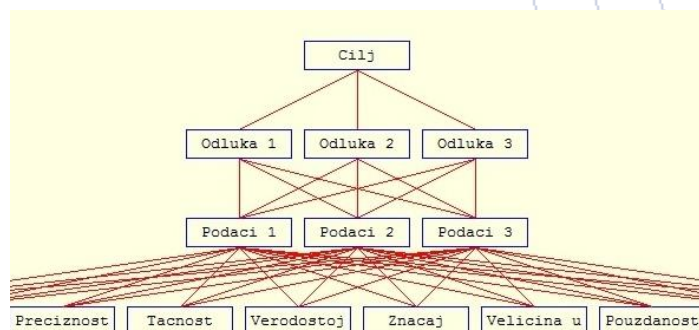
Slika 11: Okvir za dijalog za definisanje vektora težinskih koeficijenata

Slika 11 prikazuje okvir za dijalog za dodeljivanje značajnosti svakog kriterijuma u odnosu na sve ostale prema predefinisanoj tabeli. Predefinisana tabela sa devet opcija označava Saaty-ovu najpoznatiju skalu za dodeljivanje težina koja je vrlo pouzdana za rešavanje realnih problema poslovnih sistema. Saaty-eva skala za konverziju lingvističkih iskaza prilikom poređenja važnosti parova kriterijuma se zbog svoje jednostavnosti nametnula kao standard. Više informacije pogledati u (Saaty, 1972). Najčešće donosilac odluke definiše relacije među kriterijumima, stoga je prisutan subjektivan aspekt donošenja odluka.



Slika 12: Prikaz segmenta definisane hijerarhije modela

Nakon obrade podataka *AHP* metodom, dobija se grafik sa definisanim vektorima težinskih koeficijenata klastera kriterijuma iz primera. Na Slici 12 dat je pregled podatributa jednog klastera. Na osnovu grafičkog prikaza modela lako se uočava koji kriterijumi imaju visok vektor težinskih koeficijenata, a samim tim i veću važnost. Na primeru se uočava da se kompleksnost podataka nalazi na prvom mestu (sa definisanim vektorom 0.179), zatim značaj (0.178) i tačnost (0.169).



Slika 13: Težine kriterijuma dobijene AHP metodom

Slika 13 daje pregled za analizu hijerarhije između definisanih nivoa modela (Istrat *et al*, 2015). Prikazan je uticaj i međuzavisnost definisanih kriterijuma odlučivanja. Vizuelni prikaz omogućava korisniku OZP i adaptaciju postojećih elemenata modela. Uočava se uticaj svih pod-atributa na sve podatke, zatim uticaj sve tri vrste podataka na tri modela odluka, kao i njihov ukupan uticaj na cilj modela – kreiranje unapređenog modela poslovnog odlučivanja. Više informacija o ilustrativnom primeru videti u (Istrat *et al*, 2015).

Uključuje se aksiom tranzitivnosti u istraživanje. Prema (Čupić & Suknović, 2008), aksiom tranzitivnosti glasi: ukoliko je A veće od B, a B veće od C, tada sledi da je A veće od C. Odnosno,

$$A > B \text{ i } B > C \Rightarrow A > C$$

Aksiom tranzitivnosti mogao bi se primeniti pri izboru klase sa najprihvatljivijim setom podataka prema definisanim kriterijumima, odnosno najprihvatljivijom donetom odlukom. Ukoliko je klasa “Odluka 1” značajnija (prihvatljivija, numerički veća) od klase “Odluka 2”, a klasa “Odluka 2” značajnija od klase “Odluka 3”, tada sledi da je klasa “Odluka 1” značajnija od klase “Odluka 3”. Na ovaj način asocijacijama se olakšava rangiranje krajnjih atributa i klasa, što dovodi do željenog rešenja za definisani model poslovnog odlučivanja.

Ukoliko se aksiom tranzitivnosti uspešno primeni na primeru klasa i atributa, a ukoliko je primena naučno verifikovana, tada sledi da se može uspešno koristiti i pri odabiru i upoređivanju pod-atributa. Prema Slici 8, deduktivnom metodom dolazi se do sledećeg zaključka: ukoliko pod-atribut “Kompleksnost” ima veću numeričku vrednost (definisanu prema vektoru težinskih koeficijenata) od pod-atributa “Verodostojnost”, a “Verodostojnost” ima veću vrednost od pod-atributa “Preciznost”, tada sledi da pod-atribut “Kompleksnost” ima veću vrednost od pod-atributa “Preciznost”. Dokazuje se primena i značaj oblasti poslovne inteligencije i asocijativnih pravila u odlučivanju. Više informacija o ilustrativnom primeru videti u (Istrat *et al*, 2015).

### **6.5. Studija slučaja 3: Pronalaženje znanja sistemom asocijativnih pravila, primer u avio-saobraćaju**

Postupak implementacije *data mining* koncepta u kreiranju modela broj 1 poslovnog odlučivanja sprovede se primenom gorepomenute CRISP-DM metodologije u softveru *Orange*. Više o fazama CRISP-DM metodologije videti u (Suknović & Delibašić, 2010).

1. Razumevanje poslovnog problema (*Business understanding*). Upoznavanje analitičara poslovne inteligencije sa definisanim problemom procesa *data mining*-a.

Poslovni problem sastoji se u analiziranju podataka putem metoda i tehnika poslovne inteligencije, sa akcentom na asocijativna pravila. Analiziraju se atributi, odnosno uslovi za sletanje letelice u avio-saobraćaju. Na osnovu primenjenih modela nad podacima proceniće se da li letelica može da sleti pod definisanim uslovima, ili ne. Definisani poslovni problem odvija se u realnim uslovima. Procene sletanja, odnosno dobijena predikcija putem asocijativnih pravila ima veliki značaj jer se, na osnovu toga, procenjuje sigurnost sletanja letelice sa posadom. Ovaj primer pokazuje potencijal i značaj poslovne inteligencije u avio-saobraćaju.

2. Razumevanje podataka (*Data understanding*). Otkrivanje osobina podataka, kao što su tip podataka, njihova korelacija, distribucija, itd.

Ova faza predstavlja deskriptivan opis karakteristika podataka iz baze, radi lakšeg prikaza stanja. Podaci nad kojima će se realizovati istraživanje su dobijeni iz realnog poslovnog sistema. Obradeno je 253 iteracija podataka pri sletanjima letelica. Atributi koji se istražuju obuhvataju: stabilnost, postojanost, značajnost, vetrovitost, visina i vidljivost. Podaci su numeričke vrednosti prikazane u bazi podataka formata \*tab (tab delimited file), koji je pogodan za obradu u softveru *Orange*. Dobijene su dve izlazne klase: za potvrdu i za odbijanje sletanja.



3. Priprema podataka (*Data transforming*). *Data mining* zadaci se sprovode nad podacima koji su raspoređeni u tabele i pripremljeni za obradu.

Jedna od najznačajnijih faza CRISP-DM metodologije je svakako priprema podataka. Ukoliko se podaci ne pripreme na pravilan način, može doći do nepravilnog kreiranja modela poslovne inteligencije, odnosno do nekorektnih rešenja. U ovoj fazi proverava se da li postoje nedostajući podaci u bazi. Ukoliko je odgovor potvrđan, tada se otklanjaju ti nedostaci, radi najprihvatljivije pripreme podataka za sledeću fazu – modelovanje. Ukoliko u bazi nema nedostajućih podataka i svi su na dosledan način raspoređeni, tada se pristupa modelovanju bez menjanja baze podataka.

Baza podataka, koja je pripremljena za tekuće istraživanje u softveru *Orange*, pre modelovanja proverena je da li sadrži nedostajuće vrednosti. Putem opcije za otkrivanje autlajera (*outlayers*), pretraga je utvrdila da nema nedostajućih vrednosti u tabeli. Detalji pretrage će biti detaljnije objašnjeni u nastavku rada. Posle softverske i ručne provere, zaključeno je da su podaci u ovoj formi pripremljeni i spremni za modelovanje.

4. Modelovanje rešenja (*Modelling*) – centralna i najkraća faza čitavog procesa i obavlja se uz pomoć mnogobrojnih softvera za rešavanje data mining zadatka, putem algoritama. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), sledi izvod iz moguće podela algoritama:

- Stabla odlučivanja rešavaju zadatke klasifikacije i procene, a strukturiraju znanje dobijeno iz podataka u obliku drveta;
- Algoritmi za otkrivanje asocijativnih pravila, shodno postavljenim pragovima podrške i validnosti pravila, otkrivaju „ako-tada“ pravila odlučivanja;

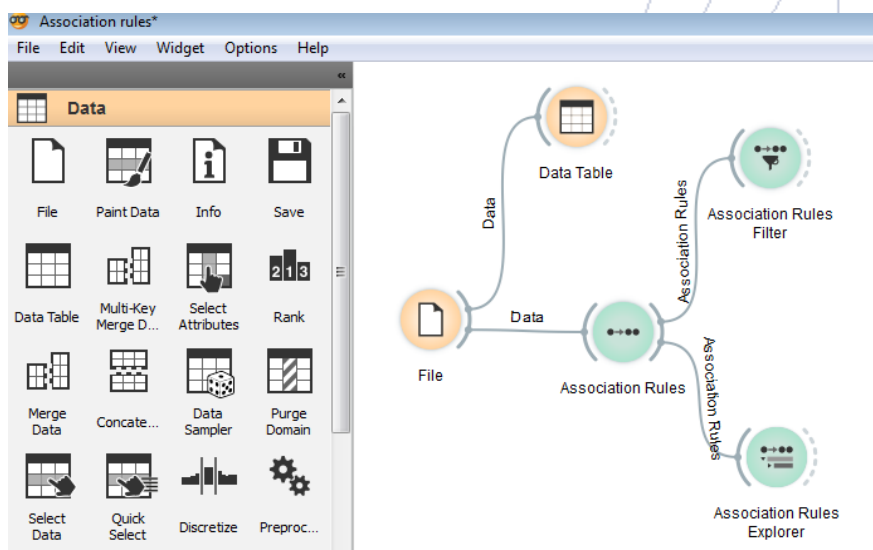
U daljem istraživanju na primeru baze podataka avio-saobraćaja, korišćen je Apriori algoritam. Kreirani su modeli, izvršena je klasifikacija podataka, kao i primena asocijativnih pravila. Dobijena rešenja su kritički analizirana. Kreiran je i model za prikaz statistike podataka prema atributima iz tabele.

5. Evaluacija rešenja (*Evaluation*). Proverava da li su definisani ciljevi ispunjeni. Obuhvata validaciju i verifikaciju modela.

Kreiran je model u softveru putem kojeg je izvršena evaluacija rešenja. Prikazane su i metode koje su pritom korišćene, kao i tačnost evaluacije u procentima. Prikazana je tačnost metoda: tačnost klasifikacije (*Classification Accuracy – CA*, određenost (*Specificity*), osetljivost (*Sensitivity*), preciznost (*Preciseness*). Detaljnije objašnjenje o evaluaciji je u nastavku rada.

6. Primena rešenja (*Deployment*). Ukoliko je dobijeno rešenje uspešno razvijeno, može se implementirati u realan poslovni sistem organizacije.

Dobijeno rešenje je efektno primenjeno u realnom poslovnom sistemu. Utvrđeno je da funkcioniše, kao i da se dobijeni model može implementirati i nadograđivati i u poslovne sisteme različitih delatnosti. Na Slici 14 prikazana je radna površina softvera otvorenog koda *Orange*, koji je korišćen u istraživanju.

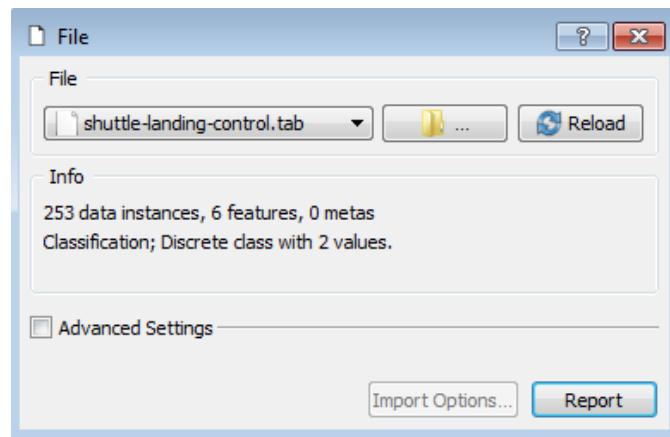


Slika 14: Radna površina softvera *Orange*

Sa leve strane nalazi se meni sa opcijama sa obradu podataka i alatka poslovne inteligencije. Na desnoj strani nalazi se prostor radne površine na kome se kreiraju modeli poslovne inteligencije. Ikonice se povezuju na smislen način i time se kreiraju

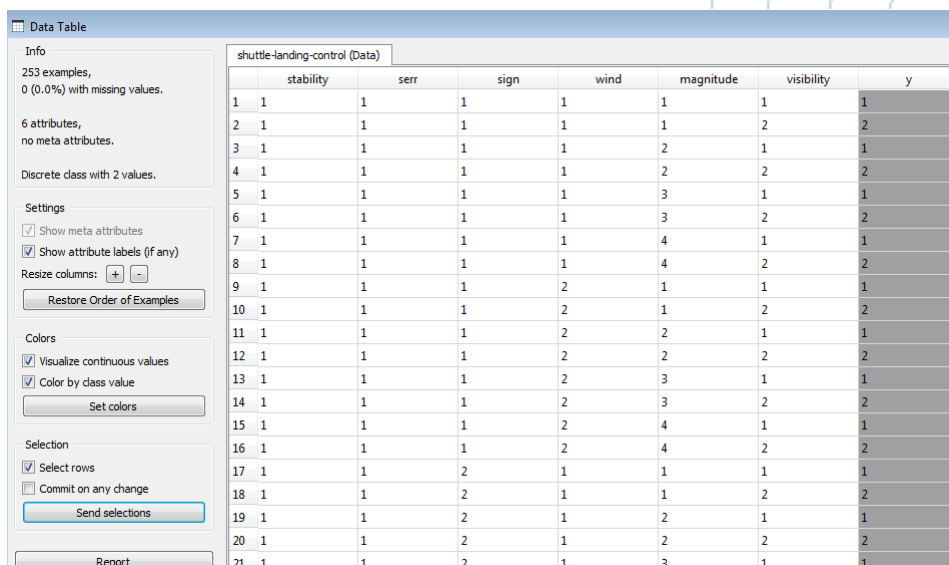
modeli različite namene. Na slici je prikazan model primene asocijativnih pravila koji je upotrebljen u istraživanju.

Na Slici 15 prikazan je početni korak učitavanja baze podataka. Učitavaju se 253 iteracije podataka sa 6 atributa i 0 meta-vrednosti.



Slika 15: Učitavanje fajla sa podacima

Na Slici 16 prikaz je opis i klasa podataka i atributa. Dat je pregled imena atributa, kao i numeričkih vrednosti koji služe za procenu na koji način kreirati model poslovne inteligencije radi obrade podataka.



	stability	serr	sign	wind	magnitude	visibility	y
1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	2	2
3	1	1	1	1	2	1	1
4	1	1	1	1	2	2	2
5	1	1	1	1	3	1	1
6	1	1	1	1	3	2	2
7	1	1	1	1	4	1	1
8	1	1	1	1	4	2	2
9	1	1	1	2	1	1	1
10	1	1	1	2	1	2	2
11	1	1	1	2	2	1	1
12	1	1	1	2	2	2	2
13	1	1	1	2	3	1	1
14	1	1	1	2	3	2	2
15	1	1	1	2	4	1	1
16	1	1	1	2	4	2	2
17	1	1	2	1	1	1	1
18	1	1	2	1	1	2	2
19	1	1	2	1	2	1	1
20	1	1	2	1	2	2	2
21	1	1	2	1	3	1	1

Slika 16: Opis vrste i klase podataka i atributa

Na Slici 17 uočava se prikaz podataka bez nedostajućih vrednosti. Jasno se uočavaju iteracije podataka, kao i preglednost i vrednost podataka prikupljenih za istraživanje.

File name: C:/Python27/Lib/site-packages/Orange/datasets/shuttle-landing-control.tab  
Format: Tab-delimited files

**Data**  
Examples: 253  
Attributes: 6 (stability, serr, sign, wind, magnitude, visibility)  
Class: y

**Data Table** Mon Nov 09 15, 16:29:20

**Data**  
Examples: 253  
Attributes: 6 (stability, serr, sign, wind, magnitude, visibility)  
Class: y

	stability	serr	sign	wind	magnitude	visibility	y
1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	2	2
3	1	1	1	1	2	1	1
4	1	1	1	1	2	2	2
5	1	1	1	1	3	1	1
6	1	1	1	1	3	2	2
7	1	1	1	1	4	1	1
8	1	1	1	1	4	2	2
9	1	1	1	2	1	1	1
10	1	1	1	2	1	2	2
..	.	.	.	.	.	.	.

Slika 17: Tabela sa podacima projekta

Deo za obradu fajlova sadrži u sebi i opciju za otkrivanje autlajera (*Outliers*), odnosno nedostajućih vrednosti. Na Slici 18 je prikazana opcija kojom je utvrđeno da u tabela nema autlajera, što je jasno označeno. Dakle, zaključuje se da su podaci iz baze u takvoj formi spremni za dalju obradu i modelovanje.

**Data Table (1)**

**Info**  
no examples,  
0 (0.0%) with missing values.

6 attributes,  
1 meta attribute.

Discrete class with 2 values.

**Settings**  
 Show meta attributes  
 Show attribute labels (if any)  
Resize columns: + -  
Restore Order of Examples

table (Outliers)  
stability

Slika 18: Opis autlajera

Posle pripreme podataka i neposredno pre modelovanja uočavaju se sledeće karakteristike:

- Baza podataka sadrži 253 iteracije podataka, što je relativno malo. Međutim, uzimajući u obzir da su podaci realni i da je veoma teško dobiti podatke iz delokruga avio-saobraćaja, smatra se da ja baza podataka na zadovoljavajućem nivou za analizu.
- Prema izvršenim višemesečnim pretragama domaćih različitih pretraživača i baza podataka, uočeno je da u momentu istraživanja ne postoji ilustrativni primer, studija slučaja ili naučno-stručni rad koji se bavi primenom asocijativnih pravila kao delom poslovne inteligencije nad realnim podacima avio-saobraćaja. Stoga, dolazi se do zaključka da postoji potreba i interes za istraživanjem ove oblasti.
- Retko se događa kao u ovom primeru, da kada se pripremaju podaci iz baza za obradu da nema nedostajućih vrednosti. Međutim, kada je to slučaj, tada se posebnim algoritmima i procesima dalje pripremaju podaci pre obrade. Zaključuje se da je postojeća baza za obradu veoma pogodna za istraživanje.
- Izdvojenih šest atributa predstavljaju značajne stavke na koje se obraća pažnja kojima se opisuju parametri neophodni za procenu da li letelica treba da sleti ili ne.

Primenom kreiranog modela za dobijanje asocijativnih pravila koji je prikazan na Slici 19, dobija se lista od pet asocijativnih pravila.

Rules	Supp	Conf
stability=1 -> y=2	0.320	0.648
y=1 -> visibility=1	0.427	1.000
y=2 -> visibility=2	0.506	0.883
visibility=2 -> y=2	0.506	1.000
visibility=1 -> y=1	0.427	0.864

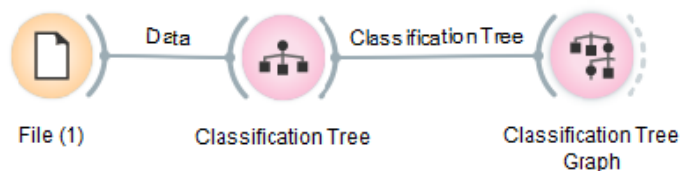
Slika 19: Prikaz dobijenih asocijativnih pravila

Za svako asocijativno pravilo prikazane su i mere podrške (*support*) i poverenja (*confidence*). Prikazano je da se 81 primer podataka podudara, a 44 iteracija se ne podudaraju sa dobijenim asocijativnim pravilima. Dobijena asocijativna pravila glase:

1. Ako je za atribut stabilnost dodeljena numerička vrednost 1, tada sledi da iteracija pripada klasi Y 1, koja je označena potvrdom za sletanje, sa podrškom od 0.320 i poverenjem od 0.648.
2. Ako iteracija pripada klasi Y 1 (potvrdom za sletanje), tada je vidljivost označena sa numeričkom vrednošću 1, sa podrškom od 0.427 i poverenjem od 1.000.
3. Ako iteracija pripada klasi Y 2 (odričnom za sletanje), tada sledi da vidljivost pripada numeričkoj vrednosti 2, sa podrškom od 0.506 i poverenjem od 0.883.
4. Ako je vidljivost označena sa numeričkom vrednošću 2, tada sledi da iteracija pripada Y 2, odnosno da se preporučuje da ne sledi, sa podrškom od 0.506 i poverenjem od 1.000.
5. Ako je vidljivost označena sa numeričkom vrednošću 1, tada iteracija spada u klasu Y 1, kao pozitivna za sletanje letelice, sa podrškom od 0.427 i poverenjem od 0.854.

Analizom dobijenih asocijativnih pravila utvrđuje se da su u visokom procentu pouzdana, kao i da ova metoda poslovne inteligencije može pomoći u kompleksnim

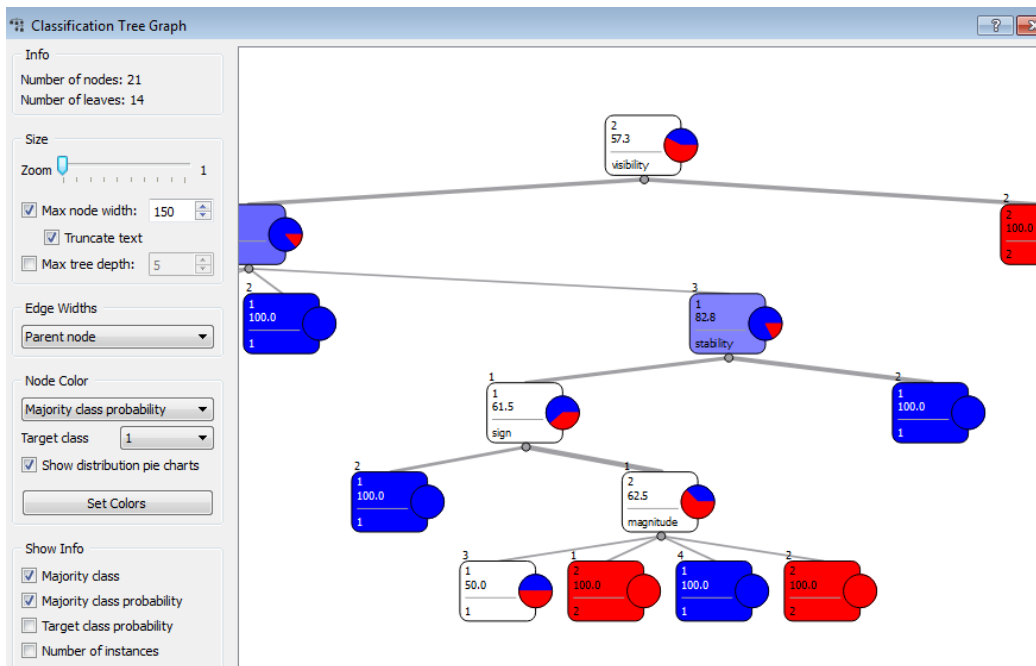
kalkulacijama sa parametrima za određivanje da li su uslovi za sletanje povoljni ili ne. Preporučuje se korišćenje softvera *Orange* u ove svrhe jer je pregledan i sa aspekta korisnika jednostavan za upotrebu, a veoma efikasan ako se pravilno upotrebljava. Na Slici 20 prikazan je kreiran model klasifikacije koji je primenjen nad podacima.



Slika 20: Prikaz modela klasifikacije

Klasifikacija je jedna od najčešće korišćenih tehnike poslovne inteligencije. Primenom ove opcije izvršena je podela podataka u klase. Klasifikacija, jedna od najčešćih *data mining* zadataka, čini se da postaje imperativ. Da bi se razumeo svet i komuniciralo o njemu, ljudi konstantno klasifikuju, kategorizuju i porede. Prema (Suknović & Delibašić, 2010), klasifikacija se sastoji od ispitivanja osobina novoprezentovanih objekata i njihovo dodeljivanje nekoj od predefinisanih klasa. Objekti koji se klasifikuju su generalno prezentovani u bazi podataka ili u fajl. Postupak klasifikacije se sastoji od dodavanja novih kolona u okviru šifre za klasu neke vrste (Suknović & Delibašić, 2010). Zadatak klasifikacije je karakterizovan preciznom definicijom klasa, i obukom koja se sastoji od preklasifikovanih primera.

Zadatak je stvoriti model neke vrste koji se može primeniti za prebacivanje neklasifikovanih podataka u klasifikovane. Postoji limitiran broj klasa i očekuje se da postoji mogućnost da se dodeli podatak u neku od njih. Stablo odlučivanja je tehnika korišćena za klasifikaciju. Neuronske mreže i analize linkova su takođe primenljive u nekim slučajevima klasifikacije. Na Slici 21 prikazan je grafikon klasifikacije sa 21 čvorom i 14 vezica.

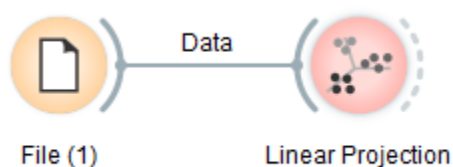


Slika 21: Grafikon klasifikacije

Svaka linearna transformacija može se prikazati matricom transformacije. Prema (<http://imft.ftn.uns.ac.rs/>):

- Kolone matrice transformacije su transformisani vektori baze polaznog prostora, izraženi u bazi rezultujućeg prostora.
- Za datu matricu, posmatramo kako „deluje“ na vektore standardne baze, čitajući kolone matrice. Ovim „vizuelizujemo“ matricu – pridružujemo joj transformaciju (2 D ili 3 D) prostora.

Slika 22 prikazuje učitavanje fajla u linearnu projekciju.

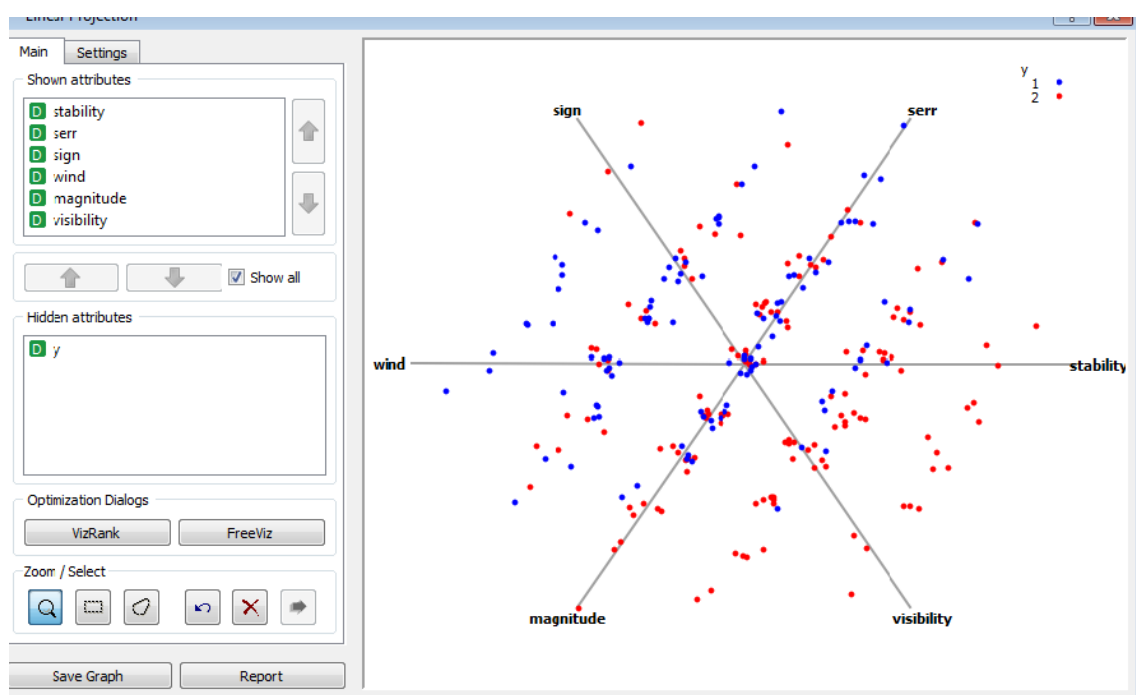


Slika 22: Prikaz modela linearne projekcije



U 3 D posmatra se rotacija oko ose, mnogo češće nego oko centra (kao u 2 D), prema (<http://imft.ftn.uns.ac.rs/>):

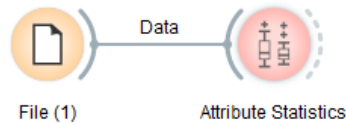
- Najčešće se posmatra najjednostavnija rotacija oko jedne od koordinatnih osa.
- Vodi se računa o smeru rotacije („pozitivna“ ili „negativna“).
- Može da se opredeli za levi ili desni koordinatni sistem, čime se definiše i smer pozitivne rotacije.
- Na Slici 23 prikazan je 3D prikaz linearne projekcije istraživanja.



Slika 23: Linearna projekcija

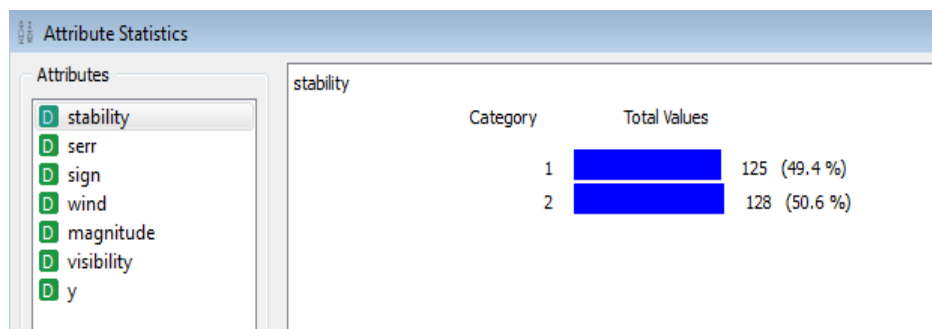
Na osama su predstavljeni svih šest atributa: vetrovitost i stabilnost su na X osi, zatim značajnost i vidljivost, kao i visina i postojanost. Plavim tačkama označena je skoncentrisanost rezultata iz klase Y 1; odnosno vrednost parametara iz klase koja je označena kao potvrдна za sletanje. Crvenim tačkama označene su vrednosti parametara iz klase Y 2, odnosno one koja je označena kao odrična za sletanje. Jasan pregled 3 D slike pokazuje da su parametri značajnost i postojanost kada se posmatraju u odnosu na X osu u najvećem broju slučajeva bili pozitivnih vrednosti. Parametri visina i vidljivost su više uticali negativno po odluku za sletanje. Lako je uočiti koji parametri su kritični za sletanje i na koje treba obratiti posebnu pažnju. U ovom slučaju to su vidljivost i

stabilnost. Na Slici 24 prikazan je kreiran model za determinaciju statistike atributa istraživanja.



Slika 24: Prikaz modela statistike atributa

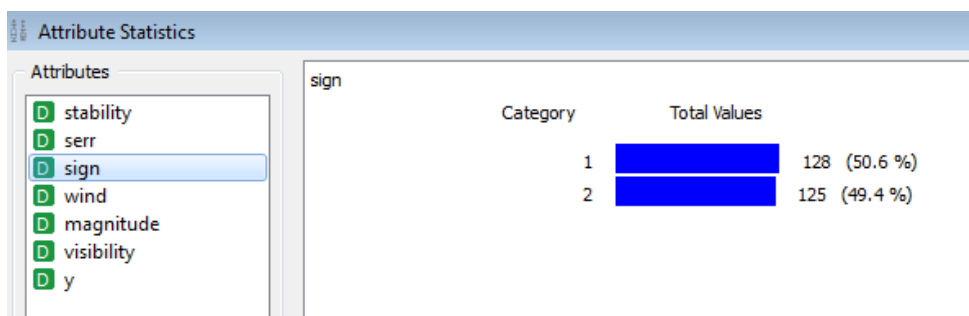
Kreiran model daje preglede fajla prema zastupljenosti svakog atributa u klasama. Na Slici 25 se uočava zastupljenost atributa Stablnost prema kategorijama



Slika 25: Prikaz statistike prema atributu *Stabilnost*

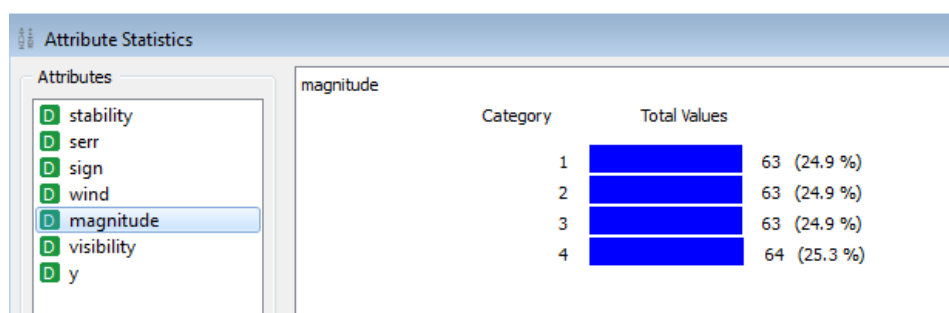
Kategorija Y 1 izdava 49.4 %, a kategorija Y 2 izdava 50.6 % podataka. Veoma je sličan procenat u obe kategorije. Pokazuje se da je atribut Stablnost u i slučaju kada je potvrđeno sletanje i u slučaju kada je odbijeno, u jednakoj meri uticalo na odlučivanje. Odnosno, to pokazuje da su drugi atributi presudno uticali na odluku o sletanju letelice.

Na Slici 26 prikazana je statistika prema atributu Značajnost.



Slika 26: Prikaz statistike prema atributu Značajnost

U kategoriji Y 1 spada 50.6 % podataka, dok kategoriju Y 2 zauzima 49.5 % podataka. Zaključuje se da je atribut značajnost podjednako uticao na odlučivanje o sletanju letelice. Na Slici 27 predstavljen je grafikon analize atributa Visina.

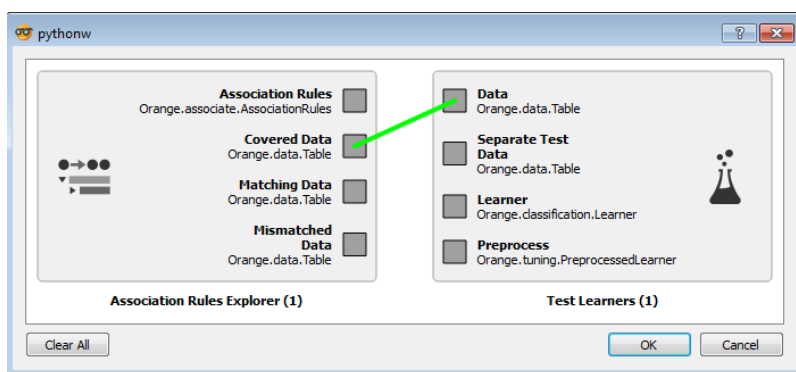


Slika 27: Prikaz statistike prema atributu Visina

Uočava se da u sve četiri analizirane kategorije visina obuhvata oko  $\frac{1}{4}$  procenata vrednosti. Dakle, visina se izdvaja kao značajan činilac, odnosno atribut pri donošenju odluka o sletanju. Ostale  $\frac{3}{4}$  vrednosti obuhvataju drugi atributi koji se ističu u procesu donošenja odluka.

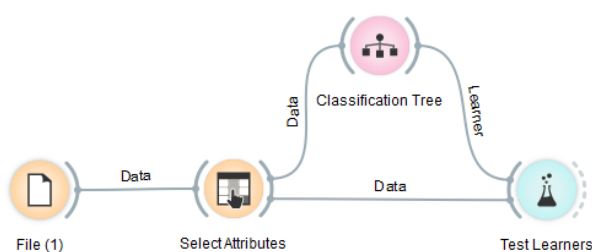
Metode i tehnike poslovne inteligencije se izdvajaju ovde kao podrška u procesu odlučivanja. Različiti atributi iz primera utiču na različite načine i u određenoj meri na donošenje odluka da li letelica treba da sleti ili ne. Odnosno, veoma kompleksan zadatak procene uslova sletanja pomoću različitih atributa može se efektivno rešiti upotrebom poslovne inteligencije.

Zadnju fazu projekta predstavlja testiranje i evaluacija rezultata. Na Slici 28 je prikazan proces povezivanja podataka asocijativnih pravila sa podacima opcije *test learners* za testiranje podataka. U pitanju je priprema dobijenih rezultata za testiranje i evaluaciju rada modela.



Slika 28: Povezivanje podataka

Na Slici 29 prikazan je kreiran model testiranja projekta. Podaci i selektivani atributi se metodom klasifikacije razvrstavaju u opciju *test learners*. Zatim se dobijeni rezultati kritički analiziraju.



Slika 29: Prikaz testiranja modela

Na Slici 30 prikazani su rezultati evaluacije modela. Korišćen je postupak klasifikacije sa četiri metoda: tačnost klasifikacije (*classification accuracy – CA*), osetljivost (*sensitivity*), određenost (*specificity*) i tačnost (*preciseness*). Upotrebljena je kros-validacija i dobijena su sledeća rešenja: tačnost klasifikacije 0.2572, osetljivost 0.1111, određenost 0.3655 i preciznost 0.1154. Dobijena rešenja pokazuju da je zadovoljena tačnost evaluacije, kao i da je model prihvatljiv za upotrebu i dalju nadogradnju.

Evaluation Results					
	Method	CA	Sens	Spec	Prec
1	Classification Tree	0.2572	0.1111	0.3655	0.1154

Slika 30: Rezultati evaluacije modela

Prikazani model odlučivanja pomognut metodama poslove inteligencije pomoću alata softvera otvorenog koda *Orange* pokazao je primenjivost i u visokoj meri efektivnost i tačnost u realnom poslovnom sistemu avio-saobraćaja. Preporučuje se dalje istraživanje i primena modela u oblasti avio-saobraćaja jer ova oblast ima visoki potencijal i relativno je neistražena na ovakav način. Nadogradnja modela može se uraditi na više načina: sama klasifikacija se može uraditi i pomoću neuronskih mreža, logističke regresije, K- najbližeg suseda (K – *nearest neighbour*), naivnog Bayesa, i slično. Vizuelizacija podataka može se prikazati pomoću grafikona Venovog dijagrama, Sievog dijagrama, mozaika, itd. Evaluacija rezultata se može obaviti i pomoću matrice konfuzije, predikcija, *ROC* analize, i slično.

Model se može isprobati i razvijati i u drugim sličnim delokruzima rada:

U poslovnim sistemima. Akcenat je na praktičnoj primeni. Npr. procena rada automobila, odnosno uslova za vožnju; procena rada različitih mašina u fabrikama; edukacija menadžera;

U Akademiji. Usavršavanje modela na različitim nivoima studija; upotreba studija slučaja na laboratorijskim vežbama; edukacija studenata i upotreba njihovog znanja i veština za različite vrste primena i kreiranja novog modela;

U javnim institucijama. Primena ovog modela je u Direktoratu avio-saobraćaja, raznim agencijama za istraživanje tržišta, i slično.

Kod građanstva. Za lične nekomercijalne potrebe istraživanja i upotrebe modela, radi sticanja znanja, usavršavanja, i slično.

## 7. Komparativna analiza dobijenih rešenja

### 7.1. Pregled i analiza modela 1

#### 1. Razumevanje poslovnog problema

Prodajni procesi u tekstilnoj industriji utiču na gubitak kupaca, nekompletnu zalihu na tržištu, i slično. Cilj istraživanja je analiza transakcija iz baze podataka tekstilne industrije da bi se pronašli šabloni u ponašanju kupaca i poboljšao model odlučivanja. Asocijativna pravila, jedna od najznačajnijih tehnika za otkrivanje zakonitosti u podacima, se koriste kao metodologija za učenje pravila i šablona na tržištu koji se pojavljuju u prodaji u tekstilnoj industriji koja poboljšava efikasnost i efektivnost procesa odlučivanja. Apriori algoritam (Slika 31) je primenjen u istraživanju i koristio se softver otvorenog kod *Orange*.

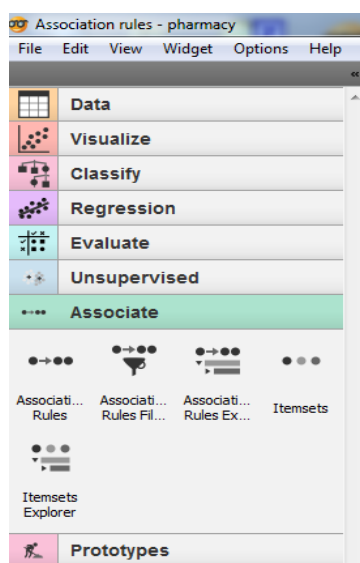
```
1)  $L_1 = \{\text{large 1-itemsets}\}$ 
2) for ( $k = 2; L_{k-1} \neq \emptyset; k++$ ) do begin
3)  $C_k = \text{apriori-gen}(L_{k-1})$  // New candidates
4) For all transactions  $t \in D$  do begin
5)  $C_t = \text{subset}(C_k, t)$  // Candidates contained in  $t$ 
6) For all candidates  $c \in C_t$  do
7)  $c.\text{count}++$ 
8) end
9)  $L_k = \{c \in C_k \mid c.\text{count} \geq \text{minsup}\}$ 
10) end
11)  $\text{Answer} = \bigcup_k L_k$ 
```

Slika 31: Apriori algoritam (Izvor: Srikant & Agrawal, 1997)

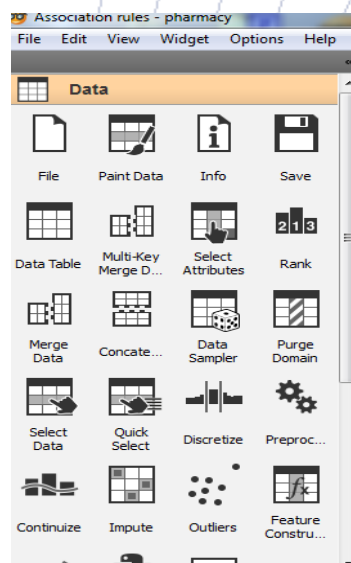
Prikazan je set podataka od 2000 transakcija iz oblasti tekstilne industrije Jugoistočne Evrope gde je predložen koristan pristup za otkrivanje efektivnog znanja u podacima povezanim sa prodajom. Prikazuju se interesantna nova pravila zavisnosti parametara *Support*, *Confidence*, *Lift* i *Leverage* i kreiranje specijalizovane ponude u tekstilnoj industriji. Više o menadžmentu poslovnih sistema videti u: (Chaffey, 2009), (Hwang *et al*, 2004), (Atif *et al*, 2003), (Dess *et al*, 2007), (Henderson-Sellers, 2010), (Kerzner, 2003), (Ali & Xie, 2012), (Robbins & Coutler, 2005) i (Zadeh, 2005).

## 2. Razumevanje podataka

Podaci korišćeni za ovo istraživanje su povezani sa transakcijama u tekstilnoj industriji. Ukupno 2000 transakcija je obrađeno nad podacima realnih poslovnih sistema tekstilne industrije Jugoistočne Evrope u periodu od šest meseci. Atributi podataka su podeljeni u šest kategorija: nivo kupovine (veoma visok, visok, srednji i niski nivo transakcija), održavanje vlakana (na veoma visokom nivou, visokom, srednjem i niskom), broj tekstila (dva, tri, četiri i pet), broj kupaca (dva, tri, četiri), veličina vlakna (mala, srednja i velika) i kvalitet vlakna (niski, srednji i visoki). Podaci su opisani kvalitativnim putem sa četiri prideva: tačan, netačan, dobar i veoma dobar. Slika 32 prikazuje početni korak učitavanja podataka u softver. Slika 33 prikazuje izbor opcije za unos podataka.

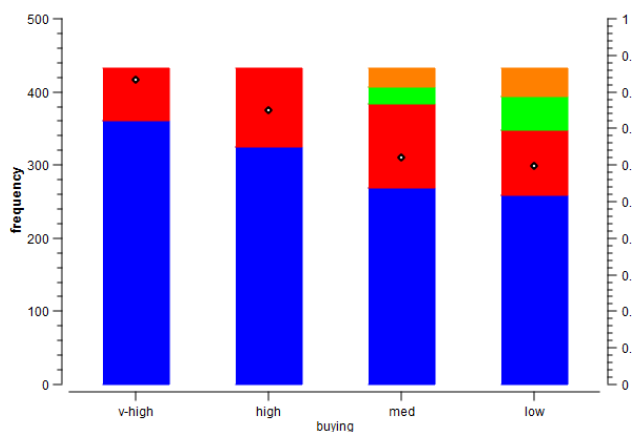


Slika 32: Opcija softvera za asocijativna pravila



Slika 33: Izbor opcije za unos podataka

Na Slici 34 prikazan je pregled varijable kupovine, sa jasnom disperzijom sve četiri kategorije (niska, srednja, visoka i veoma visoka). Najveća prodaja predstavlja klasu netačan (plava boja), zatim crvena boja za klasu tačan. Narandžasta (tekstilna klasa: veoma dobra) i zelena (tekstilna klasa: dobra) boja pokazuju slabu kupovinu.



Slika 34: Pregled varijable kupovine tekstila

### 3. Priprema podataka

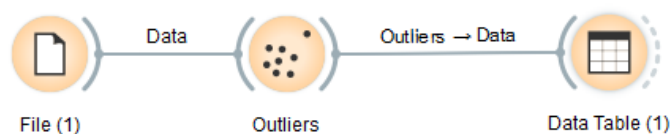
Glavna hipoteza istraživanja je dokazivanje da asocijativna pravila imaju značajno važnu primenu u tekstilnoj industriji stvarajući šablone iz baza podataka koja vode do efikasnog odlučivanja. Eksperiment je izveden u realnom poslovnom okruženju. Posebna hipoteza eksperimenta je dokazivanje da li dobijeni rezultati asocijativnih pravila u tekstilnoj industriji su zavisni od definicije parametara *Support* i *Confidence* i na koji način. Ciljevi istraživanja su:

- Analiza transakcija iz tekstilne industrije za period od šest meseci da bi se definisalo poboljšanje prodajnih modela;
- Primena alata poslovne inteligencije (asocijativna pravila) korišćenjem softvera *Orange* da bi se pronašli šablone značajni za odlučivanje;
- Razvijanje modela asocijativnih pravila koji pokazuju promenu parametara *Support*, *Confidence*, *Lift* i *Leverage*;
- Kalkulacija standardne devijacije parametara *Support*, *Confidence*, *Lift* i *Leverage*;



- Presentacija modela asocijativnih pravila sa preporukama ponašanja kupaca u tekstilnoj industriji.

Pri pretprocesuiranju podataka provereno je da li su autlajeri zastupljeni u primeru i u kojoj meri. Pokazalo se da nema nestandardnih podataka koji bi mogli da utiču na kvalitet modela. Slika 35 prikazuje kreiran model za prikaz autlajera.

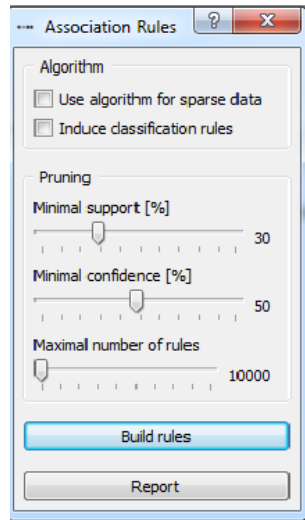


Slika 35: Kreiran model za prikaz autlajera

#### 4. Modelovanje rešenja

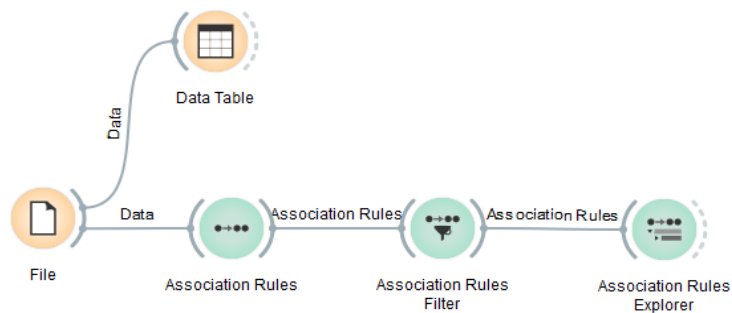
Rezultati istraživanja će biti prikazani na kvalitativni, kvantitativni i informaciono-komunikacionom aspektu poslovnog odlučivanja. Podaci će biti obrađeni numeričkim putem da bi se osigurao kvantitativni aspect istraživanja. Odgovarajuće metode poslovne inteligencije će biti primenjene. Softver za otkrivanje zakonitosti u podacima *Orange* će se koristiti da bi se osigurala IT komponenta istraživanja i proces odlučivanja. Apriori algoritam će se primeniti za kreiranje asocijativnih pravila.

Atributi, pod-atributi i rezultati istraživanja će biti opisani da bi se osigurao kvalitativni aspekt savremenog odlučivanja. Rezultati će se analizirati da bi se potvrdila ili opovrgla glavna hipoteza istraživanja. Dobijena asocijativna pravila pomažu menadžerima u odlučivanju pružajući relevantne podatke o potrošačkim navikama kupaca. Validacija dobijenih projektnih rešenja i njihova primena u praksi će se uraditi. Kao kriterijum za selekciju pravila postavlja se *Support* na minimum 15% i *Confidence* na minimum 30%. Istovremeno, povećava se *Support* na 20% i *Confidence* na minimum 40%. Konačno, povećava se *Support* na minimum 30% i *Confidence* na minimum 50%. Rezultati su snimljeni i analizirani. Slika 36 prikazuje definisanje parametara *Support* i *Confidence*.



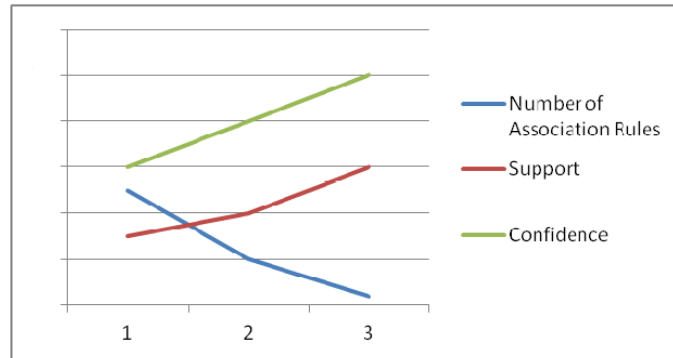
Slika 36 : Definisiranje parametara *Support* i *Confidence*

Na Slici 37 prikazan je kreiran model asocijativnih pravila u softveru *Orange Canvas*.



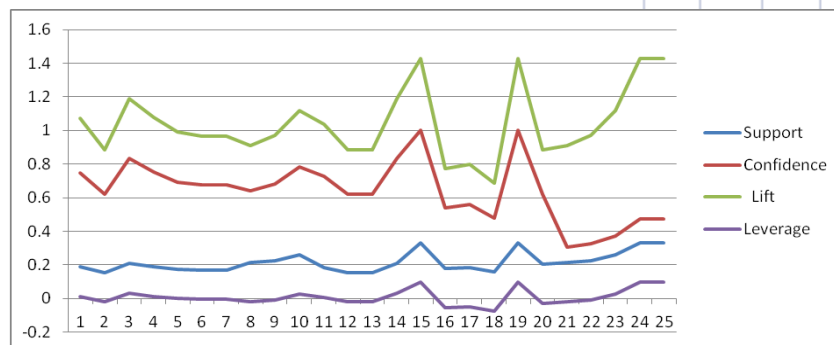
Slika 37: Kreiran model asocijativnih pravila u softveru *Orange Canvas*

Promena predefinisanih parametara rezultovala je promenom broja dobijenih asocijativnih pravila. Slika 38 jasno prikazuje zavisnost između broja dobijenih asocijativnih pravila i promene predefinisanih *Support* i *Confidence* parametara (analizirane su tri predefinisane promene). Veće vrednosti parametara *Support* i *Confidence* rezultovale su manjim brojem asocijativnih pravila.



Slika 38: Pregled zavisnosti asocijativnih pravila i promene parametara

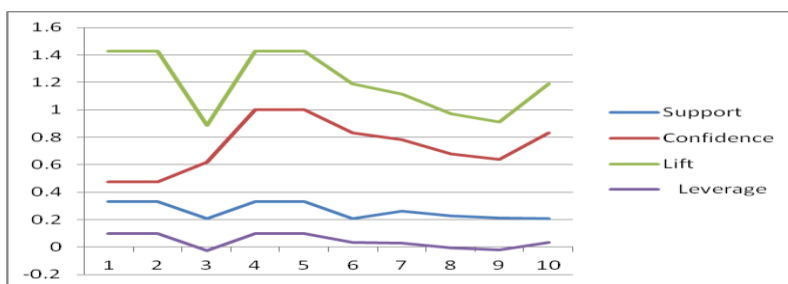
Slike broj 39, 40 i 41 prikazuju vrednosti svih 4 parametara (*Support*, *Confidence*, *Lift* i *Leverage*) i njihove promene. Na Slici 39 sa najvećim brojem asocijativnih pravila uočavaju se najveći skokovi parametara. Na Slici 40 prikazan je manji broj asocijativnih pravila koja su rezultovala konstantnim vrednostima parametara (sa manjim skokovima vrednosti parametara). Na Slici 41 prikazan je primer dva asocijativna pravila sa dve jednake vrednosti. Kao kriterijum za selekciju pravila postavljen je *Support* na minimum 15% i *Confidence* na minimum 30%. Slika 39 prikazuje da pravila broj petnaest i devetnaest imaju najveće skokove vrednosti parametara. Odnosno, postoji najveća verovatnoća da se ova dva pravila pojave u bazi podataka. Ako kupac kupi tekstil koji se sastoji od dve vrste tkanina (pravilo broj petnaest), tada će najverovatnije odlučiti da kupi ono koje je iz klase "netačan". Ako kupac kupi tekstil niskog kvaliteta (pravilo broj devetnaest), tada će najverovatnije odlučiti da kupi tekstil iz klase "netačan".



Slika 39: Pregled parametara za 25 asocijativnih pravila

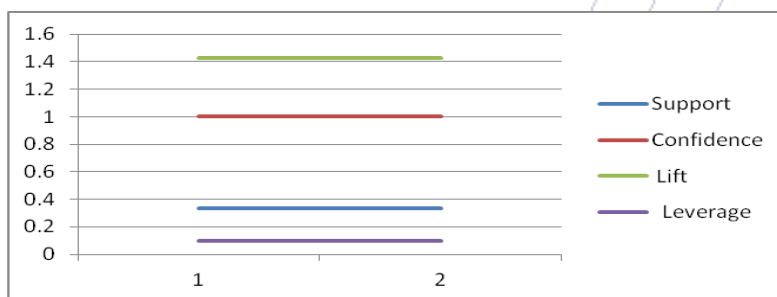
Povećava se *Support* na minimum 20% i *Confidence* na minimum 40%. Slika 40 prikazuje vrednosti parametara za dobijenih deset asocijativnih pravila. Uočava se da

pravilo broj 3 ima najveći pad parametara od svih ostalih vrednosti (*Lift*, *Support* i *Leverage*). *Lift* ima najveći pad, prema pravilu broj 3. Uočava se i da pravilo broj 4 i pravilo broj 5 imaju najveće vrednosti sva četiri parametra i izdvajaju se kao najjača pravila. Postoji najveća mogućnost da se pravilo broj 4 i pravilo broj 5 pojave u bazi podataka.



Slika 40: Pregled parametara za 10 asocijativnih pravila

Konačno, povećava se *Support* na minimum 30% i *Confidence* na minimum 50%. Slika 41 prikazuje dva dobijena asocijativna pravila sa istim vrednostima za sva četiri parametra. Postoji ista verovatnoća da će se ova dva pravila pojaviti. Zaključuje se da visoke vrednosti predefinisanih parametara (*Support* i *Confidence*) uzrokuju male brojeve dobijenih asocijativnih pravila.



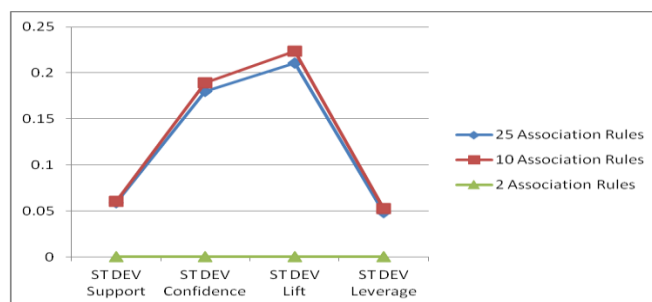
Slika 41: Pregled parametara za 2 asocijativna pravila

Tabela 14 prikazuje standardne devijacije parametara *Support*, *Confidence*, *Lift* i *Leverage* za sve tri predefinisane promene parametara. Uočava se da treća promena parametara koja rezultuje sa dva asocijativna pravila pokazuje najpreciznije merenje (standardna devijacija je nula). Zatim, uočava se da parameter *Leverage* na drugoj predefinisanoj promeni koja je rezultovala sa deset asocijativnih pravila je veoma precizna (standardna devijacija je 0.05), kada se poredi sa drugim vrednostima parametara.

Tabela 14: Standardna devijacija parametara *Support*, *Confidence*, *Lift* i *Leverage*

Number of Association Rules	ST DEV Support	ST DEV Confidence	ST DEV Lift	ST DEV Leverage
25	0.05	0.17	0.21	0.04
10	0.06	0.18	0.22	0.05
2	0	0	0	0

Na Slici 42 je grafički pregled vrednosti standardne devijacije sva četiri parametra. Uočava se da najveću vrednost standardne devijacije ima *Lift* parametar (na primeru od dvadeset pet i od deset pravila). To znači da je ovaj parametar najmanje precizan. Standardna devijacija parametra *Leverage* ima najnižu vrednost (na primeru od dvadeset pet i od deset pravila). Standardna devijacija sva četiri parametra (na primeru od dva parametra) je nula, zato što su svi rezultati u distribuciji realni. Niska standardna devijacija pokazuje precizniji metod koji je korišćen.



Slika 42: Pregled vrednosti standardne devijacije sva četiri parametra

## 5. Evaluacija rešenja

Izvršena je evaluacija rešenja putem softvera *Orange* i čvora *Test Learners*. Tačnost izgrađenog modela iznosi 0.79, što pokazuje da u približno 80% slučajeva model je tačan. Nivo tačnosti modela je zadovoljavajući.

## 6. Primena rešenja

Dobijena asocijativna pravila su prezentovana u Tabeli 15.

*Support* = 20 %

*Confidence* = 40 %

Broj dobijenih asocijativnih pravila: 10

Tabela 15 : Prikaz dobijenih asocijativnih pravila modela 1

<b>Supp</b>	<b>Conf</b>	<b>Lift</b>	<b>Leverage</b>	<b>Antecedent</b>	<b>-&gt; Consequent</b>
0.33	0.47	1.42	0.10	y=inaccurate	buyers=2
0.33	0.47	1.42	0.10	y=inaccurate	quality=low
0.20	0.62	0.88	-0.02	quality=medium	y=inaccurate
<b>0.33</b>	<b>1.00</b>	<b>1.42</b>	<b>0.10</b>	<b>quality=low</b>	<b>y=inaccurate</b>
<b>0.33</b>	<b>1.00</b>	<b>1.42</b>	<b>0.10</b>	<b>buyers=2</b>	<b>y=inaccurate</b>
0.20	0.83	1.19	0.03	maintenance=very-high	y=inaccurate
0.26	0.78	1.11	0.02	size=small	y=inaccurate
0.22	0.68	0.97	-0.07	size=medium	y=inaccurate
0.21	0.63	0.91	-0.02	size=big	y=inaccurate
0.20	0.83	1.19	0.03	buying=very-high	y=inaccurate

Postoje dva naglašena asocijativna pravila sa najvećim vrednostima parametara *Support*, *Confidence*, *Lift* i *Leverage*: 0.33, 1.00, 1.42 i 0.10 respektivno. Prvo naglašeno pravilo glasi da ako kupac poruči tekstil niskog kvaliteta, tada će najverovatnije odlučiti da kupi onaj iz klase "netačan". Drugo naglašeno pravilo glasi da ako postoje dva kupca, oni će najverovatnije kupiti tekstil iz klase "netačan". Analiza svakog asocijativnog pravila pokazuje preciznost u karakteristikama i šablonima u ponašanju potrošača. Različiti rezultati se dobijaju kada se *Support* promeni sa 15% na 20% i kada *Confidence* se poveća sa 30% na 40%. Broj otkrivenih asocijativnih pravila se konsekvntno smanjio sa 25 na 10. Dobijena su 10 novih asocijativnih pravila sa *Support* od 20% do 33% i *Confidence* opsegom od 47% do 100%. Ova asocijativna pravila kreiraju veoma interesantne i značajne šablone u ponašanju kupaca u tekstilnoj industriji. Kreirano znanje iz baze podataka može da vodi do efikasnog odlučivanja koje rezultira povećanim profitom u tekstilnoj industriji.

Zatim, uzimajući u obzir činjenicu da je parametar *Support* podešen relativno visoko na 30%, samo dva asocijativna pravila su dobijena. Ako je kvalitet nizak, tada tekstil pripada klasi "netačan". Ako postoje dva kupca, oni će najverovatnije kupovati iz klase

“netačan”. Ova pravila mogu se koristiti da se sav tekstil stavi u prodavnice sa niskim kvalitetom u klasu “netačan”. Ako dva kupca kupuju zajedno, tada im se specijalizovana ponuda sa promocijom može ponuditi iz tekstila klase “netačan” zato što je najveća verovatnoća da se oni kupe. Apriori algoritam je primenjen nad podacima i dobijen je skup asocijativnih pravila. Pravila su tada proverena i ona najvažnija su izabrana za kreiranje meta-pravila, da bi se smanjila redundantnost i dobila najprihvatljivija rešenja.

Praktična primena istraživanja pruža prednost kada se kreira efikasan industrijski ekosistem tekstila. Multidisciplinarni pristup istraživanja pruža zavisnost između poslovne inteligencije, upravljanja ljudskim resursima, tekstilne industrije i modernih IKT tehnologija u kreiranju efektivnog poslovnog sistema sa višestrukim benefitima po okolinu. Problem koji je diskutovan u istraživanju rezultuje sa preporukama dobijenih asocijativnih pravila koja se mogu koristiti kao vodič za analizu ponašanja kupaca. Tada se prodaja može organizovati bolje putem prodajnih objekata sa specijalizovanom ponudom da bi se povećala kupovina i profit. Rezultati pokazuju da veće vrednosti parametara (*Support*, *Confidence*, *Lift* i *Leverage*) rezultuju sa manjim brojem dobijenih asocijativnih pravila. Ovi rezultati istraživanja se odnose i na zaštitu žvite sredine sa pozitivnim uticajem zbog preciznog stvaranja znanja iz baza podataka i bolja alokacija resursa specijalizovana prema potrebama kupaca.

Jedan od pravaca za buduća istraživanja može biti upotreba asocijativnih pravila za kreiranje poboljšanog modela prodaje u tekstilnoj industriji za bolju organizaciju i distribuciju lanca snabdevanja u tekstilu i resursa i efikasnog menadžmenta sistema.

Dodatno, buduća istraživanja mogu da budu kreiranje prodajnih modela tekstilne industrije pomoću asocijativnih pravila koja pokazuju zavisnost i uticaj predefinisanih parametara (Na primer: apsorpcija, hemijska otpornost, zapaljivost, jačina tkanine) na životnu sredinu. Glavna prednost ovog istraživanja je originalan pristup u korišćenju alata poslovne inteligencije bazirane na nauci. Ovaj novi model baziran na dobijenim asocijativnim pravilima je rešavanje poslovnih problema efikasno. Tema istraživanja je izuzetno interesantna i pruža prostor za dalju kolaboraciju i primenu asocijativnih pravila. Dobijena asocijativna pravila su korišćenja u kreiranju sveobuhvatnog znanja o određenim aspektima odlučivanja u tekstilnoj industriji. Istraživanje je potvrdilo opštu

hipotezu rada da asocijativna pravila imaju značajnu ulogu u tekstilnoj industriji i da kreiranje šablona iz baza podataka vodi ka efikasnom odlučivanju. Eksperiment je potvrdio i posebnu hipotezu da je broj dobijenih asocijativnih pravila zavistan od definicije parametara *Support* i *Confidence*. Preporuka za buduće istraživanje je kreiranje komercijalnog modela odlučivanja primenjenog na tržišta različitih poslovnih sistema. Značaj multidisciplinarnog pristupa je objašnjen – zavisnost između odlučivanja, poslovne inteligencije, upravljanja ljudskim resursima, tekstilne industrije i modernih IKT je pokazana kao efikasna za menadžment poslovnih sistema.

## 7.2. Pregled i analiza modela 2

Sledeća analiza primene asocijativnih pravila biće analizirana na primeru potrošačke korpe putem softvera *RapidMiner*. Naime, prema *CRISP-DM* metodologiji (Suknović & Delibašić, 2010), strukturiranom pristupu planiranju *data mining* projekta, dolazi se do objašnjenja sledećih faza:

1. Razumevanje poslovnog problema.

U velikim trgovinskim lancima koji posluju u više desetina država, sa nekoliko hiljada prodajnih objekata, postaje imperativ pronaći model koji će na najefektivniji način unaprediti poslovanje i maksimizaciju profita na tržištu. Poslovna inteligencija predstavlja oblast koja ima veliku primenu u kreiranju asocijativnih pravila koja unapređuju model potrošačke korpe određivanjem koji artikli se kupuju vezano. Zatim se na osnovu kompleksnih kalkulacija određuje ponuda koja se kreira za ponudu na tržištu.

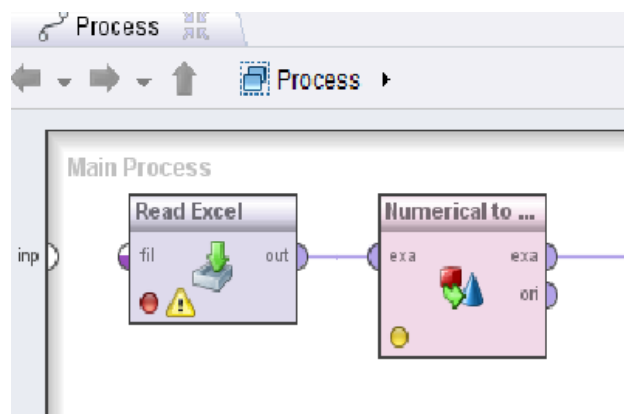


## 2. Razumevanje podataka

U primeru analizirana je baza podataka u formi *Excel* tabele. Podaci obuhvataju transakcije sa opisima kupljenih artikala iz lanca supermarketa iz 12 država sa 130 prodajnih objekata. U bazi je obuhvaćeno 359.486 prodajnih transakcija.

## 3. Priprema podataka

U softveru *RapidMiner* prvo je obavljena faza pripreme baze podataka da bi podaci bili u najprihvatljivijem obliku za obradu. U slučaju kreiranja asocijativnih pravila pomoću operatora *FP* rasta i algoritma za kreiranje asocijativnih pravila potrebni su nam podaci u binominalnom obliku. U programskom paketu *RapidMiner* za ovaj problem koristi se operater „*Numerical to Binominal*“, koji odabrane numeričke vrednosti atributa pretvara u binarni oblik. Binominalni oblik je „*true-false*“ oblik, gde vrednost 1 predstavlja *true*, a 0 *false*.



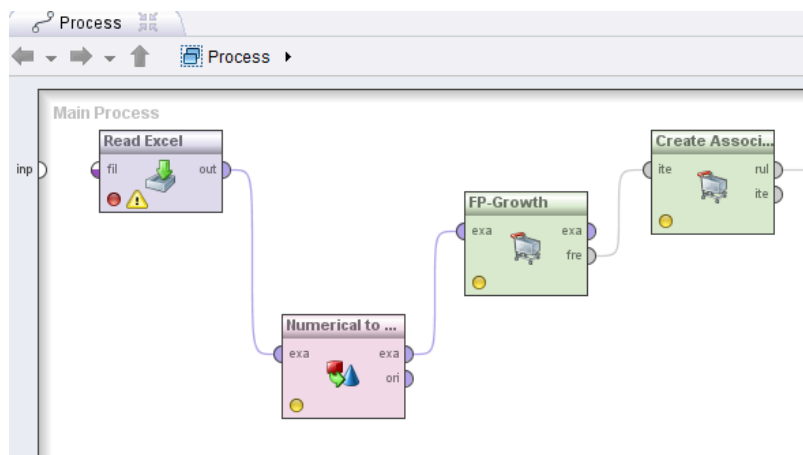
Slika 43: Operatori *RapidMiner*-a za pripremu podataka

Prema početnim stavkama operatora „*Numerical to Binominal*“ u programskom paketu *RapidMiner* postavljena je vrednost 0 i za gornju i za donju granicu za „*true-false*“ formu. Ovakav način odgovara problematici rada zbog toga što će *RapidMiner* u tom slučaju sve numeričke vrednosti koje iznose 0 pretvoriti u „*false*“ oblik, a sve ostale u „*true*“ oblik. Na ovaj način je završen postupak pripreme baze podataka i model je spreman za kreiranje asocijativnih pravila (Slika 43).

#### 4. Modelovanje rešenja

Nakon što je baza podataka uspešno pripremljena, pristupa se izradi modela za kreiranje asocijativnih pravila. Za kreiranje modela potrebna su 4 operatora (Slika 44). Više o tome videti na websajtu <http://rapidminer.com/>. To su operatori:

- *Read Excel*;
- *Numerical to Binominal*;
- *FP- Growth*;
- *Create association rules*.



Slika 44: Kreiran model asocijativnih pravila u *RapidMiner*-u

*Read Excel* operator se koristi za učitavanje podataka iz *Excel* tabele. Tabela mora biti formatirana na način da svaki njen red predstavlja primer, a svaka kolona alternativu. Prvi red *Excel* tabele može predstavljati imena atributa, koji se mogu prikazati kao parametri.

*FP- Growth* operator efikasno izračunava sve frekventne podskupove podataka iz odabranog skupa, koristeći jedinstvenu strukturu. Potrebno je da svi atributi ulaznog skupa podataka budu binominalnog oblika.

*Create association rules* operator generiše set asocijativnih pravila za odabrani skup frekventnih podskupova podataka. Asocijativna pravila su ako/tada pravila koja pomažu da se otkriju veze između prividno nepovezanih podataka. Asocijativno pravilo uvek ima dva dela: uzrok (*if*), i posledicu (*then*). Uzrok je stavka iz originalnog skupa podataka.

*Numerical to Binominal* operator menja tip odabranih numeričkih atributa u binominalan oblik. Naziva se i binarni oblik. Ovaj operator ne samo da menja tip odabranih atributa nego beleži sve vrednosti tih atributa u odgovarajuće binominalne (binarne) vrednosti. Binarni atributi mogu imati samo dve moguće vrednosti (npr. „true“ ili „false“, ili 0 ili 1). Ako je vrednost atributa između postavljene minimalne i maksimalne vrednosti, ona postaje „true“, ako je suprotno onda je „false“. Predefinisane granice za min i max parametre su 0, tako da je 0.0 pretvoreno u „false“, a sve ostale vrednosti su „true“.

## 5. Evaluacija rešenja

Izvršena je evaluacija rešenja softverskim putem i ona iznosi 0.87, što znači da u približno 87% slučajeva je model tačan. Nivo tačnosti modela je zadovoljavajući.

## 6. Primena rešenja

Kreirani model asocijativnih pravila se primenjuje nad pripremljenim podacima iz baze i dobija se lista asocijativnih pravila iz koje se izdvajaju najvažnija i primenjuju na kreiranje ponude na tržištu. Izdvojena su pravila koja imaju podršku veću od 0.5 i poverenje veće od 0.8, jer je tako definisano u *FP-Growth* operatoru.

Tabela 16: Prikaz dobijenih asocijativnih pravila modela 2

Ako (if)	Tada (Then)	Podrška	Poverenje
Kompjuter	Veb kamera	0.573	0.842
Tastatura	Televizor LED	0.532	0.865
<b>Televizor</b>	<b>Zvučnici</b>	<b>0.631</b>	<b>0.826</b>
Zvučnici	Tastatura	0.508	0.879
Veb kamera	Kompjuter	0.569	0.853
Kompjuter	Tastatura	0.528	0.875
Tastatura	Televizor	0.589	0.863
Kompjuter	Slušalice	0.572	0.832
Slušalice	Zvučnici	0.518	0.869
Televizor	Kompjuter	0.529	0.852

U Tabeli 16 prikazano je dobijenih 10 asocijativnih pravila o artiklima koji se najčešće kupuju vezano. Za izdvojena asocijativna pravila koja imaju podršku veću od 0.5 izdvaja se da su bili prisutni u bazi u više od 50 % zapisa. Izdvaja se asocijativno sa pravilo sa najvećim procentom podrške od 0.631 i poverenja od 0.826 i koje glasi da se televizor i zvučnici najčešće kupuju vezano. Potrebno je napraviti detaljnu analizu i kreirati ponudu kupcima koja će najbolje zadovoljiti njihove potrebe.

### 7.3. Preporuke za implementaciju poslovnog rešenja

Preporučuje se uključivanje alata poslovne inteligencije, posebno asocijativnih pravila, u proces odlučivanja menadžera. Prikazana rešenja je moguće implementirati u poslovni sistem i koristiti znanja koja se dobijaju putem različitih vrsta izveštaja. Poboljšanje različitih procesa i funkcija preduzeće moguće je efikasnom primenom prikazanih modela. Shodno definisanim ciljevima istraživanja, kao i oblasti u kojoj se asocijativna

pravila mogu primeniti, potrebno je izvršiti evaluaciju dostupnih softverskih arhitektura. Preporučuje se implementacija prikazanih modela poslovne inteligencije na postupan i sistematičan način.

## **8. Zaključak**

Razvijen je unapređeni model poslovnog odlučivanja sistemom asocijativnih pravila. Uvidom u dosadašnja istraživanja domaćih i stranih eksperata iz oblasti poslovne inteligencije, pokazano je da je ova oblast veoma aktuelna i sa velikim potencijalom, a još uvek relativno malo istražena u nekim segmentima primene. Samim tim, predstavlja izazov za istraživača i omeđeni prostor gde je moguće dati značajan naučni i stručni doprinos. Primenljivost ovog koncepta je moguća u različitim poslovnim sistemima: u obrazovanju, zdravstvu, trgovini; u biznisu, nauci, itd.

Osnovni motiv razvoja ovakvog modela poslovnog odlučivanja je ukazivanje na značaj koji imaju asocijativna pravila u procesu donošenja odluka u savremenom menadžmentu. Cilj za nastavak istraživanja bi bio kreiranje modela poslovnog odlučivanja koji može biti primenljiv na tržištu u poslovnim sistemima različitih delatnosti i sa komercijalnom svrhom. Ukazuje se na značaj poslovne inteligencije za stvaranje modela koji može povećati efektivnost procesa menadžerskog odlučivanja. Primena asocijativnih pravila u svrhe istraživanja ima izuzetan potencijal u oblasti poslovanja.

Preporuka za nastavak istraživanja ogleda se u korišćenju drugih algoritama za klasifikaciju, asocijativna pravila i ostale tehnike poslovne inteligencije; komparativnom analizom bi se pronašli najprihvatljiviji algoritmi i tehnike.

Originalnost i inovativnost predloga istraživanja doktorske disertacije pokazana je potvrđenim hipotezama, idejom i kreativnošću pravca istraživanja, kao i upotrebom savremenih softverskih arhitektura iz oblasti otkrivanja zakonitosti u podacima. Savremenim naučnim metodama analizirani su dobijeni rezultati i date su preporuke za dalji pravac istraživanja. Cilj je kreiranje menadžmenta znanja o uticaju poslovne inteligencije na savremeno odlučivanje.

Transfer znanje omogućen je publikovanjem i prezentovanjem radova iz rezultata istraživanja ove doktorske disertacije na sledećim naučno-stručnim konferencijama i u časopisima: SYM-OP-IS (Srbija), SYMORG (Srbija), eBled Symposium (Slovenia), OISPG Newsletter / October 2015 edition (Belgija), OI2 Yearbook 2016 (Belgija), The European Journal of Applied Economics (October 2015 edition), itd. Praktična primena i značaj rezultata istraživanja verifikovani su publikovanjem naučnih radova, koji upućuju na dalje istraživanje ove oblasti i daju smernice zainteresovanim stranama (poslovni analitičari, menadžeri, doktoranti, stručnjaci iz oblasti poslovne inteligencije i drugi).

Praktična realizacija ovog istraživanja ogleda se i u primeni ravijenog modela poslovnog odlučivanja, kao i daljom potencijalnom nadogradnjom i proširenjem oblasti primene na druge poslovne sisteme. Time se proširuje opseg delovanja poslovne inteligencije i vrši njeno dalje razvijanje, kao i popularizacija. Preporučuje se nastavak upotrebe i nadogradnja modela asocijativnih pravila od strane korisnika, kao i dalja istraživanja i popularizacija ove oblasti poslovne inteligencije.

## 9. Literatura

- [1] Agrawal, R., Imielinski, T., and Swami, A., "Mining association rules between sets of items in large databases. In Proc. 1993 ACM-SIGMOD, *Int. Conf. Management of Data*, pp.207-216, Washington, D.C., May 1993.
- [2] Agrawal, R., Shafer, R., "Parallel Mining of Association Rules", (1996), *IEEE Trans. On Knowledge And Data Engineering*, Volume: 8, Issue: 6, Pages: 962-969
- [3] Albescu, F., Pugna, I, Paraschiv, D., Business Intelligence & Knowledge Management – Technological Support for Strategic Management in the Knowledge Based Economy, *Academy of Economic Studies*, Bucharest, 2008.
- [4] Allison, P. D. Missing data. Thousand Oaks, CA: *Sage Publications*, 2001.
- [5] Ali, M., Xie, Y., (2012). The quest for successful implementation: A new dynamic model for ERP Systems Implementation Innovation, *International Journal of Innovations in Business*, IJIB Vol. 1. No 2.
- [6] AL-Zawaidah, F., H., Jbara, Y.H., AL-Abed Abu-Zanona, M., An improved algorithm for mining association rules in large databases, *World of Computer Science and Information Technology Journal (WCSIT)*, ISSN: 2221-0741 Vol. 1, No. 7, 311-316, 2011.
- [7] Amir, A., Aumann, Y., Feldman, R., et el, "Maximal Association Rules: A Tool for Mining Association in Text", *Journal of Intelligent Information Systems* (2005) , Volume: 25, Issue: 3, Pages: 333-345, ISSN: 0925-9902, DOI: 10.1007/s10844-005-0196-9
- [8] Awad E. & Ghayiri H, Knowledge Management, *Prentice Hall*, 2004.
- [9] Atif, Y., Benlamri, R., and Berri, J., "Dynamic Learning Modeler", *Journal of Educational Technology & Society*, Vol.: 6, No.: 4, pp. 60-72, 2003.
- [10] Balaban, A., Otkrivanje zakonitosti u podacima u prodajnim sistemima, *FON*, 2014.

- [11] Ballou, D., Tayi, G., Enhancing Data Quality in Data Warehouse Environments, *Communications of the ACM*, 1999.
- [12] Barry, D., Data Warehouse from Architecture to implementation, *Addison-Wesley*, 1997.
- [13] Ben Said, Z., Guillet, F., Richard, P., Picarougne, F., Blanchard, J.,(2013), “Visualisation of Association Rules Based on a Molecular Representation”, *Information Visualisation (IV), XVII International Conference, IEEE*, ISSN: 1550-6037, pp. 577-581. DOI: 10.1109/IV.2013.98
- [14] Bertossi, L., Data Quality in Information Integration and Business Intelligence, *Carleton University School of Computer Science Ottawa, Canada*, 2010.
- [15] Berry, L., Bolton, R., N., Bridges, C., H., Meyer, J., Parasuraman, A., Seiders, K., (2010), “Opportunities for Innovation in the Delivery of Interactive Retail Services”, *Journal of Interactive Marketing*, 24, p.155-167
- [16] Berry, M, Linoff, G, Data Mining Techniques for Marketing, Sales and Customer Relationship Management, *Wiley Publishing Inc*, USA, 2004.
- [17] Bhavani, T., Data Mining: Technologies, Techniques, *Tools and Trends*, 2009.
- [18] Bing, L., Web Data Mining, *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, 2007.
- [19] Bramer, M., Principles of Data Mining, *Springer London limited*, 2007.
- [20] Brijs, T., Swinnen, G., Vanhoof, K, Wets, G., “Using Association Rules for Product Assortment Decisions”, *Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '99 (1999)* , Pages: 254-260, DOI: 10.1145/312129.312241
- [21] Bucher, T., Gericke, A., Sigg, S., “Process-centric Business Intelligence”, *Business Process Management Journal (2009)*, Volume: 15, Pages: 408-429, ISSN: 1463-7154, ISBN: 14637154, DOI: 10.1108/14637150910960648



- [22] Candida, A., Natali, C., de Almeida Falbo, R., Knowledge Management in Software Engineering Environments. *Proc. of the 16 the Brazilian Symposium on Software Engineering*, 2002.
- [23] Cebotarean, E., “Business intelligence”, *Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology* (2011), Volume: 1, Pages: 101, ISSN: 1050-9135
- [24] Chaffey, D., E-Business and E-Commerce Management, Strategy, Implementation and Practice, *Pearson Education*, England, 2009
- [25] Chen, Y., Weng, C., “Mining Fuzzy Association Rules from Questionnaire Data”, *Knowledge-Based Systems* (2009) , Volume: 22, Issue: 1, Publisher: *Elsevier B.V.*, Pages: 46-56, ISSN: 09507051, ISBN: 0950-7051, DOI: 10.1016/j.knosys.2008.06.003
- [26] Cheng, L., Chen, S., Jashen, C., “Applying Weighted Association Rules with the Consideration of Product Item Relevancy”, *Proceedings of the 2009 6th International Conference on Service Systems and Service Management, ICSSSM '09* (2009), Pages: 888-893, DOI: 10.1109/ICSSSM.2009.5175008
- [27] Crager, J., Lemons, D., (2003), Measuring the Impact of Knowledge Management, *American Productivity and Quality Center*
- [28] Čupić, M, Suknović, M., Odlučivanje, *FON*, Beograd, 2008.
- [29] Čupić, M., Tumala, R., “Savremeno odlučivanje: metode i primena”, *Naučna knjiga*, Beograd, 1991.
- [30] Davenport, T.H., Prusak, L., “Working knowledge: How organizations manage what they know”, *Harvard Business Press*, 2000.
- [31] Dayal, U., Castellanos, M., Simitsis, A., Wilkinson, K., “Data Integration Flows for Business Intelligence”, *Proceedings of the 12th International Conference on Extending Database Technology Advances in Database Technology - EDBT '09* (2009), Pages: 1, ISBN: 9781605584225, DOI: 10.1145/1516360.1516362

- [32] De Raedt, L., Dehaspe, L., “Mining Association Rules in Multiple Relations”, Proceedings of the 7th International Workshop on Inductive Logic Programming (ILP '97) (1997), Publisher: *Springer-Verlag*, Pages: 125-132., ISBN: 3540635149, DOI: 10.1.1.56.7889
- [33] Dess G.G, Lumpkin G.T, Eisner B.A, Strategijski menadžment, *Data Status*, Beograd, (2007).
- [34] Doko A., Automatsko generiranje ontologija i rudarenje weba, *Split*, 2010.
- [35] Draker P. „Upravljanje u novom društvu“, *Adižes*, Beograd, 2003.
- [36] Evfimievski, A., Srikant, R., Agrawal, R., et al, “Privacy Preserving Mining of Association Rules”, *Information Systems (2004)*, Volume: 29, Issue: 4, Pages: 343-364, ISSN: 03064379, ISBN: 158113567X, DOI: 10.1016/j.is.2003.09.001
- [37] Fang, N., & Lu, J. Work in progress - a decision tree approach to predicting student performance in a high-enrollment, high-impact, and core engineering course. *39th IEEE Frontiers in Education Conference*, (2009), pp. 1–3. doi:10.1109/FIE.2009.5350757.
- [38] Fernando, B., Susanto, B., The implementation of association rules in analyzing the sales of Amigo group, *Journal Informatika*, Vol 7, No 1, 2011.
- [39] Ferrer–Troyano, F. J., Aguilar–Ruiz, J. S., & Riquelme, J. C. Connecting segments for visual data exploration and interactive mining of decision rules. *Journal of Universal Computer Science*, Vol. 11(11), (2005), pp. 1835–1848.
- [40] Finneran, T., Russell, B., “Balanced Business Intelligence”, *Information Management (1521-2912) (2011)* , Volume: 21, Issue: 1, Publisher: SourceMedia, Inc., Pages: 20-23, ISSN: 15212912
- [41] Flitman, A. M., Towards analyzing student failures: neural networks compared with regression analysis and multiple discriminate analyses. *Computers Ops Res*, Vol. 24(4), (1997), pp. 367–377.

- [42] Flumerfelt, S., Ingram, I., Brockberg, K., & Smith, J. A study of higher education student achievement based on transformative and lifelong learning processes. *Mentoring and Tutoring*, Vol. 15(1), (2007), pp.107–118. Doi: 10.1080/13611260601037413.
- [43] Franco-Arcega, A., Carrasco-Ochoa, J.A., Sánchez-Díaz, G., & Martínez-Trinidad, J.F., Decision tree induction using a fast splitting attribute selection for large datasets. *Expert Systems with Applications*, Vol. 38 (11) (2011), pp. 14290-14300.
- [44] Frank, E., Hall, M., Trigg, L., Holmes, G., & Witten, I. H. Data mining in bioinformatics using Weka. *Bioinformatics*, 20(15), (2004).pp. 2479–2481.
- [45] Freitas, A.A., Evolutionary Algorithms for Data Mining. Genetic Programming and Evolvable Machines, Vol. 13, (2005).pp. 69–70. *Springer*,
- [46] Friedman, B. A., & Mandel, R. G. Motivation Predictors of College Student Academic Performance and Retention. *Journal of College Student Retention Research Theory Practice*, Vol. 13(1), (2012), pp. 1–15.,
- [47] Germeijs, V., Luyckx, K, Notelaers, G., Goossens, L., & Verschueren, K. Choosing a major in higher education: Profiles of students’ decision-making process. *Contemporary Educational Psychology*, (2012), Vol. 37 (3), pp. 229-239.
- [48] Gecić, L., (2011), „Uloga i značaj znanja u ekonomiji 21 veka“, *Univerzitet Educons*. Sremska Kamenica
- [49] Gerasimović, M., Stanojević, L., Bugarić, U., Miljkovic, Z., & Veljović, A. Using Artificial Neural Networks for Predictive Modeling of Graduates’ Professional Choice. *The New Educational Review*, Vol. 23(1), pp. 175-188., 2011.
- [50] Giannotti, F., Lakshmanan, L.V.S., Monreale, A., Pedreschi, D., Hui Wang, (2012), “Privacy-Preserving Mining of Association Rules from Outsourced Transaction Databases”, *Systems Journal IEEE*, ISSN: 1932-8184, Vol. 7, iss. 3, pp. 385-395. DOI: 10.1109/JSYST.2012.2221854.

- [51] Glancy, F., Yadav, S., “Business Intelligence Conceptual Model”, *International Journal of Business Intelligence Research* (2011), Volume: 2, Pages: 48-66, ISSN: 1947-3591, DOI: 10.4018/jbir.2011040104
- [52] Gong, Y., Rai, D., Beck, J. & Heffernan, N. Does Self-Discipline Impact Students’ Knowledge and Learning? *Proceedings of the 2nd International Conference on Educational Data Mining*, (2009). pp. 61-70.
- [53] Guo, W. W. Incorporating statistical and neural network approaches for student course satisfaction analysis and prediction. *Expert Systems with Applications*, Vol. 37(4), (2010). pp. 3358–3365. doi:10.1016/j.eswa.2009.10.014.
- [54] Guruler, H., Istanbulu, A., & Karahasan, M. A new student performance analyzing system using knowledge discovery in higher educational databases. *Computers & Education*, Vol. 55(1), (2010) pp. 247–254. DOI:10.1016/j.compedu.2010.01.010.
- [55] Gorr, W. Comparative study of artificial neural network and statistical models for predicting student grade point averages. *International Journal of Forecasting*, 10(1), (1994), pp.17–34. doi:10.1016/0169-2070(94)90046-9
- [56] Grabich, M., "Alternative representations of discrete fuzzy measures for decision making", *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, No. 5, 1997.
- [57] Grob, H., Bensberg, F., & Kaderali, F., Controlling open source intermediaries – a web log mining approach. In *Proceedings of the 26th international conference on information technology interfaces*, (2004).pp. 233–242.
- [58] Grünwald, M., “Business Intelligence”, *Intelligence* (2010) , Volume: 3, Issue: 1, Pages: 398-403, ISSN: 01706012, ISBN: 9781425181796, DOI: 10.1007/s00287-009-0374-1
- [59] Guster, D., & Brown, C.G., The Application of Business Intelligence to Higher Education: Technical and Managerial Perspectives, *Journal of Information Technology Management*, Vol. 23 (2), (2012), pp. 42-62.

- [60] Ha, S., Bae, S., & Park, S., Web mining for distance education. In *IEEE international conference on management of innovation and technology*, (2000). pp. 715–719.
- [61] Hamalainen, W., Suhonen, J., Sutinen, E., & Toivonen, H. Data mining in personalizing distance education courses. In *World conference on open learning and distance education*, (2004). Hong Kong.
- [62] Han, J., & Kamber, M., *Data Mining: Concepts and Techniques*. San Francisco: *Morgan Kaufmann*, (2006.)
- [63] Han, J, Fu, Y., Wang, W., Chiang, O.R.Zaiane, Koperski, K., “DB Miner: Interactive Mining of Multiple-level Knowledge in Relational Databases”, Proc. 1996 ACM-SIGMOD *Int'l Conf. on Management of Data (SIGMOD'96)*, Montreal, Canada, June 1996
- [64] Harrison, E.F., “The Managerial Decision-Making process”, Third edition, *Houghton Mifflin Company*, Boston, 1987.
- [65] Hardgrave, B., Predicting graduate student success: A comparison of neural networks and traditional techniques. *Computers & Operations Research*, Vol. 21(3), (1994), pp. 249–263. DOI: 10.1016/0305-0548(94)90088-4.
- [66] Hegland, M., “Algorithms or Association Rules”, *Advanced lectures on machine learning* (2003) , Volume: 2600, Pages: 226-234, ISSN: 03029743
- [67] Henderson-Sellers, B., & Ralyté, J. Situational Method Engineering: State-of-the-Art Review. *Journal of Universal Computer Science*, Vol. 16(3), (2010). pp. 424–478.
- [68] Herawan, T., Deris, M., “A Soft Set Approach for Association Rules Mining”, *Knowledge-Based Systems* (2011) , Volume: 24, Issue: 1, Publisher: *Elsevier B.V.*, Pages: 186-195, ISBN: 0950-7051, DOI: 10.1016/j.knosys.2010.08.005
- [69] Hornick, M., Marcade, E., & Venkayala, S., *Java Data Mining: Strategy, Standard, and Practice*. *Elsevier*.2007.

- [70] Hou, L., Li, T., Sheng, J., & Zhu, H. Research on the data warehouse and data mining techniques applying to decision assistant system , 2011 *International Conference on Computer Science and Service System CSSS*, (2011). pp. 1643–1645. IEEE. doi:10.1109/CSSS.2011.5974971.
- [71] Hsia T.C., Shie, A.J., & Chen, L.C. Course planning of extension education to meet market demand by using data mining techniques – an example of Chinkuo technology university in Taiwan. *Expert Systems with Applications*, Vol.34 (1), (2008), pp. 596-602.
- [72] Huang, C., Chen, M., & Wang, C. (2007). Credit scoring with a data mining approach based on support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 33 (4), pp. 847-856.
- [73] Humphrey, A., (2005), SWOT analysis for management consulting. *SRI Alumni Newsletter* (SRI International), 1.
- [74] Hwang, W., Chang, C., & Chen, G. The relationship of learning traits, motivation and performance-learning response dynamics. *Computers & Education Journal*, Vol. 42(3), (2004). pp. 267–287.
- [75] Istrat, V., Stanisavljev, S., Markoski, B., (2015),”The Role of Business Intelligence in Decision Process Modelling”, *The European Journal of Applied Economics*, ISSN: 2406-2588, Vol 12, iss.2, pp.44-52. DOI: 10.5937/ejae12-8230
- [76] Išljamović, S., “Mogućnosti primene poslovne inteligencije za analizu i predviđanje uspeha studiranja”, *Doktorska disertacija*, FON, Beograd, 2015.
- [77] Johansson, U., Nilsson, L., & Koenig, R., Accuracy vs. comprehensibility in data mining models. *Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion*, (2004). pp. 295–300.
- [78] Kalakota, R., Robinson, M., “E-business 2.0”, *Addison-Wesley Professional*, 2001.
- [79] Kamakura, W., “Sequential Market Basket Analysis”, *Marketing Letters* (2012), Volume: 23, Issue: 3, Pages: 505-516, ISBN: 0923-0645, DOI: 10.1007/s11002-012-9181-6

- [80] Kantarcioglu, M., Clifton, C., “Privacy-preserving Distributed Mining of Association Rules on Horizontally Partitioned Data”, *Transactions on Knowledge and Data Engineering* (2004), Volume: 16, Issue: 9, Pages: 1026-1037, ISBN: 1041-4347, DOI: 10.1109/TKDE.2004.45
- [81] Kazienko, P., “Mining Indirect Association Rules for Web Recommendation”, *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science* (2009), Volume: 19, Pages: 165-186, ISSN: 1641-876X, ISBN: 1641-876X, DOI: 10.2478/v10006-009-0015-5
- [82] Kerzner H., Project Management, VIII edition, *John Wiley & Sons*, New Jersey, 2003.
- [83] Kotsiantis, S. B. Use of machine learning techniques for educational proposes: a decision support system for forecasting students’ grades. *Artificial Intelligence Review*, (2011). DOI: 10.1007/s10462-011-9234-x.
- [84] Kotsiantis, S., Kanellopoulos, D., “Association Rules Mining: A Recent Overview”, *Science* (2006) ,Volume: 32, Issue: 1, Pages: 71-82
- [85] Kriegel, H.-P., Borgwardt, K. M., Kröger, P., Pryakhin, A., Schubert, M., & Zimek, A. Future trends in data mining. *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 15(1), (2007). pp. 87–97. DOI: 10.1007/s10618-007-0067-9.
- [86] Kurt, I., Ture, M., & Kurum, A. T. Comparing performances of logistic regression, classification and regression tree, and neural networks for predicting coronary artery disease. *Expert Systems with Applications*, Vol. 34(1), (2008). pp. 65–74.
- [87] Klepac G., Mršić L., “ Poslovna inteligencija kroz poslovne slučajeve”, Lider Press, *Tim Press*, Zagreb, (2006)
- [88] Krüger, A., Merceron, A., & Wolf, B. A Data Model to Ease Analysis and Mining of Educational Data. *Database*, (2010). pp. 131–140.
- [89] Larose, Discovering knowledge in data, an introduction to data mining. *John Wiley & Sons*, (2004.)



- [90] Ledoltel, J., "Market Basket Analysis: Association Rules and Lift", *Data Mining and Business Analytics with R (2013)*, Publisher: John Wiley & Sons, Inc., Pages: 220-234, ISBN: 9781118596289, DOI: 10.1002/9781118596289.ch16
- [91] Lee, S.M., Moore, L.J., "Introduction to Decision Science", *Petrucci*, New York, (1975.)
- [92] Lent, B., Swami, A., Widom, J., "Clustering association rules", *Proceedings 13th International Conference on Data Engineering (1997)*, pp: 220-231, DOI: 10.1109/ICDE.1997.581756
- [93] Li, T., Li, X., "Preprocessing Expert System for Mining Association Rules in Telecommunications Networks", *Expert Systems with Applications (2011)*, Volume: 38, Issue: 3, Publisher: Elsevier Ltd, Pages: 1709-1715, ISSN: 09574174, ISBN: 0957-4174, DOI: 10.1016/j.eswa.2010.07.096
- [94] Lopes, A., Pinho, R., Paulovich, P., et al, "Visual Text Mining Using Association Rules", *Computers & Graphics (2007)*, Volume: 31, Pages: 316-326, ISSN: 00978493, ISBN: 0097-8493, DOI: 10.1016/j.cag.2007.01.023
- [95] Luhn, H.P., A Business Intelligence System, *IBM Journal*, Vol.2 (4), (1958). pp. 314 doi: 10.1147/rd.24.0314.
- [96] Mihailović, D., Metodologija naučnih istraživanja, *FON*, Beograd, 2004.
- [97] McBride, N., "Business Intelligence in Magazine Distribution", *International Journal of Information Management (2014)*, Volume: 34, Issue: 1, Publisher: Elsevier Ltd, Pages: 58-62, ISSN: 02684012, DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2013.09.006
- [98] Mcquiggan, S., Mott, B. & Lester, J. (2008). Modeling Self-Efficiency in Intelligent Tutoring Systems: An Inductive Approach. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol. 18, pp. 81-123.
- [99] Merceron, A., & Yacef, K. (2004). Mining student data captured from a web-based tutoring tool: Initial exploration and results. *Journal of Interactive Learning Research*, Vol. 15(4), pp. 319–346.



- [100]Mueller, C., Gronau, N., Lembcke, R., Application of Social Network Analysis in Knowledge Processes, In *16th European Conference on Information Systems* (Golden W, Acton T, Conboy K, van der Heijden H, Tuunainen VK eds.), 2196-2208, Galway, Ireland, (2008).
- [101]Müller, C., Meuthrath, B., Baumgra, A., Analyzing Wiki-based Networks to Improve Knowledge Processes in Organizations. *Journal of Universal Computer Science*, Vol 14, no 4, (2008).
- [102]Nebot, V., Berlanga, R., “Finding Association Rules in Semantic Web Data”, *Knowledge-Based Systems* (2012), Volume: 25, Issue: 1, *Publisher: Elsevier B.V.*, Pages: 51-62, ISSN: 09507051, DOI: 10.1016/j.knosys.2011.05.009
- [103]Negash, S., “Business Intelligence”, *Communications of the Association for Information Systems* (2004) , Volume: 13, Pages: 177-195, ISSN: 10509135, ISBN: 903952078X, DOI: 10.1007/978-3-540-48716-6\_9
- [104]Nichol, M., Knight, T., Dow, T. et al, “Fast Algorithms for Mining Association Rules”, *The Annals of pharmacotherapy* (2008), Volume: 42, Issue: 1, Pages: 62-70, ISSN: 1542-6270, ISBN: 1-55860-153-8, DOI: 10.1.1.40.7506, PubMed: 18094348
- [105]Ordonez, C., “Comparing Association Rules and Decision Trees for Disease Prediction”, *Proceedings of the international workshop on Healthcare information and knowledge management - HIKM '06* (2006), Pages: 17, ISBN: 1595935282, DOI: 10.1145/1183568.1183573
- [106]Ozden, B., Ramanswamy, S., Silberschatz, A., “Cyclic association rules”, *Proc. of ICDE'98* (1998), ISBN: 0-8186-8289-2, pp: 412-421
- [107]Pasquier, N., Taouil, R., Bastide, Y., et al, “Generating a Condensed Representation for Association Rules”, *Journal of Intelligent Information Systems* (2005), Volume: 24, Issue: 1, Pages: 29-60, ISSN: 09259902, DOI: 10.1007/s10844-005-0266-z
- [108]Prosser, S., (2010), “Effective people, leadership and organization development in healthcare”, 2<sup>nd</sup> edition, *Radcliffe Publishing*, 2010.

- [109]Raab, G., Ajami, R., Gargeya, V., Goddard, G., Customer Relationship Management, a Global Perspective, *Ashgate Publishing Group*, Surrey, Great Britain, 2008.
- [110]Ranjan, J., "Business Justification with Business Intelligence", *Vine* (2008), Volume: 38, Issue: 4, Pages: 461-475, ISSN: 0305-5728, ISBN: 0263557081087, DOI: 10.1108/03055720810917714
- [111]Rauch, J., "Logic od Association Rules", *Applied Intelligence* (2005) , Volume: 22, Issue: 1, Pages: 9-28, DOI:10.1023/B:APIN.0000047380.15356.7a
- [112]Raeder, T., Chawla, N.V., (2011), "Market basket analysis with networks", *Social Network Analysis and Mining*, 1 (2), 97-113.
- [113]Radojević, D., "Donošenje odluka na osnovu više atributa i logička reprezentacija Šokeovog integrala", *Institut Mihajlo Pupin*, Beograd, (1999).
- [114]Reutterer, T., Mild, A., Natter, M., Taudes, A., (2006), "A Dynamic Segmentation Approach for Targeting and Customizing Direct Marketing Campaigns", *Journal of Interactive Marketing*, 20, p. 43-57
- [115]Rigby, D., K., Reicheld, F., Schefter, P., (2002), "Avoid the four perils of CRM", *Harvard Business Review*, 80, p. 101-109
- [116]Rigby, D., Ledingham, D., (2004), "CRM done right", *Harvard Business Review*, 82, p. 118-129
- [117]Robbins P. S, Coutler, M., (2005), Management, *Data Status*, Belgrade.
- [118]Rogers, M., (2005), "Customer Strategy: Observations from the Trenches", *Journal of Marketing*, 69, 262-3
- [119]Romero, A. C. and Ventura, A. S. and Garcia, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial, *Computers & Education*, 51(1), 368–384.
- [120]Ruggles, R., "Knowledge Management Tools", Knowledge Reader Series, *Butterworth-Heinemann*, 1997.

- [121] Saaty, T., "An Eigenvalue Allocation Model for Prioritization and Planning", *University of Pennsylvania*, 1972.
- [122] Scaruffi, P., A Brief History of Knowledge TM, (2003), [www.scaruffi.com/know/history.html](http://www.scaruffi.com/know/history.html)
- [123] Setiabudi, D., H., Budhi, G.S., Purnama, I., W., J., Noertjahyana, A., "Data mining market basket analysis' using hybrid-dimension association rules, case study in Minimarket X," *Proc. of the Int. Conference on Uncertainty Reasoning and Knowledge Engineering, URKE 2011 (2011)*, Volume: 1, Pages: 196-199, DOI: 10.1109/URKE.2011.6007796
- [124] Shafait, F., Reif, M., Kofler, C., Breuel, T. Pattern Recognition Engineering. In *proc. of the 1st Rapid Miner Community Meeting and Conference*, September 13-16, (2010), Dortmund, Germany, [www.rcomm2010.org](http://www.rcomm2010.org)
- [125] Shaharane, I., Hadzic, F., Dillon, T., "Interestingness Measures for Association Rules Based on Statistical Validity", *Knowledge-Based Systems (2011)*, Volume: 24, Issue: 3, Publisher: Elsevier B.V., Pages: 386-392, ISBN: 0950-7051, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2010.11.005>, PubMed: 57872473
- [126] Singh, P., Thomas, A.C., Sepulveda, A., (2006), "Market Basket Recommendations For The HP SMB Store", SMB Online Store Case Study, *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, Vol 8, Issue 1, pp.57-64. DOI: 10.1145/1147234.1147243
- [127] Slavković M., (2015), „Upravljanje znanjem i menadžerske kompetencije“, *Ekonomski fakultet, Kragujevac*
- [128] Srikant, R., Agrawal, R., (1997), "Mining generalized association rules", *Future Generation Computer Systems*, Volume: 13, Issue: 2-3, Pages: 161-180, DOI: 10.1016/S0167-739X(97)00019-8
- [129] Suknović M., Delibašić B., *Poslovna inteligencija i sistemi za podršku odlučivanju*, FON, Beograd, 2010.
- [130] Suknović, M., *Razvoj metodologije podrške grupnom odlučivanju*, *Doktorska disertacija*, FON, Beograd, (2001).

- [131]Taniar, D., Rahayu, W., Lee, V., et al, "Exception Rules in Association Rule Mining", *Applied Mathematics and Computation* (2008), Volume: 205, Issue: 2, Pages: 735-750, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.amc.2008.05.020>
- [132]Thearling, K., Data Mining for CRM, Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, *Springer Science & Business Media*, (2010.)
- [133]Toivonen, H., Klemettien, M., Ronakinen, P., et al, "Pruning and Grouping Discovered Association Rules, ECML'95 Workshop on Statistics, Machine Learning and Knowledge Discovery (1995), Pages: 47-52
- [134]Trnka, A., "Market Basket Analysis with Data Mining Methods", 2010 *International Conference on Networking and Information Technology* (2010), pp.: 446-450, ISBN: 978-1-4244-7579-7, DOI: 10.1109/ICNIT.2010.5508476
- [135]Turban, E., Sharda, R., Aronson, J., "Business intelligence: a managerial approach", *Tamu-Commerce.Edu* (2008), Pages: 1-30, ISBN: 9780136100669, DOI: 10.1109/HICSS.2012.138
- [136]Tutunea, M., Rus, R., "Business Intelligence Solutions for SMEs", *Procedia Economics and Finance* (2012), Volume: 3, Issue: 12, Publisher: Elsevier B.V., Pages: 865-870, ISSN: 22125671, DOI: 10.1016/S2212-5671(12)00242-0
- [137]Vandergriff, L., J., (2008) "Welcome to the Intelligence Age: an examination of intelligence as a complex venture emergent behavior", *VINE*, Vol. 38 Iss: 4, pp.432 – 444
- [138]Verhoef, P.C., Venkatesan, R., McAlister, L., Malthouse, E.C., Krafft, M., Ganesan, S., (2010), "CRM in Data-Rich Multichannel Retailing Environments: A Review and Future Research Directions", *Journal of interactive marketing* 24, p. 121-137
- [139]Wang, P. J., Shi, L., Bai, J. N., & Zhao, Y. L. (2009). Mining association rules based on Apriori algorithm and application. In *Computer Science-Technology and Applications*, 2009. IFCSTA'09. International Forum on (Vol. 1, pp. 141-143). IEEE.

- [140] Winter, R., (1987), “Action-research and the nature of social inquiry: Professional innovation and educational work”, *Ashgate Publishing Company*.
- [141] Wong, P., Whitney, P., Thomas, J., (1999), “Visualizing association rules for text mining”, *Proceedings IEEE Symposium on Information Visualization (InfoVis'99)* (1830), *Publisher: IEEE Comput. Soc*, Pages: 120-123, ISSN: 1522-404X ISBN: 0-7695-0431-0. DOI: 10.1109/INFVIS.1999.801866
- [142] Yang, X.F., Liu, Z., (2012), “The Application of Association Rules Mining in Building Intelligent Transportation Systems”, *Journal of Convergence Information Technology (JCIT)*, Volume 7, Number 20, 2012, DOI: 10.4156/jcit.vol7.issue20.67
- [143] Yeoh, W., Koronios, A., “Critical Success Factors for Business Intelligence Systems”, *Journal of Computer Information Systems (2010)*, Volume: 50, Issue: 3, Pages: 23-32, ISSN: 0887-4417, ISBN: 0887-4417, DOI: 10.1504/IJICBM.2009.025276
- [144] Zailani, A., Tutut, H., Noraziah, A., Deris, M., (2011), “Extracting highly positive association rules from students’ enrollment data”, *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 28, p. 107-111
- [145] Zadeh, L.A. (2005). Toward a generalized theory of uncertainty (GTU) – an outline. *Information Science*, 172, pp. 1-40.
- [146] Zeithaml, V., A., Roland T. Rust, K. N. Lemon, (2001), “The Customer Pyramid: Creating and Serving Profitable Customers”, *California Management Review*, 43, p. 118-142
- [147] Zilinskas, A., “Adaptive Business Intelligence”, *Interfaces (2008)*, Volume: 38, Pages: 215-217, ISSN: 00922102, ISBN: 9783540329282, DOI: 10.4018/978-1-59904-849-9.ch003
- [148] Zhang, S., Wu, X., “Fundamentals of Association Rules in Data Mining and Knowledge Discovery”, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* (2011), Volume: 1, Issue: 2, Pages: 97-116, ISSN: 19424787, ISBN: 1942-4795, DOI: 10.1002/widm.10

- [149]Zheng, Z., Kohavi, R., Mason, L., (2001), “Real World Performance of Association Rule Algorithms”, *Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '01*, Pages: 401-406, ISBN: 158113391X, DOI: 10.1145/502512.502572
- [150]Zhong, R., Wang, H., (2011), “Research of Commonly Used Association Rules Mining Algorithm in Data Mining”, *International Conference on Internet Computing and Information Services (2011)*, Pages: 219-222, ISBN: 978-1-4577-1561-7, DOI: 10.1109/ICICIS.2011.63
- [151]<http://scindeks.ceon.rs/>
- [152]<http://kobson.nb.rs/>
- [153]<http://rapidminer.com/>
- [154] <http://orange.biolab.si/>
- [155]<http://imft.ftn.uns.ac.rs/>

## Indeks slika

Slika 1: Piramida međuzavisnosti odnosa podataka, informacija, znanja i mudrosti.....	22
Slika 2: Arhitektura poslovne inteligencije.....	24
Slika 3: Radna površina softvera <i>Orange</i> .....	50
Slika 4: Primer funkcije predviđanja softvera <i>Orange</i> .....	51
Slika 5: Primer vizuelizacije podataka pomoću softvera <i>RapidMiner</i> .....	52
Slika 6: Primer <i>up-sell</i> i <i>cross-sell</i> preporuka.....	56
Slika 7: <i>Up-sell</i> analiza potrošačke korpe za narudžbinu 849608.....	57
Slika 8: <i>Cross-sell</i> analiza potrošačke korpe za narudžbinu 859608.....	57
Slika 9: Sekvencijalni intervali poverenja za testiranje efikasnosti preporuka.....	63

Slika 10: Okvir za dijalog za definisanje nivoa i atributa modela.....	69
Slika 11: Okvir za dijalog za definisanje vektora težinskih koeficijenata.....	69
Slika 12: Prikaz segmenta definisane hijerarhije modela.....	70
Slika 13: Težina kriterijuma dobijene AHP metodom.....	70
Slika 14: Radna površina softvera <i>Orange</i> .....	74
Slika 15: Učitavanje fajla sa podacima.....	75
Slika 16: Opis vrste i klase podataka i atributa.....	75
Slika 17: Tabela sa podacima projekta.....	76
Slika 18: Opis autlajera.....	76
Slika 19: Prikaz dobijenih asocijativnih pravila.....	78
Slika 20: Prikaz modela klasifikacije.....	79
Slika 21: Grafikon klasifikacije.....	80
Slika 22: Prikaz modela linearne projekcije.....	80
Slika 23: Linearna projekcija.....	81
Slika 24: Prikaz modela statistike atributa.....	82
Slika 25: Prikaz statistike prema atributu <i>Stabilnost</i> .....	82
Slika 26: Prikaz statistike prema atributu <i>Značajnost</i> .....	83
Slika 27: Prikaz statistike prema atributu <i>Visina</i> .....	83
Slika 28: Povezivanje podataka.....	84
Slika 29: Prikaz testiranja modela.....	84
Slika 30: Rezultati evaluacije modela.....	85
Slika 31: Apriori algoritam.....	86

Slika 32: Opcija softera za asocijativna pravila.....	87
Slika 33: Izbor opcije za unos podataka.....	87
Slika 34: Pregled varijable kupovine tekstila.....	88
Slika 35: Kreiran model za prikaz autlajera.....	89
Slika 36: Definisanje parametara <i>Support &amp; Confidence</i> .....	90
Slika 37: Kreiran model asocijativnih pravila u softveru <i>Orange Canvas</i> .....	90
Slika 38: Pregled zavisnosti asocijativnih pravila i promene parametara .....	91
Slika 39: Pregled parametara za 25 asocijativnih pravila.....	91
Slika 40: Pregled parametara za 10 asocijativnih pravila .....	92
Slika 41: Pregled parametara za 2 asocijativna pravila.....	92
Slika 42: Pregled vrednosti standardne devijacije sva četiri parametra .....	93
Slika 43: Operatori <i>RapidMinera</i> -a za pripremu podataka.....	97
Slika 44: Kreiran model asocijativnih pravila u <i>RapidMiner</i> -u.....	98

## Indeks tabela

Tabela 1: Prikaz plana realizacije istraživanja Doktorske disertacije.....	12
Tabela 2: <i>SWOT</i> analiza značaja poslovnog odlučivanja za poslovni subjekt.....	18
Tabela 3: Pregled organizacija koje se bave proučavanjem asocijativnih pravila.....	32
Tabela 4: Prikaz međunarodnih časopisa koji publikuju radove iz asoc. pravila.....	34
Tabela 5: Prikaz domaćih časopisa koji publikuju radove iz posl. inteligencije.....	35
Tabela 6: Prikaz radova iz asocijativnih pravila sortiranih prema relevantnosti.....	36
Tabela 7: Tacitno i eksplicitno znanje.....	39



Tabela 8: Početne osnove organizacionog znanja.....	43
Tabela 9: Uzorak iz stavki za narudžbinu.....	55
Tabela 10: Primer generisanog izlaza (određena polja).....	59
Tabela 11: Uzorak performansi proizvoda u ključnim pokazateljima.....	62
Tabela 12: Predlog skupova podataka za testiranje.....	65
Tabela 13: Matrica procene u parovima kriterijuma.....	67
Tabela 14: Standardna devijacija parametara <i>Support, Confidence, Lift, Leverage</i> .....	93
Tabela 15: Prikaz dobijenih asocijativnih pravila modela 1.....	94
Tabela 16: Prikaz dobijenih asocijativnih pravila modela 2.....	100

## **Biografija autora**

Kandidat Višnja Istrat je rođena 05.08.1985. godine u Zrenjaninu. Osnovnu školu “Vuk Karadžić” pohađa u Zrenjaninu i završava je kao vukovac. Zatim pohađa “Zrenjaninsku gimnaziju” društveno-jezičkog smera i završava je kao odličan učenik.

Tehnički fakultet “Mihajlo Pupin” Univerzitet u Novom Sadu pohađa u period 2005.–2009. godine na smeru Menadžment poslovnih komunikacija. Diplomira 2009. godine sa prosečnom ocenom 9.71, ocenom diplomskog rada 10, i dobija zvanje Diplomirani menadžer za poslovne komunikacije. Dvogodišnje Master studije iz Menadžmenta poslovnih komunikacija upisuje školske 2009/2010 godine na Tehničkom fakultetu “Mihajlo Pupin“. Uspešno ih završava 2012. godine sa prosečnom ocenom 9.79 i ocenom završnog rada 10. Dobija stručan naziv Diplomirani menadžer poslovnih komunikacija – master. Za vreme studija kandidat je bila dobitnik sledećih nagrada i stipendija: nagrade Univerziteta u Novom Sadu za postignut izuzetan uspeh u studiranju školske 2006/2007, 2007/2008 i 2008/2009 godine; nagrada Evropskog pokreta u Srbiji 2009. godine. Izabrana kao 1 od 200 najboljih studenata Srbije da provede mesec dana u zemljama Evropske unije; nagrade grada Zrenjanina za uspeh u studiranju; stipendista

Ministarstva prosvete, nauke i tehnološkog razvoja; stipendista Ministarstva omladine i sporta.

U periodu od 2010. do 2012. godine radi kao saradnik u nastavi na Univerzitetu u Novom Sadu, na Tehničkom fakultetu, gde učestvuje u izvođenju vežbi na osnovnim studijama. Bavi se naučno-istraživačkim radom i učestvuje u organizaciji dve međunarodne konferencije. Master akademske studije na smeru Menadžment i organizacija kandidat upisuje školske 2009/2010 godine na Fakultetu organizacionih nauka Univerziteta u Beogradu. Sa prosečnom ocenom 10 i ocenom Master rada 10, kandidat 2011. godine dobija zvanje Master inženjer organizacionih nauka, oblast menadžment i organizacija.

Kandidat obavlja šestomesečno stažiranje i trening u Evropskoj Komisiji u Briselu tokom 2012. godine, u Generalnom direktoratu za informaciono društvo i medije (Directorate-General Communications Networks, Content and Technology – DG CONNECT). Radi na pitanjima vezanim za strategiju Digitalne Agende za Evropu (Digital Agenda for Europe - DAE). Učestvuje u seminarima vezanim za Horizont 2020, najveći istraživački program EU.

Kandidat upisuje Doktorske akademske studije školske 2011/2012 godine na Fakultetu organizacionih nauka Univerziteta u Beogradu. Polaže sve planom i programom predviđene ispite sa prosečnom ocenom 10. Tokom doktorskih studija kandidat je kao stipendista Ministarstva nauke, prosvete i tehnološkog razvoja bila angažovana na projektu TR 35031 u Institutu za nuklearne nauke „Vinča“. Kandidat ima viši nivo znanja engleskog jezika, potvrđeno međunarodnim CAE (Certificate in Advanced English) sertifikatom Univerziteta Kembridž. Služi se nemačkim i italijanskim jezikom. Verifikacija naučnih doprinosa kandidata dokazana je listom publikacija objavljenih na naučno-stručnim konferencijama i u časopisima. Sledi lista publikovanih radova (izvod):

1. **Istrat, V.**, Lalić, N., „Association Rules as Decision Making Model in Textile Industry”, *Fibres and Textiles in Eastern Europe*, No. 4/2017, ISSN: 1230-3666, (IF = 0.566) (accepted for publication). M22

2. Sajfert, Z., Stanković, M., & **Istrat, V.** [2011]. Istraživanje uticaja emocionalne inteligencije lidera na produktivnost srpskih kompanija. *Industrija*, 39(2), pp. 169-183. M24
3. **Istrat, V.**, “Power of User Communities Affecting Decision-Making in Innovation Ecosystems”, *Open Innovation 2.0 Yearbook 2016*, European Commission, Directorate-General for Communication networks, content and technology, ISSN: 1977-7558, Doi: 10.2759/061731, pp. 59-64. M51
4. **Istrat, V.**, Matović, D., & Palibrk, M. [2016]. Application of business intelligence on the example of air traffic. *Info M*, 15(59), pp.39-43. M52
5. **Istrat, V.**, Stanisavljev, S., & Markoski, B. [2015]. The role of business intelligence in decision process modeling. *The European Journal of Applied Economics*, 12(2), pp. 44-52. M52
6. Sajfert, Z., Stanković, M., & **Istrat, V.** [2011]. The influence of organizational culture on the implementation of organizational changes in Serbian companies. *Tehnika*, 66(5), pp. 844-848. M52
7. **Istrat, V.**, Matović, D., Palibrk, M., „Association Rule Mining: Modern Business Approach”, XV International Symposium of Organizational Sciences – SymOrg 2016, 10-13 June, Zlatibor, Serbia, Conference Proceedings ISBN: 978-86-7680-326-2, pp. 195- 201. M33
8. **Istrat, V.**, “Creating a Decision Making Model Using Association Rules”, 6th International Conference on Information Society and Technology (ICIST 2016), 28th February- 2nd March 2016, Kopaonik, Serbia, Conference Proceedings Vol. 2, ISBN: 978-86-85525-18-6, pp. 321-326. M33
9. **Istrat, V.**, Jovičić, J., Arsovski, S., Drezgić, M., Bađok, D., “Economic Factors Affecting Business Decision Making”, 6th International Conference on Applied Internet and Information Technologies (AIIT), 3-4 June 2016, Bitola, Macedonia, Conference Proceedings ISBN-10: 9989-870-75-6, pp. 396-404. DOI: 10.20544/AIIT2016.48. M33
10. Salmelin, B., **Istrat, V.**, “Challenge of Open Innovation 2.0 for Human Resource Management”, XXV ISPIM Conference 2014, Dublin, Ireland, 8-11 June 2014 - ISBN 978-952-265-591-2, pp. 1-4. M33

11. **Istrat, V.**, Lalić, S., Palibrk, M., “Improvement of Model of Decision Making by Data Mining Methodology”, XIV International Symposium SymOrg 2014, 6-10 June 2014, Zlatibor, Serbia, Conference Proceedings ISBN: 978-86-7680-295-1, pp. 60-67. M33
12. **Istrat, V.**, Terek, E., Radojević, V., “Project of Implementation of Customer Relationship Management Strategy into Company”, 3rd International Symposium “Engineering Management and Competitiveness EMC 2013”, June 21-22, 2013, Zrenjanin, Serbia, Conference Proceedings ISBN: 978-86-7672-202-0, pp. 239-244. M33
13. Petrevska, M., Terek, E., **Istrat, V.**, Petrevska, Lj., “Leadership in the new business conditions”, 4th DQM international conference Life Cycle Engineering and Management ICDQM 2013, Belgrade, Serbia, 27-28 June 2013, Conference Proceedings ISBN: 978-86-86355-14-0, pp. 243-250. M33
14. Petrevska, Lj., **Istrat, V.**, Petrevska, M., Petrevski, B., Osmankač, N., “The preview of new EU action plan for environmental protection system until 2020”, 16th international conference Life Cycle Engineering and Management ICDQM 2013, Belgrade, Serbia, 27-28 June 2013, Conference Proceedings ISBN: 978-86-86355-14-0, pp. 231-236. M33
15. Petrevska, Lj., **Istrat, V.**, Petrevska, M., “The role of human resources in implementation of organizational changes”, 4th DQM international conference Life Cycle Engineering and Management ICDQM 2013, 27-28 June 2013, Belgrade, Serbia, Conference Proceedings ISBN: 978-86-86355-14-0, pp. 237-242. M33
16. **Istrat, V.**, “New Entrepreneurship as Challenge in Achieving Europe 2020 Targets”, 25th Bled eConference, eDependability: Reliable and Trustworthy eStructures, eProcesses, eOperations and eServices for the Future, Conference Proceedings, ISBN: 978-961-232-256-4, June 17-20, 2012, Bled, Slovenia, pp: 1-6. M33
17. Terek, E., Goševski, B., **Istrat, V.**, Đurin S., ‘Social Network Marketing’, II International Symposium Engineering Management and Competitiveness (EMC 2012), 22-23rd June 2012, University of Novi Sad, Zrenjanin, Conference Proceedings, ISBN: 978-86-7672-165-8, pp. 334-340. M33
18. Đukić, I., Petrevska, M., Terek, E., **Istrat, V.**, “The Influence of Development of Technologies to Touristics Location System Business”, 15th International Conference “Dependability and Quality Management”, 28-29 June 2012,

Belgrade, Serbia, ICDQM 2012, Conference Proceedings, ISBN: 978-86-86355-10-2, pp. 198-206. M33

19. Ivković, M., Milanov, D., Markoski, B., **Istrat, V.**, 'The Research of Companies Readiness for CRM Software Implementation', 30th International Conference on Organizational Science Development "Future Organization", 23-25<sup>th</sup> March 2011, Portorož, Slovenia, Conference Proceedings ISBN: 978-961-232-213-7, pp. 408-414. M33
20. Jokić, S., Pardanjac, M, **Istrat, V.**, Markoski, B., 'Individualization and Differentiation of Teaching Technical Education', International Conference on Information Technology and Development of Education ITRO 2011, Zrenjanin, 1st July, 2011, Conference Proceedings, ISBN 978-86-7672-134-4, pp. 359-365, COBISS.SR-ID 264605191, UDK 37.01:004(082). M33
21. Jokić, S., **Istrat, V.**, Pardanjac, M., Markoski, B., 'Levels of Learning at Schools', I International Symposium Engineering Management and Competitiveness (EMC 2011), June 24-25, 2011, Zrenjanin, Conference Proceedings, ISBN 978-86-7672-135-1, pp. 469-475, COBISS.SR-ID 264327431, UDK 005.7:338.45(082). M33
22. Đurin, S., **Istrat, V.**, Terek, E., 'Achieving Competence of Domestic Business Organization Through International Standard Implementation', I International Symposium Engineering Management and Competitiveness, (EMC 2011), June 24-25, 2011, Zrenjanin, Conference Proceedings, ISBN 978-86-7672-135-1, pp. 517-523, COBISS.SR-ID 264327431, UDK 005.7:338.45(082). M33
23. Vasić, D., **Istrat, V.**, Ratgeber, L, Nemec, P., Vasiljević, P., 'Successful Realization of the Change Management Concept', 2nd DQM International Conference 'Life cycle engineering and management ICDQM-2011', Belgrade, 29-30 June 2011, Conference Proceedings, ISBN 978-86-86355-06-5, pp. 81-88, COBISS.SR-ID 184392716. M33
24. **Istrat, V.**, Ivanković, Z., Vasić, D., Pecev, P., Ratgeber, L., 'Motivation as Significant Factor of Increasing Company's Efficiency', 2nd DQM International Conference 'Life Cycle Engineering and Management ICDQM-2011', Belgrade, 29-30 June 2011, Conference Proceedings, ISBN 978-86-86355-06-5, pp. 88-94, COBISS.SR-ID 184392716. M33
25. Petrevska, M., Petrevski, B., Jokić, S., **Istrat, V.**, 'Training and Development of Employees Trough an Electronic Learning', 14th DQM International Conference 'Quality Management and Dependability ICDQM-2011', 29-30 June

- 2011, Belgrade, Conference Proceedings ISBN 978-86-86355-05-8, pp. 702-712, COBISS.SR-ID 184399116. M33
26. Pecev, P., Petrevski, B., **Istrat, V.**, Petrevska, M, Đukić, I., ‘R.A.T.S. – Remote Access Terminal Service’, X International Conference ETAI 2011, 16-20 September 2011, Ohrid, Macedonia, ISBN 978-608-65341-0-3, pp: 1-5, COBISS. MK -ID 89249034. M33
27. Terek, E., Nikolić, M., **Istrat, V.**, ‘Public Relations in Function of Creating a Positive Company Image’, I International Conference ‘Process Technology and Environmental Protection’, Zrenjanin, 7th December 2011, Conference Proceedings ISBN: 978-86-7672-152-8, pp. 386-391. M33
28. **Istrat, V.**, Matović, D., “Project of Implementation of Association Rules by Software RapidMiner”, XLIII Symposium on Operational Research SYM-OP-IS 2016, 20-23 September 2016, Tara, Serbia, Conference Proceedings ISBN: 978-86-335-0535-2, pp. 453-457. M63
29. **Istrat, V.**, Lalić S., Palibrk, M., “The Application of Association Rules in Modern Decision Making”, XLI Symposium on Operational Research SYM-OP-IS 2014, 16-19 September 2014, Divčibare, Serbia, Conference Proceedings ISBN: 978-86-7395-325-0, pp. 227-232. M63
30. **Istrat, V.**, Lalić, S., “Application of Data Mining in Customer Relationship Management”, XL Symposium on Operational Research SYM-OP-IS 2013, 9-12 September 2013, Zlatibor, Serbia, Conference Proceedings ISBN: 978-86-7680-286-9, pp. 469-474. M63
31. **Istrat, V.**, Pecev, P., Proceedings Milošević, Z., VII International conference “Management in sport”, Conference, 8 June 2012, Belgrade, Serbia, ISBN: 978-86-86197-32-0, pp. 203-211. M63
32. Beravs, V., Pecev, P., Vasiljević, P., **Istrat, V.**, Petrevski, B., ‘Usage of Social Networks in Basketball Data Gathering’, 6th International Symposium Technology ‘Informatics and Education for Learning and Knowledge Society’, Technical Faculty Čačak, 3-5 June 2011, Conference Proceedings, Vol. 1, pp. 798-804, UDK 004.9:796/799. M63
33. Pecev, P., Petrevski, B., Petrevska, M., **Istrat, V.**, Milošević, Z., ‘ASH Backup Subsystem – Extension of HEFES Administrator subsystem’, XVII Conference and Exhibition ‘YU INFO’, Kopaonik 03-06 March, 2011, Conference Proceedings ISBN 978-86-85525-08-7, pp. 653-658. M63

## Изјава о ауторству

Име и презиме аутора Вишња Истрат \_\_\_\_\_

Број индекса 5003/2011 \_\_\_\_\_

### Изјављујем

да је докторска дисертација под насловом

“Унапређење модела пословног одлучивања системом асоцијативних правила”

---

---

- резултат сопственог истраживачког рада;
- да дисертација у целини ни у деловима није била предложена за стицање друге дипломе према студијским програмима других високошколских установа;
- да су резултати коректно наведени и
- да нисам кршио/ла ауторска права и користио/ла интелектуалну својину других лица.

**Потпис аутора**

У Београду, 07.06.2017. године

---





## Изјава о коришћењу

Овлашћујем Универзитетску библиотеку „Светозар Марковић“ да у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду унесе моју докторску дисертацију под насловом:

“Унапређење модела пословног одлучивања системом асоцијативних правила”

---

---

која је моје ауторско дело.

Дисертацију са свим прилозима предао/ла сам у електронском формату погодном за трајно архивирање.

Моју докторску дисертацију похрањену у Дигиталном репозиторијуму Универзитета у Београду и доступну у отвореном приступу могу да користе сви који поштују одредбе садржане у одабраном типу лиценце Креативне заједнице (Creative Commons) за коју сам се одлучио/ла.

1. Ауторство (CC BY)
2. Ауторство – некомерцијално (CC BY-NC)
- 3.** Ауторство – некомерцијално – без прерада (CC BY-NC-ND)
4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима (CC BY-NC-SA)
5. Ауторство – без прерада (CC BY-ND)
6. Ауторство – делити под истим условима (CC BY-SA)

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци.  
Кратак опис лиценци је саставни део ове изјаве).

**Потпис аутора**

---

У Београду, 07.06.2017. године

1. **Ауторство.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце, чак и у комерцијалне сврхе. Ово је најслободнија од свих лиценци.

2. **Ауторство – некомерцијално.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела.

3. **Ауторство – некомерцијално – без прерада.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела. У односу на све остале лиценце, овом лиценцом се ограничава највећи обим права коришћења дела.

4. **Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада.

5. **Ауторство – без прерада.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела.

6. **Ауторство – делити под истим условима.** Дозвољаваате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада. Слична је софтверским лиценцама, односно лиценцама отвореног кода.