

Nabor atributov za opisovanje medorganizacijske prodaje

¹Marko Bohanec, ²Mirjana Kljajc Borštner, ³Marko Robnik Šikonja

¹Salvirt, d. o. o., Dunajska cesta 136, 1000 Ljubljana

²Univerza v Mariboru, Fakulteta za organizacijske vede, Kidričeva 55a, 4000 Kranj

³Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko, Večna pot 113, 1000 Ljubljana

Marko.Bohanec@salvirt.com; Mirjana.Kljajc@fov.uni-mb.si; Marko.RobnikSikonja@fri.uni-lj.si

Izvleček

Za rešitve na področju odkrivanja znanja in podpore odločanju potrebujemo celovit opis konkretne domene raziskovanja, pri čemer si pomagamo z naborom atributov, ki vsebinsko odražajo značilnosti proučevane domene. V članku se osredinjamo na sestavo nabora atributov, ki vsebinsko opisujejo medorganizacijsko prodajo. Čeprav je člankov na to temo dokaj malo, smo uspeli sestaviti seznam z več kot osemdesetimi atributi, razvrščenimi v pet različnih skupin. Takšen nabor služi kot izhodišče za gradnjo modela za analizo medorganizacijske prodaje s pomočjo tehnik strojnega učenja. Glede na splošnost nabora ga je v praksi priporočljivo dopolniti z atributi, ki odražajo posebnosti prodaje v konkretnem podjetju. Na praktičnem primeru pokažemo pomembnost atributov, pridobljeno s strojnimi ocenjevanjem njihove kakovosti s stališča vpliva na zaključevanje poslov.

Ključne besede: medorganizacijska prodaja, strojno učenje, modeliranje atributov, odkrivanje znanja, inženiring znanja.

Abstract

A collection of attributes describing business-to-business (B2B) sales

The key element for any solution in knowledge discovery and decision support is the appropriate description of a particular field or domain. A powerful set of attributes (features, descriptors) is needed to secure descriptions of individual cases, which are as complete as possible. We created a list of attributes referenced in academic papers describing business-to-business sales opportunities. Furthermore, we collected a comprehensive list of more than 80 attributes divided into 5 different categories. This list serves as a starting point for B2B sales analyses using machine learning techniques. Given the generality of the list, it is open to further additions of attributes reflecting the specifics of sales organizations. We demonstrated the usability of the list with machine learning-based feature evaluation to assess the impact of attributes on sales opportunities outcomes.

Keywords: business-to-business, B2B, machine learning, attribute modeling, knowledge discovery, knowledge engineering.

1 UVOD

Delovanje metod strojnega učenja je odvisno od kakovosti vhodnih podatkov, opisanih z atributi oz. njihovimi vrednostmi. V članku se osredinjamo na medorganizacijsko (business-to-business, B2B) prodajo, zato nas zanima seznam atributov, ki vsebinsko opisujejo prodajne priložnosti. Medorganizacijska prodaja je zaradi bolj formaliziranih nakupnih procesov kompleksnejša od prodaje končnim kupcem posameznikom (v tuji literaturi označena kot business-to-consumer, B2C). Pri pregledu akademske literature nismo našli preglednega nabora atributov, ki bi opisovali medorganizacijsko prodajo. Podobno neugoden rezultat smo dobili pri iskanju B2B učne množice na portalu UCI Machine Learning Repository, na katerem je sicer (trenutno) na voljo 335 učnih množic z različnih področij. To nas je motiviralo, da sami se-

stavimo nabor znanih atributov in ga dopolnimo s svojimi predlogi. S pomočjo spletnih iskalnikov, specializiranih za akademsko literaturo, smo pregledali veliko akademskih člankov in raziskav. Zgrajeni nabor atributov omogoča kakovosten zapis ključnih značilnosti poslovnih priložnosti ter uporabo tehnik strojnega učenja pri iskanju odgovorov na raziskovalna vprašanja. Dobljena spoznanja bomo kot povratne informacije posredovali prodajalcem v pomoč pri njihovih aktivnostih ter pri določanju prioritet med odprtimi prodajnimi priložnostmi.

Prispevek je vsebinsko povezan s širšo raziskavo modeliranja medorganizacijske prodaje s pomočjo tehnik strojnega učenja. V tem članku ne obravnavamo širšega konteksta, temveč se osredinjamo predvsem na zbiranje relevantnih atributov. Več o

širši raziskavi je na voljo v objavah Bohanec, Kljajić Borštnar, Robnik-Šikonja (2015a, 2015b in 2015c) ter v Bohanec (2014a in 2014b).

2 METODOLOGIJA

Preiskali smo akademske zbirke člankov s ciljem identifikacije prispevkov, ki opisujejo pridobivanje medorganizacijskih poslov, industrijskih projektov, vlogo medsebojnih odnosov v medorganizacijskem trgovanju in prejšnjih poizkusov opisovanja prodajnih priložnosti. Prav tako smo upoštevali mnenja in predloge izkušenih strokovnjakov s področja prodaje z namenom dopolnitve akademskih virov s praktičnimi izkušnjami. Ocenjevanje atributov smo opravili na praktičnem primeru.

2.1 Pregled literature

Raziskavo, ki jo je opravil Monat (2011), smo prepoznali kot najpomembnejši pregled dosedanjega dela na področju medorganizacijske prodaje. Poleg sistematiziranega seznama atributov in vplivnih faktorjev je bila ena izmed ključnih ugotovitev dejstvo, da »obstaja presenetljivo pomanjkanje literature o opisovanju medorganizacijskih prodajnih priložnosti ter da še ni prevladujoče in poenotene teorije – še več, podatki, ki bi podkrepili dosedanje raziskave, skoraj ne obstajajo« (Monat, 2011, str. 179). Ta ugotovitev je bila potrjena z identifikacijo osnovne pomanjkljivosti obstoječih modelov, namreč, da niso utemeljeni v preverljivih teoretičnih izhodiščih in da tudi niso bili ovrednoteni. Sistematizacija skupin atributov iz Monatove raziskave atributov služi v tem prispevku kot pomembno izhodišče.

Pomembno raziskavo na področju kompetenc za uspešnost v prodaji je opravil Churchill (1985). Kasnejša študija (Verbeke in sod., 2011) nadgrajuje Churchillovo študijo in klasifikacijsko shemo prodajnih determinant, ki jo je razvil Walker (1977). Glede na izsledke teh raziskav izkazujejo pomembno povezanost z uspešnostjo v prodaji te značilnosti: poznavanje in obvladovanje prodajnih veščin, stopnja prilagodljivosti posameznika, (ne)jasnost delovnega mesta (negativno korelirano), kognitivna sposobnost posameznika in delovna aktivnost. S perspektive naše raziskave jih lahko združimo v dve skupini: kompetence posameznega prodajalca in značilnosti organizacije podjetja.

D'Haen in Van den Poel (2013) sta predlagala model, ki generira seznam zainteresiranih podjetij,

ki jih je potencialno najlažje nadgraditi v prodajne priložnosti in v nadaljevanju tudi v dobljene posle, torej v nove stranke. Model želi pomagati prodajalcem, ki v praksi uporabljajo lastna pravila za izbiro priložnosti, na katere se bodo osredinili. Predlagani model poskuša standardizirati proces pridobivanja strank in poudarja njegovo iterativno naravo.

Rieg (2010) je v svoji raziskavi identificiral negotovost, ki izvira iz zunanjega poslovnega okolja, kot pomemben razlog, zakaj ni videti izboljšav napovedne točnosti prodajnih izidov, čeprav se tako statistične metode kot tudi sposobnost organizacijskega učenja neprestano izboljšujejo. Njegove ugotovitve povzemamo v atributu, ki opisuje stabilnost zunanjega poslovnega okolja.

Zallico in sod. (2009) so predstavili kvalitativno študijo kriterijev uspešnosti prodaje, opravljeno s pomočjo intervjujev. Predlagana je bila metoda organiziranosti merjenja uspešnosti, ki primerja učinkovitost/izkoristek z internimi in zunanjimi kriteriji. S tem so želeli upoštevati kompleksnost različnih dimenzij (prodajna šolanja, obnašanje itd.). Njihova raziskava je pokazala na razkorak med performančnimi atributi, na katere so osredinjene raziskovalci, in tem, kar se v resnici dogaja v realnem svetu prodaje.

Ng in Liu (2000) sta kot del raziskave zbrala seznam atributov, ki sta jih identificirala kot pomembne indikatorje prodajnih priložnosti. Njuna motivacija je bila preprečiti pojav viška podatkov ob hkratnem pomanjkanju informacij (angl. data overload but information starvation). Tudi mi k problemu pristopamo s podobno motivacijo, saj želimo najti ravnotežje med zbiranjem podatkov in sposobnostjo prenosa dobljenih spoznanj nazaj v učni cikel organizacije.

Duran (2008) je predstavil pristop k napovedovanju poslovnega izida na podlagi porazdelitve verjetnosti zapiranja prodajnih priložnosti. V svoj model je vključil šum v podatkih in opredelil negotovost vhodnih informacij kot način izboljšanja napovedi. To spoznanje je koristno tudi pri gradnji modela strojnega učenja.

Lee in sod. (2011) so razvili mehanizem sklepanja, ki temelji na podobnosti primerov. Ideja uporablja faktorje vpliva (v našem primeru attribute) v vlogi inteligentnih agentov, ki spremljajo in poročajo o opaženih spremembah vrednosti drugim, povezanim agentom. Ta mehanizem so uporabili za analizo prodajnih priložnosti in kreirali zanimiv seznam atributov.

3 MEDORGANIZACIJSKI PRODAJNI ATRIBUTI

Zbrane attribute smo pregledali in jih razvrstili v pet skupin, ki odražajo skupne značilnosti in tako omogočajo lažje razumevanje. Atributi opisujejo prodajne priložnosti sistematično in razumljivo ter tako ohranjajo transparentnost in zaupanje v predlagani pristop. Naš končni cilj je izgradnja modela, ki ga bodo uporabljali vodje, napovedovalci poslovnega izida in predvsem prodajalci za lažje prepoznavanje značilnosti prodajnega procesa, zato želimo zgraditi razumljivo in kakovostno rešitev, sprejemljivo za različne uporabnike (Smith in Mentzer, 2010).

Kakovostna faza priprave podatkov je pomembna tudi iz drugih razlogov (Maaß in sod., 2014):

- Dober pristop k pripravi podatkov lahko razkrije pomembne skrite informacije in ob tem zniža stopnjo variance in negotovosti.
- Napovedni algoritmi nimajo nadzora nad kakovostjo podatkov (predstavljenih z atributi) in jih morajo sprejeti kot vir napak.
- Izbor pravih metod za pripravo podatkov je odvisen od spoznanj in znanj, ki jih pridobimo v procesu priprave podatkov in z uporabo učnih algoritmov.
- Prednost tehnik strojnega učenja v primerjavi z drugimi tehnikami napovedovanja je v razkritju bolj kompleksnih vzorcev, vendar zato potrebujemo attribute na vsebinsko smiselnem nivoju, da se izognemo šumu v podatkih in nezaupanju uporabnikov (Alvarado-Valencia in Barrero, 2014).

Predlagamo razdelitev atributov na pet glavnih skupin:

1. stanje stranke: opisuje ekonomsko stanje stranke;
2. posamični prodajalec: opisuje značilnosti prodajalca/-ke;
3. interno: opisuje interno interpretacijo prodajne priložnosti;
4. poslovni odnos: opisuje nianse v medorganizacijskem poslovnem odnosu;
5. zunanji: opisuje stabilnost zunanjega ekonomskega okolja.

V nadaljevanju tabelarično predstavljamo attribute po posameznih kategorijah.

3.1 Stanje stranke

Tabela 1: **Atributi, ki opisujejo stranko oz. podjetje, ki kupuje**

Opis atributa	Vrednosti	Avtorji
Avtoriteta za podpis pogodbe	Nizka; Srednja; Visoka	Monat
Velikost posla	Nenegativno Realno število	D'Haen in V. den Poel; Lee in sod.
Število zaposlenih	Naravno število	D'Haen in V. den Poel
Zaposlenih na lokaciji	Naravno število	D'Haen in V. den Poel
Tip industrije	Std. kategorije	Bohanec
Prihodki podjetja	Realno število	D'Haen in V. den Poel
Ime priložnosti	Niz	Bohanec
Konkurenca	NA; Ne; Da	Monat; Duran
Izvozni indikator	Ne; Da	D'Haen in V. den Poel
Proizvodni indikator	Ne; Da	D'Haen in V. den Poel
Javno zasebno partnerstvo	Ne; Da	D'Haen in V. den Poel
Pravna koda	Std. kategorije	D'Haen in V. den Poel
Malo podjetje	Ne; Da	D'Haen in V. den Poel
Fortune_1000_ indikator	Ne; Da	D'Haen in V. den Poel
Neprofitni indikator	Ne; Da	D'Haen in V. den Poel
Fransiza	Ne; Da	D'Haen in V. den Poel
Uporaba zunanjih storitev	Ne; Da	Bohanec
Sredstva planirana	Ne; Da	Duran; Monat
Formalni razpis	Ne; Da	Bohanec
Zahteva za informacijo	Ne; Da	Bohanec
Zahteva za ponudbo	Ne; Da	Bohanec
Rast stranke	Krčenje; Upočasnitev; Stabilna; Rast; Hitra rast	Bohanec
Sprejetje odločitve	Hitra; Normalna; Pogajanjih; Neznana	Duran; Monat
Ožji izbor	Ne; Da	Duran
Pilotna postavitev planirana	Ne; Da	Duran
Pilot izveden	Ne; Da	Bohanec
Ustno potrdilo izbora	Ne; Da	Duran
Pisno potrdilo izbora	Ne; Da	Duran
Nezadovoljstvo stranke izrečeno	Ne; Da	Monat
Pozitivne izjave izrečene	Ne; Da	Monat
Plačilo	Težave v preteklosti; Nestandardni pogoji; Brez težav	Lee in sod.
Lokacija	Oddaljena; Urbana; Poslovni center	Bohanec

3.2 Posamični prodajalec

Tabela 2: **Atributi, ki opisujejo konkretnega prodajalca**

Opis atributa	Vrednosti	Avtorji
Tehnično znanje	Nizko; Srednje; Visoko	Zallocco in sod.
Predstavitvene veščine	Nizko; Srednje; Visoko	Zallocco in sod.
Komunikacijske veščine	Nizko; Srednje; Visoko	Zallocco in sod., Verbeke in sod.
Veščina poslušanja	Nizko; Srednje; Visoko	Zallocco in sod., Verbeke in sod.
Timsko delo	Slabo; Srednje; Močno	Zallocco in sod.
ID prodajalca/-ke	Ime prodajalca/-ke	Bohanec
Pretekli rezultati	Pod pričakovanji; V skladu s pričakovanji; Presega pričakovanja	Verbeke in sod.
Prilagodljivost	Zelo počasna; Počasna; Hitra	Verbeke in sod., Piercy
Ujemanje oseba – delovno mesto	Neusklajenost; Sprejemljivo; Dobra usklajenost	Verbeke in sod.

3.3 Interni atributi

Tabela 3: **Atributi, ki opisujejo interni pogled podjetja na prodajno priložnost**

Opis atributa	Vrednosti	Avtorji
ID priložnosti	Edinstven niz	Bohanec
Izvor priložnosti	Priporočilo; Dogodek; Skupna preteklost; Spletni obrazec; Pošta	Monat
Status stranke	Obstoječa; Nova; Pretekla	Monat
Naše razumevanje posla stranke	Nizko; Srednje; Visoko	Piercy
ID produkta/storitve	Koda produkta	Bohanec
Dni v najdaljši prodajni fazi	Naravno število	Bohanec
Najdaljša faza	1; 2; 3; 4 (ali več)	Bohanec
Odstotek popusta	Število	Bohanec
Segment stranke	Določeni segmenti	Bohanec
Tveganost projekta	Nizka; Srednja; Visoka	Lee in sod.
Tip pogodbe	Čas in izroček; Fiksna cena; Mesečni obrok; Letno predplačilo	Lee in sod.
Težavnost implementacije	Zahtevno; Običajno; Nezahtevno	Lee in sod.
Jasnost pričakovanj	Nizka; Vprašanja; Jasno	Lee in sod.
Vpliv na naslednje priložnosti	Nizka; Referenca; Pomembno	Lee in sod.
Razpoložljivost virov	Ne dovolj; Nekaj izzivov; Razpoložljivi	Lee in sod.
Pričakovani zaslužek	< 10 %; 10–20 %; 20–30 %; > 30 %	Lee in sod.
Izvedba posla	Brez težav; Previdnost nujna; Težka izvedba; Zelo težka izvedba	Lee in sod.
Strateška pomembnost posla	Nepomemben; Povprečno pomemben; Zelo pomemben	Lee in sod.
Finančna smiselnost	Ni dober posel; Nizka marža; Nizek prihodek; Smiselno	Lee in sod.
Indeks prodajne priložnosti (percepcija o statusu te priložnosti)	Rdeč; Oranžen; Rumen; Zelen	Lee in sod.
Obstoj ključnega dogodka za podpis pogodb	Ne; Da	Bohanec
Ime partnerja	Niz	Bohanec
Status partnerja	Osnovni; Srebrni; Zlati	Bohanec
Ocena partnerja	Slab; Povprečen; Močan	Bohanec
Hitrost razvoja posla	Običajal; Počasna; Normalna; Hitro	Bohanec
Vpliv na druge kupce	Nizko; Srednje; Visoko	Ng in sod.
Prodaja drugih produktov	Ne; Da	Bohanec
Prodaja večje količine istega produkta	Ne; Da	Bohanec

3.4 Medsebojni odnosi

Tabela 4: **Atributi povezani s kvaliteto medsebojnega odnosa med prodajalcem in kupcem**

Opis atributa	Vrednosti	Avtorji
Definiranost razlogov	Je ni; Slaba; zbiranje informacij; Da	Monat
Kupec jasno izrazi pričakovane prednosti	Ne; Nekatere; Solidno; Zelo Dobro	Bohanec
Kupec zagotavlja informacije	Ne; Delno; V celoti	Monat
Pogajanja	Enostavna; Zmerna; Težka	Duran
Poznavanje ponudnika	Ne; Da	Monat
Interni odnos do stranke	Slaba stranka; Normalno; Prvi posel; Strateška stranka	Lee in sod.

3.5 Zunanji dejavniki

Tabela 5: **Atributi, ki opisujejo zunanje dejavnike**

Opis atributa	Vrednosti	Avtorji
Stabilnost trga	Nizko; Srednje; Stabilno	Rieg
Stabilnost zunanjih dobav	Nizko; Srednje; Stabilno	Bohanec
Stabilnost infrastrukturne podpore	Nizko; Srednje; Stabilno	Bohanec
Razvrstitev države (npr. OECD)	Nizko; Srednje; Visoko	Robnik-Šikonja
Obrestne mere	Nizke; Normalne; Visoke; Zelo visoke	Robnik-Šikonja
Regijska stabilnost	Nestabilno; Nekaj problemov; Stabilno	Bohanec
Kupna moč (v primerjavi s povprečjem v EU)	Nižja; Na povprečju; Višja	Bohanec
Trend EUR – USD	EUR pada; Stabilno; EUR raste	Bohanec

Predstavljeni nabor atributov (tabele 1 do 5) služi kot izhodišče podjetjem, ki bi želela zgraditi lastno učno množico na podlagi preteklih prodajnih priložnosti in zgraditi model napovedovanja uspešnosti zaključevanja novih priložnosti. Za konkretno podjetje na podlagi izbire njihovih strokovnjakov iz ponujenega nabora oblikujemo krajši seznam atributov, ki smiselno opisujejo prodajne značilnosti podjetja. Po izkušnjah je to dvajset do trideset atributov, lahko pa tudi manj. Pričakovati je, da bodo sezname atributov med različnimi podjetji dokaj različni. Pri tem je pomembno, da ni treba iskati konsenza o dodani vrednosti posameznega atributa, saj bodo vrednotenje opravile metode strojnega učenja na podlagi preteklih poslovnih priložnosti, opisanih

z izbranimi atributi. Ko bo neki atribut postal napovedno pomemben, bodo to metode za ocenjevanje atributov prepoznale.

3.6 Prikaz uporabe atributov

Na preprostem primeru bomo pokazali, kako lahko uporabimo zbrane attribute za gradnjo modela medorganizacijske prodaje in za njegovo praktično ovrednotenje. Naš cilj je razvrščanje atributov po pomembnosti s stališča uspešnosti zaključevanja poslov. V praksi se namreč pogosto pojavi težava, ko imajo posamezni prodajalci različno razumevanje, kaj največ prispeva k uspešnosti zapiranja posla. To posledično pomeni, da zaradi odsotnosti enotnega (in nepristranskega) razumevanja prodajnega procesa prodajne aktivnosti lahko potekajo na področjih, ki imajo nizek vpliv na končno uspešnost.

Najprej oblikujemo smiseln seznam atributov, ki opisuje prodajo in prodajni proces v konkretnem podjetju. V prvem koraku prodajalci in vodstvo podjetja pregledajo nabor atributov (npr. iz tabel 1 do 5) ter tako oblikujejo izhodiščni seznam atributov glede na to, kaj podjetje prodaja in kako. V drugem koraku poskušajo v razpravi odkriti še kakšen atribut, ki je specifičen za konkretno podjetje, ter ga dodajo na seznam. Prodajalci in vodstvo bodo uporabljali attribute pri pomembnih odločitvah, zato je pomembno, da pomen atributov in njihove vrednosti pri vnašanju v sistem CRM vsi razumejo enako (zmanjšanje šuma v podatkih). Nadaljujemo z gradnjo učne množice na podlagi preteklih priložnosti z znanim izidom (uspešno, neuspešno). V tabeli 6, v kateri zaradi preglednosti predstavljamo le del učne množice, je izid označen v stolpcu »Signed« na desni strani. Ker želimo s pomočjo modela razbrati tiste attribute, ki najbolj vplivajo na uspešen zaključek, je treba pri gradnji učne množice poskrbeti, da sta oba izida dovolj zastopana. V tej fazi gre za opisovanje prodajnih priložnosti za nazaj, zato naj jih opisujejo prodajalci, ki res vsebinsko dobro poznajo konkretne posle.

Praksa kaže, da modeli strojnega učenja že po nekaj desetih zbranih primerih preteklih priložnosti pokažejo dobre napovedne rezultate, ki se s številom kakovostnih učnih primerov še izboljšujejo. Tako prodajalci dokaj hitro dobijo povratno informacijo, kar jih motivira za trud pri gradnji učne množice.

Tabela 6: **Delni prikaz nabora atributov na primeru učne množice (v orodju Orange)**

Client_growth	Need_defined	Competitors	Prospect_authority	Product	Pilot	Signed
Fast_Growth	Yes	No	High	A	No	YES
Fast_Growth	Yes	No	High	B	No	YES
Fast_Growth	Yes	No	Mid	AB	Yes	NO
Fast_Growth	Yes	Yes	High	AB	Yes	YES
Fast_Growth	Yes	No	High	D	Yes	YES
Growth	Info_Gathering	No	Mid	A	No	NO
Growth	No	Yes	High	A	No	NO
Growth	Yes	No	Mid	AB	No	NO
Growth	Yes	No	High	A	Yes	YES
Growth	Info_Gathering	Yes	High	B	Yes	NO
Growth	Yes	No	High	E	Yes	YES
Growth	Yes	No	High	AB	Yes	YES
Growth	Info_Gathering	No	Mid	A	Yes	NO
Growth	Yes	No	High	F	No	YES

Na podlagi zgrajene učne množice lahko izvedemo ocene kakovosti posameznih atributov in jih razvrstimo po vplivu atributov na izid. Za ta namen smo uporabili orodje Orange (orange.biolab.si), ki omogoča uporabo različnih tehnik strojnega učenja. V tabeli 7 smo za ocenjevanje atributov uporabili algoritem ReliefF, ki lahko prepozna pogojne odvisnosti med atributi, je robusten glede šuma in dobro deluje tudi pri sorazmerno majhnem številu primerov. Poleg tega imajo ocene vrednosti naravno interpretacijo (Robnik-Šikonja in Kononenko, 2003).

Iz table 7 razberemo, da vrhnjih šest atributov (ocena > 0.10) vsebuje večino informacije in da so ostali manj pomembni za razumevanje prodajnega procesa. Manjše končno število atributov povečuje

razumljivost in izboljšuje razlago modelov naučenih na podlagi teh podatkov. Ko imamo v učni množici več sto primerov in se razvrstitev atributov ne spreminja več bistveno z dodajanjem novih učnih primerov, lahko odstranimo manj pomembne attribute iz učne množice brez vpliva na uspešnost napovedovanja. To je pomembno spoznanje, saj želimo zbirati le dejansko koristne attribute.

Zaradi sprememb dinamike na trgu se lahko pojavi »premik koncepta« (angl. concept drift). Zato je treba neprestano opazovati spremembe pomembnosti atributov in nove attribute, ki bi jih bilo smiselno spremljati, da lahko kakovostno opišemo spremembe na trgu in v prodajnem procesu.

4 SKLEP

Namen prispevka je predvsem pregled dosedanjega akademskega dela na področju atributov, ki opisujejo medorganizacijsko prodajo (B2B). Vsebinsko gledano je področje medorganizacijske prodaje zelo odvisno od konkretnega prodajnega konteksta in »mehko« v smislu sposobnosti prodajnih ekspertov, da formulirajo prodajne attribute in njihove vrednosti. Ker je v realnosti pri napovedovanju uspešnosti prodaje veliko odvisno od konkretnih okoliščin posla, morajo biti v gradnjo seznama atributov vključeni prodajni eksperti iz ciljnega podjetja. McCarthy Bryne in sod. (2011) so pokazali, da imajo prodajalci kakovosten vpogled v proces prodaje, kar koristi razumevanju in napovedovanju prodajnega izida, vendar mora poslovodstvo njihov prispevek ustrezno obravnavati, nagraditi in podpirati. Da bi se izognili težavam, ki izhajajo iz nezaupanja, mora vodstvo oblikovati

Tabela 7: **Razvrščanje atributov po pomembnosti z algoritmom ReliefF (v orodju Orange)**

	Attribute	#	ReliefF
1	Prospect_authority	2	0.622
2	Extr_stabil	3	0.225
3	Existing_client	2	0.162
4	Cntr_type	3	0.143
5	Imp_nxt_oppt	3	0.131
6	Need_defined	5	0.130
7	Client_growth	4	0.040
8	Product	8	0.027
9	Sales_veloc	4	-0.036
10	Budg_allc	2	-0.050
11	Competitors	3	-0.065
12	Source	5	-0.071
13	Pilot	2	-0.071
14	External_svcs	2	-0.091

pozitivno vzdušje in spodbujati prodajalce, da sodelujejo v razpravi in delijo spoznanja na podlagi modelov strojnega učenja že od samega začetka vpejljave podpore medorganizacijski prodaji v podjetje. Tak kreativen in iterativen proces lahko prinese nove attribute, ki jih dodamo na seznam ključnih atributov in na katerih se ponovi celoten postopek z namenom prepoznavanja njihove dodane vrednosti.

Prispevek je nadgrajeni prevod prispevka v angleškem jeziku, pripravljenega za 34. konferenco FOV v Portorožu, marca 2015.

5 LITERATURA

- [1] Alvarado-Valencia J. A., Barrero L. H. (2014). Reliance, Trust and Heuristics in Judgmental forecasting, *Computers in Human Behavior* 36, str. 102–113.
- [2] Bohanec M., Kljajić Borštnar, M., Robnik-Šikonja, M. (2015a). *Integration of machine learning insights into organizational learning*. V Proceedings of 28th Bled eConference, Bled, Slovenia.
- [3] Bohanec, M., Kljajić Borštnar, M., Robnik-Šikonja, M. (2015b). *Feature subset selection for B2B sales forecasting*. V Proceedings of 13th SOR Conference, Bled, Slovenia.
- [4] Bohanec, M., Kljajić Borštnar, M., Robnik-Šikonja, M. (2015c). *Machine learning data set analysis with visual simulation*. V Proceedings of 27th International Conference on Systems Research, Informatics and Cybernetics, Baden-Baden, Germany.
- [5] Bohanec, M. (2014a). *Modeling knowledge for reducing opportunity based forecasting error in B2B scenario with help of machine learning methods*. V Proceedings of 33rd Conference of Organizational science developments, Portorož, Slovenia.
- [6] Bohanec, M. (2014b). *Reducing sales forecast error by leveraging machine learning techniques for B2B opportunity-based forecasting*. V Proceedings of 27th Bled eConference, Bled, Slovenia.
- [7] D'Haen, J., Van der, Poel (2013). Model-supported business-to-business prospect prediction based on an iterative customer acquisition framework, *Industrial Marketing Management*, Vol. 45, str. 544–551.
- [8] Duran, R. E. (2008). *Probabilistic Sales Forecasting for Small and Medium-Size Business Operations*. V Soft Computing application in Business, str. 129–146.
- [9] Lee, N., Bae, J. K., Koo, C. (2011). *A case-based reasoning based multi-agent cognitive map inference mechanism: An application to sales opportunity assessment*. Information Systems Frontiers, Springer.
- [10] McCarty Byrne, T. M., Moon, M. A., Mentzer, J. T. (2011). Motivating the industrial sales force in the sales forecasting process, *Industrial Marketing Management*, Vol. 40, str. 128–138.
- [11] Maaß, D., Spruit, M., de Waal, P. (2014). *Improving short-term demand forecasting for short-life consumer products with data mining techniques*, Decision Analytics 1:4, Springer Open Journal.
- [12] Monat, J. P. (2011). Industrial sales lead conversion modeling, *Marketing Intelligence & Planning* Vol. 29. No. 2, 2011, str. 178–194.
- [13] Ng, K., Liu, H. (2000). Customer Retention via Data Mining, *Artificial Intelligence Review* 14, str. 569–590.
- [14] Piercy, N. F. (2010). Evolution of strategic sales organizations in business-to-business marketing, *Journal of Business & Industrial Marketing* 25/5, str. 349–359.
- [15] Rieg, R. (2010). Do forecasts improve over time?, *International Journal of Accounting and Information Management* Vol. 18, No. 3, str. 220–236.
- [16] Robnik-Šikonja, M., Kononenko, I. (2003). Theoretical and Empirical Analysis of Relief and RRelief, *Machine Learning Journal*, 53, str. 23–69.
- [17] Verbeke, W., Dietz, B., Verwaal, E. (2011). Drivers of sales performance: a contemporary meta-analysis. Have sales people become knowledge brokers?, *Journal of the Academy of Marketing Science*, 39, str. 407–428.
- [18] Smith, C. D., Mentzer, J. T. (2010). Forecasting task-technology fit: The influence of individuals, systems and procedures on forecast performance, *International Journal of Forecasting*, 26.
- [19] Zallocco, R., Bolman Pullins, E., Mallin, M. L. (2009). A re-examination of B2B sales performance, *Journal of Business & Industrial Marketing*, 24/8, str. 598–610.

Marko Bohanec je ustanovitelj podjetja Salvirt, ki se ukvarja z nadgradnjo poslovanja podjetij predvsem na področjih doseganja odličnosti v medorganizacijski prodaji in vodenju poslovanja. Leta 1996 je diplomiral na Fakulteti za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani, magistriral pa je na Ekonomski fakulteti Univerze v Ljubljani leta 2006. Raziskovalno se ukvarja z modeliranjem medorganizacijskega prodajnega procesa ter aplikacijo metod strojnega učenja. Je doktorski študent na Fakulteti za organizacijske vede Univerze v Mariboru.

Mirjana Kljajić Borštnar je docentka za področje informacijskih sistemov na Fakulteti za organizacijske vede Univerze v Mariboru. Na dodiplomskem in podiplomskem študiju je nosilka več predmetov. Njena raziskovalna področja so večkriterijsko modeliranje, simulacijski modeli za podporo odločanju, odkrivanje znanja iz podatkov, sistemi za podporo skupinskemu odločanju in ekspertni sistemi. Za objavljene izsledke eksperimentov na področju raziskovanja odločanja skupin s pomočjo interaktivnih simulacijskih modelov je s soavtorji prejela več mednarodnih priznanj za najboljši prispevek. Kot avtorica ali soavtorica je objavljala v mednarodnih znanstvenih revijah in na konferencah. Sodelovala je v več evropskih in nacionalnih projektih. Je članica programskega odbora blejske eKonference, konference o razvoju organizacijskih znanosti, WorldCIST in drugih, kot recenzentka sodeluje na mednarodnih in domačih konferencah ter pri revijah.

Marko Robnik Šikonja je izredni profesor na Fakulteti za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani, kjer je leta 2001 doktoriral. Raziskovalno se ukvarja s strojnimi učenjem, rudarjenjem podatkov in besedil, odkrivanjem znanja, kognitivnim modeliranjem in uporabo teh področij v praksi. Je (so)avtor več kot petdesetih objav v znanstvenih revijah in na mednarodnih konferencah ter dveh odprtodrodnih analitičnih orodij o okolju R. Njegova dela so citirana več kot 1800-krat.