



MIP - PROTOTIP MODELA INTELIGENTNOG PREDUZEĆA

MIP - PROTOTYPE OF THE MODEL OF INTELLIGENT ENTERPRISE

DRAGAN VUKMIROVIĆ¹, TIJANA ČOMIĆ², ŽELJKO BOLBOTINOVIĆ³, MARINA JOVANOVIĆ
MILENKOVIĆ⁴

¹ Fakultet organizacionih nauka, Beograd, dragan.vukmirovic@fon.bg.ac.rs

² GOPA mbH, STAT, Bad Homburg, Germany, tijana.comic@gopa.de

³ Tekijanka d.o.o., Kladovo, zeljko@tekijanka.com

⁴ Fakultet organizacionih nauka, Beograd, marina.jovanovic.milenkovic@fon.bg.ac.rs

Rezime: U radu je predstavljen Model inteligentnog preduzeća koji je definisan kao prototip modela za implementaciju koncepta veštačke inteligencije u malim i srednjim preduzećima. Predloženi model se bazira na Big Data tehnologijama i poslovnoj analitici. Iznete su osnovne postavke i pretpostavke za njegovu implementaciju i opisane osnovne komponente – faze modela. U zaključku su elaborirani budući koraci u daljoj implementaciji predloženog rešenja.

Cljučne reči: Big Data, Model, Poslovna analitika, Implementacija, Preduzeća

Abstract: The paper presents the Model of Intelligent Enterprise, which is defined as the prototype of the model for the implementation of the Artificial intelligence concept in small and medium enterprises. The proposed model is based on Big Data technologies and business analytics. The basic settings and assumptions for its implementation are outlined and described the basic components - phases of the model. In conclusion, the future steps for further implementation of the proposed solution are elaborated.

Keywords: Big Data, Model, Business analytics, Implementation, Enterprises

1. UVOD

Predmet istraživanja rada je implementacija savremenih infomaciono-komunikacionih tehnologija (IKT), posebno Big Data (BD) i poslovne analitike (PA) u preduzećima. U cilju podrške, pre svega sektoru malih i srednjih preduzeća (MSP) u Srbiji, definisan je originalni model za implementaciju BD rešenja (ne samo tehnologija, već i poslovne filozofije) u preduzeću. Prikazane su osnovne komponente modela, način funkcionisanja, ograničenja i preduslovi za njegovu implementaciju.

Polazna pretpostavka na kojoj se bazira predložene rešenje je da osnovni cilj kompanije predstavlja povećanje korporativne inteligencije koja se definiše kao funkcija znanja baziranog na podacima:

$$IQcorp = f(\text{podatak, znanje}) \quad (1)$$

Smatrajući da se ovaj cilj može postići primenom BD tehnologija i koncepta, za implementaciju se predlaže Model inteligentnog preduzeća (MIP) baziran na BD tehnologijama i PA, kojom upravljaju naučnici - stručnjaci za podatke (*data scientists* - DS). MIP predstavlja prototip, rudimentni model za implementaciju koncepta veštačke inteligencije (VI) u preduzećima.

Uspešna primena ovog koncepta zahteva promenu filozofije poslovanja i poslovne paradigme čiji je krajnji cilj je da se izgradi inteligentna kompanija koja je pametnija i brža u reakciji od čoveka koji njome rukovodi. Naravno, to ne znači da će tradicionalne organizacije nestati preko noći a pogotovo da će tehnologije i VI u potpunosti zameniti ljude. Neko mora da uči. Prvo čovek, da bi to znanje preneo na „mašine“. Ono što se trenutno čini izvesnim je da će menadžere koji ne koriste savremene tehnologije zamenit menadžeri koji ih koriste.

2. OSNOVNE POSTAVKE MODELA

MIP model se teorijski oslanja na osnovnim postavkama BD i napredne poslovne analitike. Pri tome, ograničenje predstavlja nedovoljno teorijsko uporište BD kao naučne discipline. U prošlosti, nova naučna i tehnološka dostignuća su prevashodno razvijana u laboratorijama i rezultati su se prvi put objavljivali u

stručnim i naučnim publikacijama. Slično je bilo i sa statistikom, pre masovne upotrebe personalnih računara i interneta, novi statistički metodi razvijeni su od strane akademske zajednice i istraživača koji su svoje rezultate objavljivali kao teorijske radove u stručnim i naučnim časopisima. Često su trebale godine da se nove metode uključe u statističke pakete (SAS, SPSS, Stata, R i sl.) koji su široko dostupni analitičarima podataka. Danas se svakodnevno pojavljuju nove metode i alati. Istraživači objavljuju nove i poboljšane metode, zajedno sa kodom za njihovo kreiranje, na lako dostupnim veb stranicama, neretko bez dovoljno razvijenog metodološkog (naučnog) postupka (Kabacoff, 2015).

Nove tehnologije, sa svojom lakoćom usvajanja, ukazuju na sledeći horizont analitike podataka. Brza evolucija BD tehnologija i prihvatanje koncepta od strane javnog i privatnog sektora ostavili su malo vremena da se diskurs razvije u akademskom domenu (Gandomi & Haider, 2015). U doktorskoj disertaciji Tijana Čomić razmatra BD kao četvrtu paradigmu u razvoju nauke – tabela 1. Pri tome se referencira na Mihaela Stonbrekera (*Michael Stonebraker*), dobitnika Turingove nagrade (*Turing Award*), koja se smatra nekom vrstom Nobelove nagrade u oblasti računarstva. Ovaj stručnjak smatra da je četvrta paradigma možda jedini sistemski način za rešavanje nekih od najvećih globalnih izazova s kojima se današnje društvo (uključujući i ekonomiju) u celini suočava. U zaključku se navodi da četvrta paradigma nije samo promena u metodoligiji naučnog istraživanja, već i promena u načinu na koji ljudi misle i funkcionišu (Čomić, 2019).

Tabela 1: Evolucija nauke, prema paradigmama (Čomić, 2019)

Paradigma	Trajanje	Naziv paradigme	Kratak opis	Primer
1.	Hiljadu godina	Eksperimentalna nauka	Opis prirodnih fenomena	Posmatranje prirodnih pojava
2.	Poslednjih nekoliko stotina godina	Teorijska nauka	Proučavanja različitih zakona i teorema	Njutnovi zakoni, Maksvelova jednačina...
3.	Poslednjih nekoliko decenija	Računarska nauka	Simulacija kompleksnih fenomena	Simulacioni modeli
4.	Danas	Nauka o intezivnoj upotrebi podataka	Korišćenje velikih količina podataka	<i>Big Data</i> , nauka o podacima

Iako u direktnom prevodu znači „velika količina podataka“, BD predstavlja kompleksniju pojavu. Ukoliko bi smo ovaj doslovni prevod uzeli kao definiciju napravili bi smo grešku, obzirom da ni podaci koji su prikupljeni u prethodnom periodu nisu „mali“, a još više zbog činjenice da BD nije samo tehnologija već da u sebi sadrži određeni inovativni potencijal (Vukmirovic et al., 2016).

U stručnoj i naučnoj literaturi može se naći veliki broj definicija BD (između ostalih: Gandomi & Haider, 2015; Blazquez & Domenech, 2017). Najkraća, i dovoljno precizna, definicija kaže da se „Big Data“ odnosi na informacije koje se ne mogu obraditi i analizirati na tradicionalna način, korišćenjem konvencionalnih procesa i alata (Dumbill, 2013).

U prethodnih nekoliko decenija podaci postaju sve više "nestrukturirani". Procena je da nestrukturirani podaci čine 95% BD-a (Gandomi & Haider, 2015). Iz tog razloga najveći izazov predstavlja razvoj efikasnih metoda za skladištenje, obradu i analizu ogromne količine heterogenih podataka, pre svega u tekstualnim, audio i video formatima. Jedan od pristupa predstavlja modelovanje podataka i njihovih relacija u cilju redukcije dimenzije i nivoa strukturiranosti BD (Čomić, 2019). U literaturi su opisane različite analitičke metode koje se koriste za strukturiranje nestrukturiranih podataka, što uključuje i njihovu transformaciju u organizovane setove podataka, sa jasno definisanim varijablama i identifikovanim odnosima među njima (Hastie et al., 2013).

3. IMPLEMENTACIJA MODELA

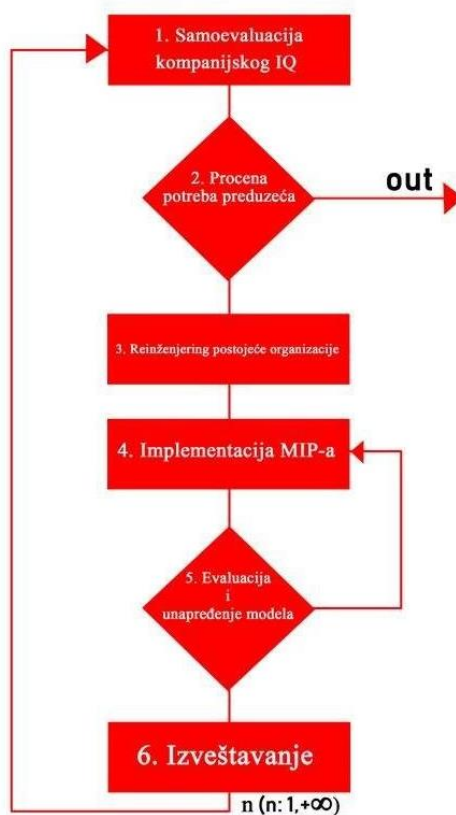
Model je jednostavno koncipiran i prati KISS princip (*Keep It Simple, Stupid*). Isto važi za outpute modela: Previše informacija često deluje zbunjujuće na donosiocima odluka. Preporuka je da se u izveštajima implementira infografički koncept vizuelnog otkrivanja znanja baziran na grafičkim prikazima, slikama i animacijama, koji uz minimalnu količinu teksta, na brz i jednostavan način daje uvid u predmet istraživanja (Majooni, et al. 2018).

MIP se bazira na osnovnim postulatima četvrte paradigme: Nove tehnologije dovode do novog načina razmišljanja i poslovanja, što rezultuje novim poslovnim modelima, odnosno:

$$\text{MIP} = f(\text{podatak, model, reinženjering})$$

(2)

U osnovi, MIP predstavlja iterativni proces (slika 1.) koji se sastoji od 6 algoritamskih koraka – faza u razvoju modela. Iterativnost pristupa se ogleda u postupku maksimizacije IQcorp kroz beskonačni proces učenja i unapređenje organizacije (Slika 1).



Slika 1: MIP model

Najveća greška koja može da se napravi u pogledu modela baziranih na mašinskom učenju je da su oni kao i svaki drugi tip softvera. Pretpostavka da će jednom implementirani model nastaviti da radi normalno – bez nadzora i daljih intervencija, nije tačna. Uzrok leži u prirodi mašinskog jezika – učenju. Sa protokom vremena, odnosno unosom novih setova podataka, „mašine postaje pametnije“. Bez kontinuiranog priliva novih podataka model će degradirati u kvalitetu - i to brzo (Talbi, 2018). U skladu sa navednim postulatima, MIP model je baziran na konceptu drifta, koji ukazuje da predviđanja statičkih mašina za učenje postaju manje precizna i efikasna, kako vreme prolazi (Webb et al, 2017).

Kompanije moraju da se suoče sa činjenicom da ne postoji konačna verzija modela, te da će on nastaviti da se ažurira tokom vremena u cilju daljeg unapređenja. Time se obezbeđuje održivost postojećeg rešenja i nakon implementacije modela, kako bi se osiguralo ne samo njihovo funkcionisanje, već i tačnost.

U nastavku rada ukratko je opisana svaka faza u razvoju modelu, uz napomenu da se je potrebno mnogo više prostora za detaljniji opis komponenti, koje pri tome nisu sve definisane do kraja, nitije to moguće. MIP model se može smatrati prototipom koji se i dalje razvija.

3.1. Samoevaluacija kompanijskog IQ

Samoevaluacija kompanijskog IQ može se izvršiti kroz istraživanje bazirano na anketi. Predmet i cilj istraživanja: ocenjivanje kompanijskog IQ. Ciljna grupa: menadžment svih nivoa. Postupak: ocenjivanje kompanijskog IQ kroz procenu korporativne inteligencije - u smislu koliko je kompanija, kao uređen sistem, pametnija i brža u reakciji od čoveka koji njome rukovodi. Rezultat istraživanja: Ocena (nivoa) kompanijskog IQ.

Globalno, većina uspešnih poslovnih lidera upoznata je sa potencijalom savremenih IKT, novim analitičkim alatima i rešenjima, prepoznaje prilike koji oni donose i osećaju pritisak da se razvijaju u tom pravcu. Nedavna istraživanja su pokazala da ulaganje u podatke i jačanje analitičkih sposobnosti mogu dovesti do povećanja produktivnosti preduzeća od 6 do 8 posto (MGI, 2016).

3.2. Procena potreba preduzeća

Izlaz iz ove faze može biti dvojak: DA – pređi na korak 3, NE – otkazi dalje aktivnost i odustani od modela. Jedan od razloga za neodustajanje možda leži baš u rečima direktora Mekinzija (*McKinsey*) Dejvida Korta (*David Court*) koji je u oktobru 2012 izjavio: „Pre nekoliko godina, pitao sam se: “Imamo sve ove podatke. Sigurno postoji nešto što možemo učiniti s njima.” Sada mogu da konstatujem da moji konkurenti znaju šta da rade sa podacima i osećam da zaostajemo za njima“ (Court, 2015). Slično navodi i Debora Lef (*Deborah Lef*), rukovodilac tehnologija vezanih za DS i VI u IBM-u: „Ako su vaši konkurenti implementirali VI i pronašli način da vam odmaknu, oni će se stvarno, veoma brzo i da vam pobegnu“ (VB, 2019).

Sa strane aplikacije, rezultati istraživanja opominju. Naime, u praksi većina kompanija ostaje u početnoj fazi implementacije (investirali su u tehnologiju podataka i analitike, ali tek treba da ostvare rezultate ili se još uvek bore sa narednim koracima). Mnogi projekti i propadaju.

Novo tehnologije i rešenje nisu namenjene samo najvećim, posebno onim koji se bave IT industrijom ili proizvodima/uslugama visokog informacionog inteziteta. *Walmart, GE, Ferrari F1* i *Union Pacific* su primeri (američkih) kompanija u tradicionalnim industrijama čija su ulaganja u podatke i analitiku dovela do značajnog povećanja profita njihovim vlasnicima (MGI, 2016).

Ograničavajući se na domaću ekonomiju, možemo zaključiti da pozitivni trendovi koji se odnose na: eksponencijalni rast raspoloživih podataka, pojavu novih alata za njihovu analizu, broj školovanih stručnjaka, kapaciteti računara u smislu povećanja procesorke snage i memorije, kao i dostupnost *cloud* tehnologija, ukazuju da je došao pravi trenutak za implementaciju BD data i napredne poslovne analitike u poslovanje MSP.

3.3. Reinženjering postojeće organizacije

Reinženjering postojeće organizacije se odnosi transformaciju poslovnih procesa kroz prelazak na novu tehnološku paradigmu baziranu na osnovnim postulatima četvrte naučne paradigme. Dakle, nije dovoljno da se usklade tehnološka rešenja, neophodno je da se uspostavi takva organizacija da različiti sektori unutar kompanija saraduju kako bi se obezbedilo prikupljanje podataka i njihovo korišćenje. U suštini, reč je o digitalnoj transformaciji koja se odnosi na ljude, procese i tehnologiju. Neophodan je optimalni mikš znanja i veština, kao i odgovarajuća tehnologija kako bi se stvorilo okruženja u kojima će ljudi raditi i napredovati (Brightom, 2018).

3.4. Implementacija MIP-a

Prema podacima Gartnera iz 2015 čak 60% BD projekata ne doživi potpunu implementaciju, odnosno, ne razviju se dalje od pilotiranja i eksperimentiranja (Goasduff, 2015). Kao osnovni razlozi za neuspeh, prema istraživanju Mekinzija iz 2015, navedeni su: odsustvo strategije, nedovoljna podrška od strane top menadžmenta, nedostatak stručnjaka, neodgovarajuća organizaciona struktura i tehnološka infrastruktura (MGI, 2016).

Upravo iz navedenih razloga definisan je prototip MIP modela sa idejom da se prevaziđu najvažniji izazovi pri implementaciji. U skladu sa predloženim rešenjem, faza implementacije modela bazira se na sukcesivnim koracima prikazanim u tabeli 2.

Tabela 2: Koraci u Implementacija MIP-a

Redni broj	Korak	Definicija	Odgovornost
1	Izbor inicijalnog poslovnog problema/mogućnosti za inicijalnu implementaciju.	Poslovni proces	Top menadžment
2	Kreiranje internog tima za implementaciju u sastavu: Menadžment srednjeg nivoa zadužen za poslovni proces, IT stručnjaci, stručnjaci za analitiku (podatke)	Interni tim za implementaciju	Menadžment srednjeg nivoa
3	Odluka o načinu implementacije: unutar kompanije ili van (<i>outsorce</i>).	Način implementacije	Top menadžment
4	Izbor odgovarajuće platforme i modela poslovne analitike.	Izabrano rešenje	Interni tim za implementaciju
5	Implementacija izabranog rešenja	Implementacija	Interni tim za implementaciju

Faza implementacije je veoma važna obzirom da je vezana sa određenim odlukama koje se moraju doneti vezano za izbor BD tehnologije i odgovarajućih alata PA. Kada je reč o tehnologijama, odnosno o infrastrukturi, univerzalno rešenje ne postoji. Generalno, kompanije mogu ići u dva pravca: ka izradi sopstvenih rešenja ili kupovini odgovarajućih alata. Analiza različitih tehnoloških rešenja se može naći na internetu, u stručnim i naučnim časopisima (npr. Gandomi & Haider, 2015; Oussous et al., 2018; Pääkkönen & Pakkala, 2015; Sivarajah, et al., 2017; Vukmirović, 2017). Takođe, mnogi vendori su objavili tzv. Bele stranice (*white pages*) o njihovim alatima (IBM, Microsoft, Google, Oracle, SAP, SAS, itd.).

Slično je i sa alatima za PA. Ukoliko se ne odluče za kupovinu gotovih paketa, pred kompanijama je izazov da razvijaju sopstvene modele. Uvid u različite alate, modele i algoritme, namenjene PA takođe pruža veliki broj objavljenih radova u ovoj oblasti.

3.5. Evaluacija modela

U ovoj fazi vrši se ocenjivanje kompletnog MIP-a, a na bazi izlaza output-a. Izlazi modela predstavljaju rezultat implementiranih rešenja PA. Obzirom da su podaci iz BD izvora iskazani su u nedovoljno strukturiranoj formi, tako da su metapodaci koji ih opisuju najčešće nepotpuni ili nepodudarni, ukoliko uopšte postoje, proces evaluacije se ne može vršiti standardnim statističkim procedurama za merenje standardne greške i sl. Prema tome, konzistentnost i dugoročna pouzdanost izlaznih rezultata modela predstavlja realno ograničenje za tekuću upotrebu (Čomić, 2019).

Za sada, evaluacija se vrši tako što se unose podaci iz prethodnog perioda i mere razlike outputa u odnosu na stvarno ostvarene poslovne rezultate. Praktično, vrši se a posteriori interpretacija i verifikacija rezultata vezanih za definisani Poslovni proces. Ukoliko se ne dobiju zadovoljavajući rezultati (u skladu sa očekivanjima internog tima za implementaciju), preporučuje se unos novih podataka i ponovna evaluacija u naknadnim iteracijama. U slučaju da se i dalje ne postiže poboljšanje, rešenje se traži u vraćanju na prethodne faze modela kako bi se uvele nove solucije, pre svega u izboru modela PA.

Pitanje pristrasnosti, generalno u VI, je otvoreno u mnogim javnim diskusijama i predstavlja predmet izučavanja u različitim naučnim oblastima, sa rezultatima objavljenim u dostupnim naučnim i stručnim publikacijama (npr. Blight, 2018; Osoba & Welser, 2017).

3.6. Unapređenje modela

Obzirom da je evaluacija dobijenih rezultata otvoreno pitanje, faze evaluacije i unapređenja modela se praktično paralelno odvijaju. Poboljšanje izlaznih performansi MIP-a, bazirano je na teorijskoj definiciji mašinskog učenja (kao osnovnom alatu u PA), da model uči na prethodno dobijenim rezultatima. Zato je neophodno obezbediti nove setove ulaznih podataka čime se ostvaruje repetitivnost i kontinuiranost u funkcionisanju modela.

Dugoročno praćenje efekata je svako jedan od načina za merenje efikasnosti i unapređenje modela.

4. ZAKLJUČAK - BUDUĆI PRAVCI DELOVANJA

U radu je predstavljen MIP, model za implementaciju BD tehnologija i napredne analitike u cilju ostvarivanja vizije inteligentnog preduzeća koja se bazira konceptima VI. Model je prvenstveno namenjen MSP, obzirom da velike kompanije imaju svoja korporativna rešenja i van su domašaja istraživanja.

Predloženi model predstavlja prototip koji će se u skorijoj budućnosti testirati u sektoru trgovine i maloprodaje da bi se utvrdilo da li vodi u dobrom smeru. Krajnji cilj autora je da definišu model koji se potencijalno, u budućnosti, može implementirati u različitim oblastima poslovanja u Republici Srbiji.

Da bi MIP evoluirao iz krajnje teorijske postavku u praktičnu implementaciju, kao jedan od važnih preduslova je strateška podrška države, prvenstveno usvajanjem pravnog i strateškog okvira, kao i uspostavljanje privatno-javno-akadenskog partnerstva u domenu BD, PA i VI. Mnogo države su to već uradile i pred donosiocima odluka u Srbiji je da preduzmu odgovarajuće korake (Čomić, 2019).

LITERATURA

- [1] Blazquez, D., & Domenech, J. (2017). Big Data sources and methods for social and economic analyses, *Technological Forecasting & Social Change* 130 (2018) 99–113, doi.org/10.1016/j.techfore.2017.07.027
- [2] Blight, K. J. (2018). Artificial Intelligence, AI biases and risks, and the need for AI-regulation and AI ethics: some examples, Project: Micro aggression and social exclusion in data-driven lives, DOI: 10.13140/RG.2.2.23455.00160

- [3] Brightom, J. (2018). Digital Intelligence Briefing: 2018 Digital Trends, E Consultancy & Adobe, <https://www.adobe.com/content/dam/acom/en/modal-offers/pdfs/0060629.en.aec.whitepaper.econsultancy-2018-digital-trends-US.pdf>
- [4] Court, D. (2015). Putting Big Data and advanced analytics to work, in Marketing & Sales Big Data, Analytics, and the Future of Marketing & Sales. McKinsey & Company, McKinseyonMarketingandSales.com, pg. 31
- [5] Čomić, T. (2019). Unapređenje zvanične statistike primenom Big Data koncepta, doktorska disertacija, Fakultet organizacionih nauka, Univerzitet u Beogradu
- [6] Dumbill, E. (2013). Making Sense of Big Data. Big Data Vol. 1. Iss. 1. doi.org/10.1089/big.2012.1503
- [7] Gandomi, A. & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. International Journal of Information Management. 35. 137-144. 10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007
- [8] Goasduff, L. (2015). Explore Advanced Analytics at the Gartner Business Intelligence & Analytics Summit 2015, October 14-15 in Munich, Germany, <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2015-09-15-gartner-says-business-intelligence-and-analytics-leaders-must-focus-on-mindsets-and-culture-to-kick-start-advanced-analytics>
- [9] Hastie T., Tibshirani R., & Friedman, J. (2013). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction Springer Series in Statistics. (3rd), Springer
- [10] Kabacoff, R. I. (2015). R in Action, Data analysis and graphics with R, Second Edition, Manning Publication Co. New York, ISBN 9781617291388
- [11] Majooni, A., Masood, & Akhavan, A. (2018). An eye-tracking study on the effect of infographic structures on viewer's comprehension and cognitive load, Information Visualization, Vol 17, Issue 3, 2018, doi.org/10.1177/1473871617701971
- [12] MGI (2016). The age of analytics: Competing in a data-driven world, McKinsey Global Institute in collaboration with McKinsey Analytics, www.mckinsey.com/mgi.
- [13] Oussous, A., Benjelloun, F-Z, Lahcen, A. A., Belfkih, S. (2018). Big Data technologies: A survey, Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences 30 (2018), 431-448, dx.doi.org/10.1016/j.jksuci.2017.06.001
- [14] Pääkkönen, P., D. Pakkala (2015). Reference Architecture and Classification of Technologies, Products and Services for Big Data Systems, Big Data Research 2 (2015) 166-186, doi.org/10.1016/j.bdr.2015.01.001
- [15] Osoba, O. & Welser, W. (2017). An Intelligence in Our Image The Risks of Bias and Errors in Artificial Intelligence, Rand Corporation, Santa Monica, California, ISBN: 978-0-8330-9763-7, https://www.rand.org/pubs/research_reports/RR1744.html
- [16] Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z. & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods, Journal of Business Research 70, doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.001
- [17] Talby, D. (2018). Lessons learned turning machine learning models into real products and services, O'Reilly, pristupljeno 22.5.2019 <https://www.oreilly.com/ideas/lessons-learned-turning-machine-learning-models-into-real-products-and-services>
- [18] VB (2019). Why do 87% of data science projects never make it into production? VB Staff, VentureBeat, pristupljeno 19.7.2019. <https://venturebeat.com/2019/07/19/why-do-87-of-data-science-projects-never-make-it-into-production/>
- [19] Vukmirović, D., Vukmirović, J., Jovanović Milenković, M., Vukmirović, A & Brbaklić Tepavac, M. (2016). Big Data and marketing research, 35th International Conference on Organizational Science Development, Portorož, Slovenia
- [20] Vukmirović, A. (2017). Model infrastrukture za internet marketing istraživanja u elektronskom poslovanju, Doktorska disertacija, Fakultet organizacionih nauka, Beograd
- [21] Webb, G, I., Lee, L. K., Goethals, B. & Petitjean, F. (2017). Understanding Concept Drift, Computer Science. arXiv:1704.00362