



DATA MINING TEHNIKE ZA OTKRIVANJE LAŽNOG FINANSIJSKOG IZVEŠTAVANJA

Ivana Bešlić¹, Dragana Bešlić¹, Vladimir Zakić²

¹Visoka poslovna škola strukovnih studija Novi Sad

²Univerzitet u Beogradu - Poljoprivredni fakultet

Abstract:

Lažno finansijsko izveštavanje vodi povećanju informacionog rizika pod kojim se podrazumeva da računovodstvene (finansijske) informacije koje se koriste za donošenje poslovnih odluka mogu da budu netačne i nepouzidane. Nezavisna revizija doprinosi povećanju kvaliteta računovodstvenih informacija, jer obezbeđuje nezavisnu eksternu proveru računovodstvenih informacija. Brojne računovodstvene prevare širom sveta (Enron, WorldCom, Parmalat itd.) su doprinele da inostrani revizori revidiraju postojeće revizijske postupke, tako da pored standardnih revizijskih postupaka, sve češće primenjuju i data mining tehnike kao specijalizovane postupke za otkrivanje lažnog finansijskog izveštavanja. Veoma popularne data mining tehnike, koje su našle primenu u procesu revizije su: regresioni modeli (logit i probit), neuronska mreža, stablo odlučivanja itd. Ove tehnike se baziraju na pronalaženju skrivenih obrazaca u podacima, povećavanju njihove upotrebljivosti i transformaciji tih podataka u korisno znanje. Prema tome, savremene informacione tehnologije ubrzano menjaju okruženje u kojem se sprovodi revizija. Konkurentnost revizijskih firmi zavisice od brzine kojom će one biti u stanju da usvoje i primene nova znanja u ovoj oblasti.

Key words:

računovodstvene prevare,
poslovna etika,
lažno finansijsko izveštavanje,
data mining tehnike,
revizija.

UVOD

U dinamičnim i neizvesnim uslovima poslovanja finansijski izveštaji privrednog društva su sve češće podložni manipulacijama i nezakonitim radnjama od strane menadžmenta, zaposlenih ili trećih lica, što za posledicu ima lažne ili falsifikovane (netačne) finansijske izveštaje. Lažno finansijsko izveštavanje (fraudulent financial reporting) je namerno pogrešno prikazivanje ili izostavljanje iznosa ili objašnjenja u finansijskim izveštajima privrednog društva da bi se obmanuli korisnici finansijskih izveštaja (vlasnici, investitori, kreditori, poreski organi itd.). Objavljivanje netačnih, „naduvanih“ finansijskih rezultata često se veže za Sjedinjene Američke Države (SAD) zbog najvećih korporativno-računovodstvenih skandala u istoriji kao što su: *Enron*, *WorldCom*, *Tyco International* itd.. Glavni razlozi neuspešnog otkrivanja lažnog finansijskog izveštavanja od strane revizora u SAD su bili: nedostatak standardnih revizijskih procedura za otkrivanje manipulativnog finansijskog izveštavanja, slabosti u proceni revizijskog rizika, nemogućnost prikupljanja dovoljno

revizijskih dokaza, etička vrednost revizora, nedostatak profesionalnog skepticizma i konflikt interesa. Ova ograničenja revizije su ukazala na potrebu za dodatnim analitičkim postupcima koji bi omogućili efikasno i efektivno otkrivanje lažnog finansijskog izveštavanja privrednog društva. Poslednjih godina koncept data mininga je našao značajnu primenu u procesu revizije radi otkrivanja lažnog finansijskog izveštavanja, tj. prevare, te je predmet izučavanja ovoga rada posvećen upravo tome. Data mining je najvažniji proizvod iz familije proizvoda koja se zove Business Intelligence čija je svrha pronalaženje skrivenih obrazaca u podacima, povećavanje njihove upotrebljivosti i transformacija tih podataka u korisno znanje.

Rad je organizovan na sledeći način. U prvom delu rada predstavljeno je pojmovno određenje, motivi i posledice lažnog finansijskog izveštavanja privrednog društva. U drugom delu razmotren je uticaj revizije na pouzdanost finansijskog izveštavanja. U trećem delu rada je izložen koncept data mining-a i njegova primena u reviziji kroz osvrt na svetka iskustva. Na kraju rada slede zaključna razmatranja i dat je pregled korišćene literature.



LAŽNO FINANSIJSKO IZVEŠTAVANJE

Kompleksnost poslovnih transakcija, neprofesionalna primena računovodstvenih načela i standarda, zloupotreba računovodstvenih opcija i procena, neetičko ponašanje učesnika u procesu finansijskog izveštavanja i sl. imaju za posledicu da obelodanjene informacije u finansijskim izveštajima odstupaju od ekonomske realnosti. Lažno finansijsko izveštavanje se definiše kao nameran pogrešan iskaz ili izostavljanje određenih podataka (iznosa) ili obelodanjivanja u finansijskim izveštajima, sa ciljem da se prevare korisnici finansijskih izveštaja (vlasnici, investitori, kreditori, poreski organi itd.) [1].

Menadžeri najčešće pribegavaju lažnom (manipulativnom) finansijskom izveštavanju zbog: održavanja poverenja investitora, poboljšanja poslovnih performansi, povećanja iznosa naknada (plata) ili bonusa, smanjenja poreza na dobit, ispunjenja očekivanja analitičara i zadovoljenja kreditnih zahteva. Lažno finansijsko izveštavanje dovodi do: gubitka poverenja korisnika finansijskih izveštaja u verodostojnost i pouzdanost finansijskog izveštavanja, gubitka kredibiliteta računovodstvene i revizorske profesije, degradiranja efikasnosti i efektivnosti korporativnog upravljanja, stečaja i velikih finansijskih gubitaka privrednog društva itd..

Lažno finansijsko izveštavanje se obično vrši zbog želje za lažnim prikazivanjem finansijskog rezultata i imovinsko-finansijskog položaja privrednog društva. Lažno finansijsko izveštavanje može da uključuje [11]:

- ♦ manipulaciju, falsifikovanje ili prepravku računovodstvene evidencije ili pratećih dokumenata koji se koriste u pripremi finansijskih izveštaja,
- ♦ netačna (lažna) predstavljanja ili namerna izostavljanja značajnih događaja ili transakcija iz finansijskih izveštaja,
- ♦ namernu grešku ili primenu računovodstvenih principa.

UTICAJ REVIZIJE NA POUZDANOST FINANSIJSKOG IZVEŠTAVANJA

Brojni korporativno-računovodstveni skandali koji su se desili na početku 21. veka u SAD (*Enron*, *WorldCom* itd.) i Evropi (*Parmalat*, *Vivendi* itd.) potvrdili su da je revizija jedan od najvažnijih faktora u obezbeđivanju kvaliteta i pouzdanosti finansijskih izveštaja. Revizija finansijskih izveštaja prema članu 2. Zakona o reviziji je postupak provere i ocene finansijskih izveštaja, kao i podataka i metoda koji se primenjuju pri sastavljanju finansijskih izveštaja na osnovu kojih se daje nezavisno stručno mišljenje o tome da li finansijski izveštaji u svim materijalno značajnim aspektima daju istinit i pošten prikaz finansijskog stanja i rezultata poslovanja pravnog lica u skladu sa odgovarajućom regulativom za izradu finansijskih izveštaja. Reviziju obavljaju licencirani ovlašćeni revizori, zaposleni u društvu za reviziju, odnosno samostalni revizor pod uslovom da su članovi Komore ovlašćenih revizora, koji su dužni da obavljaju kontinuirano profesionalno usavršavanje u cilju održavanja i unapređenja teorijskog znanja,

profesionalnih veština i profesionalnih vrednosti u skladu sa zahtevima Međunarodnih standarda edukacije [18].

Informacija je materijalno značajna ako bi njeno izostavljanje ili pogrešno prikazivanje moglo uticati na ekonomske odluke koje bi korisnici doneli na bazi finansijskih izveštaja [8]. Meigs W.B., Whittington O., Pony K. i Meigs R.E. ističu da proces revizije obuhvata sledeće postupke: prihvatanje klijenta, upoznavanje sa klijentom, razvijanje globalne strategije, plan i program revizije, sprovođenje revizijskih testova, formiranje mišljenja i izrada revizorskog izveštaja [3].

Međunarodni standard revizije (International Standards on Auditing – ISA) 401 “Revizija u okruženju kompjuterskih informacionih sistema” opisuje koji nivo znanja i kompetencije treba da ima revizor prilikom obavljanja revizije u okruženju informatičke tehnologije. Prema Međunarodnom standardu revizije (International Standards on Auditing – ISA) 240 “Odgovornost revizora u vezi sa prevarama u reviziji finansijskih izveštaja” prilikom planiranja i obavljanja revizijskih postupaka u cilju smanjenja revizijskog rizika na prihvatljivo nizak nivo, revizor treba da uzme u obzir rizik od materijalno pogrešnih iskaza u finansijskim izveštajima usled kriminalne radnje [12].

Revizor pri vršenju revizije treba da se pridržava etičkih zahteva Kodeksa etike za profesionalne računovođe (Code of Ethics for Professional Accountants) i da u svakom trenutku i u svim okolnostima bude nezavisan od klijenta revizije. Revizor može otkriti lažno finansijsko izveštavanje korišćenjem kontrolnih i suštinskih testova. Kroz kontrolne testove revizor procenjuje nivo kontrolnog rizika, tj. revizor procenjuje efikasnost klijentove strukture interne kontrole u sprečavanju ili otkrivanju materijalno značajnih pogrešnih iskaza u finansijskim izveštajima. Suštinski testovi obuhvataju detaljne provere klasa transakcija, salda računa i obelodanjivanja i suštinske analitičke postupke. Testovi transakcija predstavljaju ispitivanje dokumenata i računovodstvene evidencije uključene u obradu određenog tipa transakcije. Testovi salda računa ispituju završna salda računa. Kontrolni testovi obezbeđuju dokaz da li je pogrešan iznos verovatan, a suštinski testovi obezbeđuju dokaz da li pogrešan iznos zaista postoji. Analitički postupci označavaju analizu značajnih pokazatelja i trendova uključujući i rezultate ispitivanja fluktuacija i odnosa koji nisu konzistentni s drugim relevantnim informacijama ili koji odstupaju od unapred pretpostavljenih veličina. Analitički postupcima se analiziraju odnosi među finansijskim i nefinansijskim podacima, da bi se dobio dokaz da li postoji materijalna greška u finansijskim izveštajima.

Revizor je odgovoran za formiranje i izražavanje mišljenja o finansijskim izveštajima. Rizik revizije predstavlja rizik da revizor izrazi neodgovarajuće mišljenje u slučajevima kada finansijski izveštaji sadrže materijalno značajne greške. Ovaj rizik je funkcija materijalno značajnog rizika (inherentnog i kontrolnog) i detekcionog rizika. Inherentni rizik (rizik po prirodi stvari) podrazumeva podložnost materijalno značajnim pogrešnim iskazima na nivou finansijskih izveštaja u celini ili na nivou pojedinih tvrdnji (saldo na računima i vrste transakcija). Kontrolni rizik je rizik da računovodstveni sistem i sistem interne kontrole



neće blagovremeno sprečiti ili otkriti materijalno značajne pogrešne iskaze. Detekcioni rizik je rizik da revizor neće otkriti materijalno značajne pogrešne iskaze ili greške u finansijskim izveštajima revizorskim testovima i analitičkim postupcima (procedurama) [2].

Revizija značajno umanjuje rizik od neistinitosti i neobjektivnosti finansijskih izveštaja, ali ga ne eliminiše u potpunosti. Inherentna (neizbežna) ograničenja koja utiču na (ne)mogućnost otkrivanja materijalnih grešaka u finansijskim izveštajima su: provera na bazi uzoraka, prirodna ograničenja sistema internih kontrola (npr. mogućnost tajnog dogovora o kriminalnoj radnji) i najveći deo revizijskih dokaza ima ubedljiv, ali ne i definitivan karakter.

PRIMENA KONCEPTA DATA MININGA U PROCESU REVIZIJE – SVETSKA ISKUSTVA

Razvoj data mining-a započeo je još 50-ih godina prošlog veka, sa razvojem naučnih tehnika i računarskih programa i metoda. Na razvoj data mining-a su posebno uticale četiri naučne discipline: statistika, mašinsko učenje, baze podataka i veštačka inteligencija. Prema Witten I. and Frank E. (2000) data mining ili rudarenje podataka se može definisati kao: „Proces otkrivanja obrazaca u podacima. Proces mora biti automatski ili (češće) polu – automatski“ [7]. Data mining predstavlja proces u kojem se pomoću jedne ili više kompjuterskih tehnika automatski vrši analiza podataka i ekstrahovanje znanja iz podataka. U suštini, data mining je deo mnogo šireg koncepta pod nazivom otkrivanje znanja u skupovima podataka (Knowledge Discovery in Databases – KDD). Ideja KDD-a se ogleda u traganju za vezama i globalnim šemama koje postoje u velikim bazama podataka, a skrivene su u mnoštvu podataka. Uz pomoć posebnih kompjuterskih softvera analiziraju se skupovi podataka, otkrivaju skrivene veze i utvrđuju elementi (funkcije) za njihovo grupisanje u jednu od nekoliko klasa, utvrđuju se osobine koje se javljaju zajedno kod više uzoraka, određuju grupe podataka koje su međusobno slične, ali različite od ostalih grupa podataka, otkriva se ponašanje objekta posmatranja tokom vremena i vrše se predviđanja. Treba imati u vidu da su kompjuterski softveri samo alatka, te da je i dalje neophodno prisustvo ljudskih eksperata [21].

Data mining treba razlikovati od automatske obrade podataka, sa kojom se često poistovećuje. Razlika se ogleda u tome što se automatska obrada podataka odvija po prethodno definisanim šablonima i procedurama, dok data mining aplikacije pokazuju samostalnost u analizi podataka [13].

Poslednjih godina kako bi se problemi rešavali što brže i tačnije razvijeni su veliki brojevi tehnika, algoritama i metoda data mininga. Sve su one svrstane pod istim nazivom – Data Mining (DM) tehnike [20]. Neke od tehnika DM su:

- ◆ Nadgledane ili ciljane tehnike – zahtevaju setove ciljnih podataka nad kojima uče i treniraju, zahtevaju unapred određen raspored i grupe (na primer: regresioni modeli, neuronske mreže, stablo odlučivanja itd.);

- ◆ Nenadgledane ili usmerene tehnike – ne zahtevaju podatke koji bi služili za učenje, ne zahtevaju unapred određen raspored i grupe, već se od data mining-a očekuje formulisanje odgovarajućih struktura sa značenjem (na primer: analiza srodne grupe (peer group analysis), analiza prelomne tačke (break point analysis) itd.).

Vremenom koncept data mininga postaje sve značajniji za oblast revizije, kako bi se smanjili troškovi revizije, te povećala efikasnost i efektivnost obavljanja revizije. Većina inostranih istraživanja su potvrdila superiornost primene tehnika data mininga (DM) u domenu istraživanja menadžerskih prevara. Najčešće upotrebljavane tehnike data mininga od strane revizora su: regresioni modeli sa finansijskim pokazateljima (logit i probit modeli), neuronska mreža (neural network), stablo odlučivanja (decision tree) itd.

Spathis C. (2002) je kreirao regresioni model sa finansijskim pokazateljima, odnosno logit model za otkrivanje lažnog finansijskog izveštavanja. Za razvoj ovog predikcionog modela korišćen je metod logističke regresije, UTA-DIS metod (neparаметarska regresija) i diskriminativna analiza. Rezultati ove studije pokazuju da se promenljive kao što su: ukupan dug/ukupna aktiva i zalihe/prihodi od prodaje, moraju uzeti u razmatranje za otkrivanje lažnog finansijskog izveštavanja. Tačnost ovog predikcionog modela je bila iznad 84% [4].

Bell T. i Carcello J. (2000) su razvili logit model koji procenjuje verovatnoću nastanka lažnog finansijskog izveštavanja kod klijenta revizije uslovljenog prisustvom ili odsustvom rizika faktora prevare kao što su: slaba interna kontrola, brz rast privrednog društva, neadekvatna profitabilnost [19]. Ravisankar P, Ravi V., Rao G.R. i Bose I. (2011) su koristili metod logističke regresione analize kako bi otkrili lažno finansijsko izveštavanje privrednih društava iz Kine. Prema ovim istraživačima, pokazatelji profitabilnosti su važni pokazatelji koje trebaju razmotriti u otkrivanju lažnog finansijskog izveštavanja [15].

Beneish probit model služi za identifikaciju upozoravajućih (crvenih) indikatora kako bi se sproveda dodatna istraživanja, koja treba da daju odgovor na to da li postoji lažno finansijsko izveštavanje. Prema Beneish M.D. (1997) pored ukupnog razgraničenja i druge promenljive se moraju uključiti u model za otkrivanje lažnog finansijskog izveštavanja privrednog društva. Ove promenljive su zasnovane na informacijama iz finansijskih izveštaja i uključuju promene odnosa u finansijskim podacima iz tekuće u odnosu na prethodnu godinu, koje mogu pomoći da se otkrije lažno finansijsko izveštavanje privrednog društva. Takođe, na osnovu ovog modela može se utvrditi da li privredno društvo ima bilo kakve transakcije koje su u suprotnosti sa opšte prihvaćenim računovodstvenim principima (Generally Accepted Accounting Principles – GAAP) [9].

Prema Grove H. i Cook T. (2004) revizori da bi bili uspešniji u otkrivanju lažnog finansijskog izveštavanja, treba da pri tradicionalnoj analizi finansijskih izveštaja koriste finansijske pokazatelje iz Beneish probit modela: indeks perioda naplate potraživanja u danima, indeks bruto marže, indeks kvaliteta imovine, indeks rasta prihoda, indeks



amortizacije, indeks opštih, administrativnih troškova i troškova prodaje, leveridž indeks, indeks ukupnog obračuna (accrual-a) i ukupne aktive (imovine) [6].

Pošto se data mining fokusira na automatsko ili poluautomatsko otkrivanje obrazaca ponašanja iz podataka, nekoliko algoritama je uzeto i iz oblasti mašinskog učenja. Neuronske mreže su jedne od tih tehnika i one su se pokazale odlično u primenama koje uključuju klasifikaciju i regresiju, posebno kada su veze između atributa nelinearne. Neuronska mreža koristi se za oblikovanje nelinearnih statističkih modela koji imaju izrazito kompleksne veze između ulaznih i izlaznih podataka, odnosno za pronalaženje obrazca na bazi skupa podataka. Neuronska mreža pronalazi obrazac na bazi skupa podataka koji služe za obuku, uči taj obrazac i razvija mogućnost da ispravno klasifikuje novi obrazac ili da učini relevantna predviđanja i klasifikaciju. Neuronska mreža može da se primeni u oblasti revizije, jer je efikasna u postupku klasifikacije privrednih društava koja su počinila nezakonite radnje i privredna društva koja nisu počinila nezakonite radnje. Neuronsku mrežu čini mreža neurona koji su povezani putem pondera (težinama veza između neurona). Ulazni neuron prima brojne inpute ili spoljne podatke u svrhu proizvodnje rezultata, odnosno predviđanja i klasifikacije privrednih društava na ona koja pribegavaju lažnom finansijskom izveštavanju i ona koja ne pribegavaju lažnom finansijskom izveštavanju. Izlazni neuron indicira utvrđenu klasifikaciju. Između ulaznih i izlaznih neurona su skriveni neuroni koji predstavljaju detektore karakteristika skupa podataka, odnosno klasifikacije. Slabosti u primeni neuronske mreže su da: istraživač samostalno odlučuje o arhitekturi mreže kroz variranje broja nivoa, broja elemenata svakog nivoa i sl. Adaptivna neuronska mreža (Adaptive Logic Network – ALM) procesira podatke kroz stablo odlučivanja. Neuronska mreža vrši poništavanje onih grana stabla odluke koje nemaju relevantne informacije [10].

Prema Krambia-Kapardis M., Christodoulou C. i Agathocleous M. (2010) revizorske firme na Kipru primenjuju veštačku neuronsku mrežu (Artificial Neural Networks – ANNs) kao dopunsku tehniku, da bi predvidele slučajeve prevara i smanjile troškove revizije [9]. Lin J.W., Hwang M. I. i Becker J.D. (2003) su istakli da su fazi neuronske mreže (Fuzzy Neural Networks – FNNs) superiorne u domenu otkrivanja prevare, tj. lažnog finansijskog izveštavanja [19]. Reč je o neuro-fazi sistemima, tj. kombinaciji neuronskih mreža i fazi pravila (fuzzy rules) [14].

Najčešće korišćena data mining tehnika analize i modeliranja je tehnika stabla odlučivanja. Ona se primenjuje za razvrstavanje, predviđanje, procenu vrednosti, grupisanje, opisivanje i vizualizaciju podataka. Stablo odlučivanja (decision tree) se kreira samo od onih atributa koji najbolje opisuju koncept koji se uči. Stabla odlučivanja se mogu klasifikovati kao:

- ♦ klasifikaciona stabla (classification tree),
- ♦ stabla regresije (regression tree),
- ♦ CART (Classification and Regression Tree).

Kirkos E., Manolopoulos Y. i Spathis C. (2007) ističu da u stablu odlučivanja svaki čvor predstavlja test za atribut, a svaka grana stabla predstavlja ishod testa. U njho-

vom istraživanju izabrane vrednosti atributa su: prihodi od prodaje /ukupna aktiva, prihodi od prodaje minus bruto marža, dobit pre kamata i poreza, obrtni kapital, Altmanov Z-skor, ukupan dug/ukupna aktiva, neto dobitak/ukupna aktiva, obrtni kapital/ukupna aktiva i bruto dobitak/ukupna aktiva. Prednosti stabla odlučivanja kao tehnike data mininga su: jednostavna je za razumevanje i interpretaciju, zahteva malu pripremu podataka, moguće je izmeriti validnost modela korišćenjem statističkih testova kako bi se utvrdila pouzdanost modela. Prema njihovom sprovedenom istraživanju, tačnost stabla odlučivanja u klasifikovanju lažnih finansijskih izveštaja je bila 73,6%. Prema ovim istraživačima i Bajesova mreža (Bayesian network) daje dobre rezultate za ovu klasifikaciju, odnosno pokazala se uspešnom za otkrivanje lažnog finansijskog izveštavanja. Bajesova mreža identifikuje lažne finansijske izveštaje sa stopom tačnosti od 90,3%. Ona reprezentuje zavisnosti između promenljivih koje daju detaljniju specifikaciju zajedničke raspodele verovatnoća i koristi Bajesovo pravilo zaključivanja [5].

Bez nadzora tehnike data mininga ne koriste unapred obeležene zapise (lažni i oni koji nisu lažni). Ove tehnike pronalaze sumnjive promene na pojedinim računima (računi kupaca, računi dobavljača itd.), kao i neuobičajena kretanja koja sugerišu postojanje mogućih grešaka ili nezakonitih radnji u evidentiranju i klasifikaciji podataka [17].

Popularne tehnike data mininga bez nadgledanja za otkrivanje prevare kreditnim karticama su: analiza srodne grupe (peer group analysis) i analiza prelomne tačke (break point analysis) [16]. Za rešavanje brojnih problema, sve češće se primenjuju hibridne tehnike data mininga, koje predstavljaju kombinacije dve ili više tehnike data mining kao što su: stablo odlučivanja, neuronska mreža, Bajesova mreža itd..

ZAKLJUČAK

Lažno finansijsko izveštavanje obuhvata: manipulacije, falsifikovanje ili izmenu računovodstvene evidencije i prateće dokumentacije na osnovu koje su sastavljeni finansijski izveštaji, pogrešno iskazivanje i namerno izostavljanje važnih događaja, transakcija ili informacija iz finansijskih izveštaja, namernu grešku ili primenu računovodstvenih principa koji se odnose na obim, klasifikaciju, način prezentacije ili objašnjenja pojedinih bilansnih pozicija, čime se dovode u zabludu brojni korisnici finansijskih izveštaja (vlasnici, investitori, kreditori, poreski organi itd.).

Revizor treba da pribavi dovoljne, relevantne i pouzdane revizijske dokaze na nivou klasa transakcija, stanja na računima i obelodanjanja, na način koji mu omogućava da nakon završetka revizije izrazi mišljenje o finansijskim izveštajima u celini, uz prihvatljivo nizak nivo revizorskog rizika. Revizor može da stekne razumno, a ne apsolutno uveravanje budući da postoje inherentna ograničenja u reviziji koja utiču na mogućnost otkrivanja materijalne greške u finansijskim izveštajima privrednog društva.

Brojne revizijske aktivnosti potrebno je sprovesti uz minimalno vreme i troškove. Teorija i praksa revizije mora ulagati stalne napore u razvoj revizorskih alata i



primenu inovativnih analitičkih postupaka koji bi omogućili efikasno i efektivno otkrivanje lažnog finansijskog izveštavanja. U svetu su veoma popularne data mining tehnike poput: regresionih modela sa finansijskim pokazateljima (logit i probit modela), neuronske mreže (neural networks), stabla odlučivanja (decision trees) itd.. Svrha data mining-a je pronalaženje skrivenih obrazaca u podacima, povećavanje njihove upotrebljivosti i transformacija tih podataka u korisno znanje. Tehnike data mininga se mogu koristiti kao pomoć: u planiranju prirode, vremenskog rasporeda i obima drugih procedura revizije, za prikupljanje dokaza o određenoj tvrdnji i za celovit pregled finansijskih informacija u završnoj fazi revizije. U okruženju informatičke tehnologije revizijske firme u našoj zemlji se nalaze pred izazovom konkurencije u budućnosti, što iziskuje adekvatno znanje i masovniju primenu tehnika data mining-a u obavljanju revizije.

LITERATURA

- [1] A. Petković, Forenzička revizija – kriminalne radnje u finansijskim izveštajima, Bečej: Proleter, 2010.
- [2] B. Soltani, Revizija: međunarodni pristup, Beograd: Mate, 2010.
- [3] B.W. Meigs, O. Whittington, K. Pony and E. R. Meigs, Principles of Auditing, 9th Ed., Boston: Richard D. Irwin, Inc, 1989.
- [4] C. Spathis, "Detecting false financial statements using published data: some evidence from Greece," *Managerial Auditing Journal*, 17(4), pp. 179-191, 2002.
- [5] E. Kirkos, Y. Manolopoulos and C. Spathis, "Data Mining techniques for the detection of fraudulent financial statements," *Expert Systems with Applications*, 32, pp. 995-1003, 2007.
- [6] H. Grove and T. Cook, "Lessons for auditors: quantitative and qualitative red flags," *Journal of Forensic Accounting*, 5, pp. 131-146, 2004.
- [7] I. Witten, and E. Frank, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*, San Francisco, Calif.: Morgan Kaufmann, 2000.
- [8] M. Andrić, B. Krsmanović i D. Jakšić, *Revizija teorija i praksa*. Subotica: Ekonomski fakultet Subotica, 2009.
- [9] M.D. Beneish, "Detecting GAAP violation: implications for assessing earnings management among firms with extreme financial performance," *Journal of Accounting and Public Policy*, 3, pp. 271-309.
- [10] M. Krambia-Kapardis, C. Christodoulou and M. Agathocleous, "Neural networks: the panacea in fraud detection?," *Managerial Auditing Journal*, 25 (7), pp. 659-678, 2010.
- [11] M. Stanišić i Lj. Stanojević, *Revizija i primena kompjutera*, Beograd: Univerzitet Singidunum, 2008.
- [12] N. Kaparavlović, "Uticaj kreativnog računovodstva na kvalitet finansijskog izveštavanja," *Ekonomski horizonti*, 13(1), str. 155–168, 2011.
- [13] Odbor za Međunarodne standarde revizije i uveravanja (IAASB), *Međunarodni revizijski standardi – prevod*, Zagreb: Hrvatska revizorska Komora, 2009.
- [14] O. Grljević i Z. Bošnjak, "Primena CRISP-DM metodologije u analizi podataka o malim i srednjim preduzećima," XXXV Simpozijum o operacionim istraživanjima, SYM-OP-IS 2008, Beograd, str. 275-279, 2008.
- [15] P. Estevez, C. Held, and C. Perez, "Subscription fraud prevention in telecommunications using fuzzy rules and neural networks," *Expert Systems with Applications*, 31, pp. 337-344, 2006.
- [16] P. Ravisankar, V. Ravi, G.R. Rao and I. Bose, "Detection of financial statement fraud and feature selection using data mining techniques," *Decision Support Systems*, 50 (2), pp. 491-500, 2011.
- [17] R. Bolton and D. Hand, "Statistical fraud detection: a review," *Statistical Science*, 17 (3), pp. 235-255, 2002.
- [18] "Službeni glasnik RS," br. 62/2013, *Zakon o reviziji*, Beograd: Službeni glasnik, 2013.
- [19] T. Bell, and J. Carcello, "A decision aid for assessing the likelihood of fraudulent financial reporting," *Auditing: a Journal of Practice and Theory*, 19(1), pp. 169-178, 2000.
- [20] W.J. Lin, I.M. Hwang and D.J. Becker, "A fuzzy neural network for assessing the risk of fraudulent financial reporting," *Managerial Auditing Journal*, 18(8), pp. 657-665, 2003.
- [21] Z. Tang and J. MacLennan, *Data Mining with SQL Server 2005*, Indianapolis: Wiley Publishing Inc., 2005.