

Pregledni rad

UDK 658.149.5:346.548

DOI 10.7251/SVR2122089B

UPOTREBA PREDIKTIVNE ANALIZE U CILJU ZADRŽAVANJA KORISNIKA

Sladana Babić¹

Apstrakt: Zadržavanje korisnika predstavlja ključnu aktivnost u održavanju konkurenske prednosti svake kompanije i njenog uspješnog poslovanja. Pored toga, ekonomski sistem koji se razvija pod uticajem informaciono- komunikacionih tehnologija (IKT), pojava i upotreba Interneta, ulaze u sve sfere poslovanja. Korisnici postaju edukovaniji i zahtjevniji, kako u pogledu novih usluga, tako i postojeće korisničke podrške. Od kompanije očekuju personalizovan pristup i ponašanje u skladu sa novonastalim kretanjima na konkurentnom tržištu.

Ovaj rad istražuje načine na koji kompanija može na vrijeme uočiti promjene u ponašanju korisnika u cilju njihovog zadržavanja, koristeći savremene informacione-komunikacione tehnologije (IKT), te time ostvariti konkurentsku prednost. Takođe, na koji način i kada kompanija mora odgovoriti potrebama korisnika u cilju njihovog zadržavanja i odbrane od konkurencije, a da u isto vrijeme donesene odluke nemaju negativnu implikaciju na poslovanje kroz pad prihoda i povećanje troškova.

Ključne riječi: *zadržavanje korisnika, prediktivna analiza, segmentacija korisnika.*

UVOD

Proces globalizacije i deregulacije tržišta neizostavno povećava konkurentnost tržišta, a kompanije koje na vrijeme nisu prepoznale značaj i potrebu da se prilagode promjenama, odjednom se susreću sa izazovima u poslovanju. Jedan od izazova konkurentnih tržišta jeste kako da se zadrže postojeći i privuku novi korisnici.

Da je proces zadržavanja korisnika postao jedan od najbitnijih poslovnih procesa, bilo da se radi o uslužnom ili proizvodnom sektoru, govori značajan broj studija posvećenih ovoj problematici sa finansijskog, marketinškog ili organizacionog aspekta. Značajan broj kompanija je prilagodio svoje tržišno poslovanje transformišući se u korisnički

¹ Blicnet d.o.o. sladjana.babic@blicnet.ba

orjentisane kompanije. Primjer je telekomunikacioni sektor koji je ranije primarno djelovao kao tehnički. Odnosi sa potrošačem i ponašanje potrošača postaju predmet zajedničkih istraživanja marketing timova i timova psihologa i sociologa. Sve navedeno je u cilju privlačenja novih kupaca i njihovog zadržavanja tj. stvaranja lojalnih klijenata u uslovima djelovanja na konkurentnom tržištu. Prema Kotleru (Kotler, 2001:42), prelaskom sa filozofije proizvoda i prodaje na filozofiju marketinga, kompanije mogu nadmašiti svoje konkurente, a u fokusu te filozofije jeste zadovoljan korisnik.

Iako kompanije okrenute korisniku žele da ostvare visok stepen zadovoljstva korisnika, maksimizacija zadovoljstva nije njihov glavni cilj. Naime, nivo zadovoljstva se može povećati snižavanjem cijene ili davanjem značajnih popusta na korištenu uslugu, međutim to će neminovno dovesti do pada dobiti. Nadalje, profitabilnost se može postići i na druge načine osim povećanjem zadovoljstva, a troškovi povećanja zadovoljstva mogu se negativno implicirati na distributere, dobavljače, dioničare ili zaposlene. Stoga je neminovno ispoštovati princip po kojem visok nivo zadovoljstva kupaca mora biti kompatibilan sa nivoom zadovoljstva ostalih učesnika u poslovanju.

Kako nije lako doći do saznanja čime su to korisnici posebno zadovoljni, budući da se percepcija zadovoljstva kupaca u mnogome razlikuje od percepcije zadovoljstva pružaoca usluge, može se postaviti suprotno pitanje tj. čime su to korisnici posebno nezadovoljni i šta može biti okidač da postojeći korisnik prestane koristiti usluge, u kom momentu donosi takvu odluku i prelazi kod konkurencije.

Istraživanje zadovoljstva korisnika jedna je od metoda koje kompanije koriste u cilju boljeg upoznavanja svojih potrošača. Međutim, u uslovima konkurentskog djelovanja, kompanije nemaju vremena i sredstava provoditi istraživanja koja su po svojoj prirodi kompleksna i dugo traju, nego su im neophodni alati i metode za brzo djelovanje i donošenje odluka.

Stoga efikasna primjena informacionih tehnologija, od čega ključnu ulogu imaju *znanje i informacija*, treba da omogući kompanijama da izvrše brzu i efikasnu obradu podataka za potrebe poslovne analize bez koje nije moguće donositi odluke i upravljati poslovanjem. Informaciono-komunikacione tehnologije (IKT) pružaju mogućnost obrade ogromne količine podataka iz baze podataka koristeći sofisticirane alate za poslovnu inteligenciju (*BI- Business Intelligent*) i metode tzv. "rudarenja" podataka (*Data Mining*). Shodno tome, razvija se novi pristup obrade

podataka, te se pored poslovne analize koristi i *prediktivna analiza* u cilju donošenja valjanih poslovnih odluka.

1. PREDIKTIVNA ANALIZA KAO DIO POSLOVNE ANALIZE

Prediktivna analiza obrađuje ogroman broj podataka iz prošlosti pronalazeći međusobnu povezanost među njima, a zatim daje predikciju poslovnog dešavanja u budućnosti prema predviđenom stepenu vjerovatnoće.

Svaka poslovna aktivnost koju dovoljno često ponavljamo može biti predmet predviđanja. Na primjer, ako imamo na raspolaganju kvalitetne podatke iz prošlosti, moguće je izračunati životni ciklus korisnika i dobit koju možemo potencijalno ostvariti u budućnosti. Bitan aspekt pri ovakvom pristupu čini segmentacija, u ovom slučaju segmentacija korisnika. Shodno tome, korisnike možemo grupisati u zavisnosti od njihovog tržišnog potencijala i profitabilnosti, te tako bolje definisati strategiju njihovog zadržavanja.

Prediktivna analiza se ne može zamisliti bez korištenja savremenih informaciono-komunikacionih tehnologija jer one predstavljaju osnov za njeno provođenje. Glavni trendovi za razvoj modela za predviđanje ponašanja uključuju: linearnu i regresivnu analizu, neuronske mreže, stabla odlučivanja i druge metode. Razlika između analize podataka i "rudarenja" podataka (*Data Mining*) je u tome što se analiza podataka koristi za testiranje modela i hipoteza na skupu podataka, npr. za analizu efikasnosti marketinške kampanje, analizu poslovanja i sl. bez obzira na količinu podataka. Za razliku od toga, "rudarenje" podataka koristi tzv. „mašinsko učenje“ (*machine learning*) i statističke modele za otkrivanje tajnih ili skrivenih obrazaca u velikom obimu podataka i predstavlja pretpostavku za prediktivnu analizu. Posmatrajući ponašanje potrošača u prošlosti, dolazi se do predikcije odliva korisnika u budućnosti, na osnovu čega se može procijeniti koji segment korisnika ima vjerovatnoću napuštanja kompanije i u kom vremenskom periodu. Na osnovu toga, može se na vrijeme kreirati adekvatna ponuda ili komunikacija sa korisnikom u cilju njegovog zadržavanja.

Stoga se može reći da je prediktivna analiza dio poslovne analize, jer se koristi u svrhu realizacije ciljeva radi poboljšanja performansi poslovanja. Prediktivna analiza postaje nezaobilazna u poslovnom odlučivanju, a menadžeri donose odluke na temelju znanja i mogućnosti informacionih i komunikacionih tehnologija, spoznajući prilike i rizike za kompaniju.

Takođe, osnovna pretpostavka efikasne prediktivne analize jeste posjedovanje kvalitetnih i tačnih podataka velike količine, prikupljenih u što dužem vremenskom periodu, kao i posjedovanje visokog nivoa poslovne stručnosti. U savremenom poslovanju, pohranjivanje i čuvanje velike količine podataka omogućeno je korištenjem tzv. klaud (*cloud*) resursa, pa se u praksi primjenjuje pojam “poslovanje u oblaku”. Ovakav nači poslovanja omogućava kompanijama značajnu uštedu troškova opreme neophodne za pohranjivanje i procesuiranje podataka pogotovo kada se radi o velikoj količini podataka. Za dalju obradu i korištenje podataka, ključni su softverski alati za njihovu obradu, ali i znanja i iskustva ljudi da upravljaju tim alatima i donose prave odluke. Sve navedeno nije moguće zamisliti bez korištenja informaciono-komunikacionih tehnologija (IKT).

Danas se u svijetu, prediktivna analiza primjenjuje u različitim područjima poslovanja; od finansijskih usluga, javne uprave, zdravstva, telekomunikacija, medija i marketinga, mada je na domaćem tržištu veoma malo zastupljena.

2. FINANSIJSKI ASPEKT ZADRŽAVANJA KORISNIKA

Parametar kojim se mjeri gubitak korisnika je *stopa izgubljenih korisnika*² i predstavlja bitan parametar poslovanja. Kompanije bi trebale da prate ovaj parametar i da poduzimaju korake za njegovo smanjenje. Često se u literaturi može naći podatak da je trošak privlačenja novih korisnika pet puta veći od troškova zadržavanja postojećih. Takođe istraživanja pokazuju da kompanije mogu povećati profit od 25% do čak 85% smanjenjem gubitaka korisnika za samo 5%. Stoga se prema Kotleru (Kotler, 2001:47), proces zadržavanja korisnika treba da odvija u četiri koraka:

1. Definisanje i mjerenje stope izgubljenih korisnika,
2. Prepoznavanje uzroka gubitaka korisnika,
3. Procjena gubitka profita po izgubljenom korisniku, pri čemu je izgubljeni profit jednak vrijednosti životnog ciklusa korisnika³ i
4. Procjena troška smanjenja *stope izgubljenih korisnika* koja treba da bude maksimalno do nivoa procijenjenog gubitka profita.

² *Stopa izgubljenih korisnika* ili *stopa churna (churn)* predstavlja postotak korisnika koji napusti kompaniju tokom posmatranog perioda u odnosu na ukupan broj korisnika. Parametar suprotan navedenom i koji se često koristi jeste stopa zadržanih korisnika ili *racio retencije korisnika*.

³ *Vrijednost životnog ciklusa korisnika* predstavlja sadašnju vrijednost profita koji bi se ostvario u budućnosti da korisnik nije otišao.

Postoji nekoliko odgovora na to zašto stari korisnik može biti profitabilniji od novog: troškovi novog korisnika uključuju vremenski period dok ne otpočne naplata kroz zadovoljavanje prvih zahtjeva korisnika, korisnik je mnogo više zadovoljan ukoliko u jednoj kompaniji obavi više kupovina ili koristi više usluga nego samo jednu, stalnim korisnicima je lakše prodati proizvod/uslugu, čime se smanjuju troškovi prodaje, korisnici koji su već prisutni u prodajnim objektima su manje osjetljivi na povećanje cijene i rjeđe će promijeniti mjesto kupovine, korisnici koji su zadržani na duži vremenski period su najbolja i najrelevantnija reklama za pridobijanje novih korisnika (Aćimović, 2003:177).

Takođe, postoji direktno proporcionalna veza između racia koji mjeri procenat zadržanih korisnika i prosječnog životnog ciklusa korisnika. Naime, prosječan životni ciklus korisnika raste što je veća stopa zadržanih korisnika. Tako npr. za porast stope zadržanih korisnika od 20%, u području nižih vrijednosti zadržanih korisnika (ispod 80%), prosječan životni ciklus korisnika će porasti za samo 2,5 godine. Međutim, u području više stope zadržanih korisnika (iznad 80%), životni ciklus korisnika značajno raste za manji porast stope retencije. Za procenat zadržanih korisnika od 90%, životni ciklus iznosi 10 godina. Ukoliko bi lojalnost povećali za samo 5%, prosječan životni ciklus korisnika bi iznosio 16 godina, tj. porastao bi za 6 godina (Aćimović, 2003:177). Na osnovu navedenog, može se izračunati profit koji se dobije zadržavanjem korisnika, odnosno trošak koji kompanija ima u budućnosti zbog izgubljenog korisnika.

Direktan gubitak prihoda smanjenjem broja korisnika samo je jedan od najtežih troškova povezanih sa gubitkom korisnika (Mattison, 2005). Postoji niz ostalih troškova koji se neminovno pojavljuju u cilju sprečavanja odliva. Naime, većina kompanija na pojavu odliva korisnika reaguje tako što *snižava svoje cijene*, pokušavajući da uvjere korisnike da imaju konkurentne cijene i da ne moraju da odu da bi dobili bolje. Ovo sasvim logično dovodi do smanjenja prihoda kompanije, ali pored toga, dogodiće se i ekvivalentna borba na tržištu sa kontinuiranim padom cijena nižih od konkurencije. Ova “spirala” cijena prema dole, dovodi do sve većeg gubitka prihoda.

Takođe, jedna od prvih stvari koje će kompanija uraditi u slučaju gubitaka korisnika jeste *povećati troškove marketinga i oglašavanja*. Eskalirajući oglašavanje kao odgovor na prijetnju, kompanije zapravo otvaraju izazov konkurentima da učine isto. Na nekim tržištima ulaganja u oglašavanje neprestano eskaliraju, što takođe neminovno vodi povećanju troškova.

Proaktivnije organizacije kreiraju *programe lojalnosti* koji im pomažu da stvaraju partnerske odnose sa potrošačima. Osnovne postavke ovog koncepta bi se trebale odnositi na kreiranje i razvoj dugoročnih odnosa sa potrošačem na obostrano zadovoljstvo i stvaranje partnerskih odnosa sa stvarnim kupcima i ova strategija predstavlja dobar model kako zadržati korisnike. Troškovi kompanije koji mogu biti značajni u provođenju programa lojalnosti bi se mogli posmatrati kao investiciono ulaganje u cilju zadržavanja korisnika i povećanja profita.

Iako je finansijski aspekt odliva korisnika značajan, on postaje minoran kada se gubitak korisnika počne reflektovati na procese budžetiranja i planiranja, te uticati na rejting kompanije. Tada se postavlja pitanje, kako kompanija može da projektuje svoje prihode, broj zaposlenih i investicije, kada veliki procenat korisnika iznenada počne da odlazi.

Dakle, finansijski aspekt zadržavanja korisnika uključuje troškove, prihode, investicije i dugoročnu vrijednost kompanije. Kompanije mogu značajno unaprijediti svoje poslovanje zadržavanjem manjeg broja korisnika u području viših vrijednosti stope zadržanih korisnika u periodu uspješnog poslovanja kada se ne pridaje previše značaja konkurenciji i zadovoljstvu korisnika, jer je značajna baza još uvijek prisutna. Stoga je veoma bitno da kompanije definišu i kontinuirano prate stopu izgubljenih korisnika kao bitan parameter poslovanja, prije nego drugi finansijski pokazatelji ukažu na problem u poslovanju.

3. PREDIKTIVNA ANALIZA I ZADRŽAVANJE KORISNIKA

Potreba i značaj zadržavanja korisnika kroz posmatrane finansijske pokazatelje poslovanja je evidentan. Međutim, kompanije nemaju dovoljno resursa da posmatraju cjelokupnu korisničku bazu, posebno kada se radi o kompanijama sa značajnim brojem korisnika. Stoga se treba fokusirati na one korisnike koji imaju najveću vjerovatnoću da napuste kompaniju i počnu koristiti usluge/proizvode konkurenata. Kako se to može postići? Korištenjem prediktivnih modela omogućava se efikasno upravljanje korisničkom bazom i bolja alokacija marketinških resursa za kampanje zadržavanja korisnika, čime se utiče na troškove, a samim tim i na sve aspekte poslovanja.

3.1. Procesni model prediktivne analize

Procesni model prediktivne analize zadržavanja korisnika sastoji se od četiri koraka:

Prvi korak u ovom procesu sastoji se od prikupljanja relevantnih podataka i predprocesinga kroz izbor promjenljivih varijabli. Ovaj korak predstavlja početni korak u razvoju okvira za upravljanje odlivom korisnika i naziva se još i *Identifikacija najboljih podataka* (Hadden et al, 2007:5). Naime, potrebno je identifikovati podatke koji najbolje odgovaraju tipu analitike koja se izvodi za različite probleme i privredne grane.

Podaci o korisnicima se u osnovi sastoje od mnogih promjenljivih, a istraživanja sugerišu da su tzv. RFM promjenljive: *posljednje vrijeme* (Recency), *učestalost* (Frequency) i *monetarne promjenljive* (Monetary Value) izvor za predviđanje ponašanja korisnika. Tako se u praksi, navedene promjenljive koriste na sljedeći način: 1. nedavne promjenljive koje su povezane sa vremenom od posljednje kupovine ili upotrebe usluge. Niža vrijednost sugeriše veću vjerovatnoću da korisnik izvrši ponovljenu kupovinu, 2. frekvencijske promjenljive su one koje su povezane sa pitanjem koliko često se usluga koristi. Generalno se može pretpostaviti da što je frekvencija veća, to je korisnik zadovoljniji uslugom, 3. novčane promjenljive predstavljaju ukupan novac koji je korisnik potrošio na usluge tokom određenog vremenskog perioda. Korisnici sa visokim novčanim vrijednostima su oni koje bi kompanija trebalo najviše da zadrži.

Drugi korak u procesu jeste izgradnja modela. Tehnika modelovanja se bira na osnovu tipa podataka, zahtjeva modela i obično iskustveno, tj. na osnovu najbolje prakse posmatrane grane privrede. Selekcija relevantnih podataka je takođe bitna faza u ovom koraku, kako bi se smanjio broj promjenljivih i dobio dosljedan, nepristrasan i relevantan skup. Istraživanja pokazuju da je set od šest do osam varijabli koje govore o ponašanju potrošača, sasvim dovoljan za uspješnu predikciju odliva korisnika. Socio-demografski podaci, finansijske informacije i marketinški atributi neophodni su izvori informacija za predviđanje odliva kupaca (Verbeke et al, 2012:228).

U trećem koraku model se ocjenjuje od strane poslovnih stručnjaka koji poznaju proces u kompaniji, kako bi se provjerilo da li je model intuitivno ispravan i da li je u skladu sa poslovnim znanjem. Zatim se razvija prototip modela i vrši njegova implementacija koristeći informaciono-komunikacione tehnologije (IKT).

Završni, četvrti korak, nakon što se primjeni model koji radi zadovoljavajuće, sastoji se od redovnog pregleda modela kako bi se procijenilo da li i dalje dobro funkcioniše. Sigurno je u visoko tehnološkom i nestabilnom okruženju kao što je sektor telekomunikacija, kontinuirana

evaluacija novoprikupljenih podataka od presudne važnosti. Na kraju svake faze rezultati se vrednuju, a ako nisu zadovoljavajući, vraća se na prethodni korak kako bi se proces prilagodio.

3.2. Softverski alati za prediktivnu analizu

Postoji veliki broj softverskih alata za analizu podataka, tako da se kompanije susreću sa izazovom koji od njih izabрати i integrisati sa postojećim bazama podataka. Pri odabiru alata, potrebno je odgovoriti na ključna pitanja: koja je svrha prediktivne analize i koje će probleme riješiti, sa kakvim podacima ćemo se susresti u kontekstu tačnosti i kvaliteta, kakva je postojeća infrastruktura, raspoloživost, nivo znanja i vještine kod zaposlenih, koji nivo fleksibilnosti, skalabilnosti i vizuelizacije žele da imaju menadžeri i na kraju ključno pitanje je koji budžet kompanija ima na raspolaganju.

U sljedećoj tabeli dat je pregled nekih softverskih alata za prediktivnu analizu u okviru platformi dostupnih na tržištu, problemi koji se najčešće rješavaju, kao i metode koje ovi alati koriste.

Tabela 1. Pregled softverskih alata i metoda prediktivne analize

Softverski alati za prediktivnu analizu	SAS Enterprise Miner	SAP Predictive Analytics	Oracle Advanced Analytics	IMB Watson Analytics
Problemi koji se rješavaju	Mjerenje kreditnog rizika, zadržavanje korisnika, optimizacija marketing kampanja, analiza ponašanja potrošača i dr.	Segmentacija korisnika, analiza prihoda, tržišni trendovi i potrebe potrošača i dr.	Predviđanje prodaje, predviđanje prelazaka kupaca kod konkurencije, analiza ponašanja potrošača, detekcija prevara i dr.	Trendovi u ponašanju kupaca, prilike u marketing kampanjama, analiza prodaje i prihoda, problem kod proizvodnje, ljudski resursi i dr.
Metode prediktivne analize	Klaster- analiza, link- analiza, reduktivna tehnika za smanjenje dimenzija skupa, stabla odlučivanja, neuronske mreže, regresija i dr.	Stabla odlučivanja, klaster- analize, analize vremenskih nizova i dr.	Logistička regresija, detekcija anomalija, klaster- analiza i dr.	Stabla odlučivanja, linearna i logistička regresija, statistički testovi i dr.

2.3. Prediktivni model i kampanja zadržavanja korisnika

Korisnička baza se može posmatrati kao dinamičan proces priliva i odliva korisnika. Za definisanje kampanje zadržavanja korisnika, bitno je prepoznati segmente korisnika koji trebaju biti targetirani kampanjom

u cilju postizanja boljih efekata zadržavanja, te nižih troškova ukupno. Segmentacija igra bitnu ulogu u pronalaženju rješenja za upravljanje procesom zadržavanja korisnika, pogotovo u segmentu poslovanja sa velikim brojem kupaca. Pri segmentaciji korisnika u cilju zadržavanja, bitan parametar predstavlja *vrijednost korisnika (Customer Value)*. *Vrijednost korisnika* se sastoji od nekoliko dimenzija, ali one ključne za kompaniju jesu *prihodi i kreditna sposobnost*. Prvi parametar direktno je povezan sa obimom korištenja usluga od strane korisnika, a drugi sa ponašanjem korisnika u procesu naplate potraživanja.

Kod setovanja kampanje za upravljanje odlivima korisnika, prediktivni model je identifikovao dio korisnika sa vjerovatnoćom odlaska i kojima će se ponuditi podsticaj da ostanu. Dio (γ) ovih korisnika prihvata ponudu i zadržava se, ali preostali dio ($1 - \gamma$) nije prihvatio ponudu i praktično odlazi. Takođe, djelić baze korisnika nije klasifikovan kao potencijalni odliv, tako da može postojati manji broj korisnika koji će otići i kojima nije ponuđen program zadržavanja.

Ovaj dinamički proces odliva i zadržavanja korisnika, prikazan je, sljedećom formulom (Verbeke, 2012:213):

$$\Pi = N\alpha(\beta\gamma(CLV - c - \delta) + \beta(1 - \gamma)(-c) + (1 - \beta)(-c - \delta) - A$$

gdje je, Π profit generisan kampanjom zadržavanja korisnika, N ukupan broj korisnika u korisničkoj bazi, α segment korisnika koji je ciljan u kampanji zadržavanja i kome je ponuđen podsticaj da ostanu, β segment korisnika koji su označeni kao potencijalni koji mogu da odu i koji su uključeni u kampanju zadržavanja, δ trošak podsticaja kada korisnik prihvati da ostane, γ segment ciljanih potencijalnih odliva korisnika koji odluče da ostanu zbog podsticaja (uspjeh podsticaja), c su troškovi kontaktiranja korisnika kako bi im ponudili podsticaj, CLV (*the average customer lifetime value*) prosječan životni ciklus zadržanih korisnika i A fiksni administrativni trošak izvođenja programa zadržavanja korisnika.

Može se zaključiti da su troškovi i profit od kampanje zadržavanja korisnika isključivo u realaciji sa korisnicima koji su uključeni u kampanju, osim fiksnih administrativnih troškova A koji smanjuju ukupnu profitabilnost kampanje zadržavanja. Izraz $\beta\gamma(CLV - c - \delta)$ predstavlja dobit ostvarenu kampanjom, odnosno smanjenje izgubljenih prihoda smanjeno troškovima kampanje ($CLV - c - \delta$) zbog zadržavanja segmenta γ i segmenta β koji su uključeni u kampanju. Troškovi kampanje prikazani su izrazom $\beta(1 - \gamma)(-c)$ (troškovi koji uključuju korektno selektovane korisnike koji bi mogli da odu a koji nisu zadržani) i izrazom $(1 - \beta)(-c - \delta)$ koji predstavlja

troškove koji uključuju one koji nisu planirali da odu i od kojih se logično očekuje da iskoriste prednosti koje se nude u kampanji zadržavanja.

Termin β odražava sposobnost prediktivnog modela da identifikuje potencijalne odlive korisnika, i može se izraziti kao $\beta = \lambda \beta_0$, gdje je β_0 udio svih kupaca koji će otići, a λ je prediktivni koeficijent i može biti izračunat kao procenat odliva unutar segmenta α tj. segmenta korisnika koji je cilj u kampanji zadržavanja. Ako je $\lambda = 1$, znači da model nema prediktivnu snagu i da targetirana grupa korisnika nema vjerovatnoću odlaska veću u odnosu na ostale.

Nadalje se može zaključiti da je koeficijent λ u direktnoj vezi sa profitom i u praksi se uzima da on iznosi 5 do 15% (Mozer et al, 2000:690).

Istraživanja su pokazala da profit kampanje zadržavanja korisnika vođene prediktivnom analizom zavisi od: rangiranja korisnika prema prediktivnom modelu, troškova kampanje zadržavanja i prosječnog profita po korisniku (Siegel, 2005). Profit u početku raste jer se pretpostavlja da se na početku kontaktiraju korisnici koji imaju najveću vjerovatnoću odlaska. Ukoliko se kampanja proširi na kompletnu korisničku bazu, ona neminovno dovodi do pada profita, te je izazov zaustaviti kampanju na vrhuncu profita. Prediktivni model je bolji ukoliko se tačnije identifikuje segment korisnika koji ima najveću vjerovatnoću odliva.

4. REZULTATI ISTRAŽIVANJA NA TRŽIŠTU TELEKOMUNIKACIJA

Proces zadržavanja korisnika je krucijalan za postizanje konkurentске prednosti i održivo poslovanje telekomunikacionih kompanija, jer su osnovne karakteristike ovog tržišta kod nas i u Svijetu: konkurentnost, regulatorni okvir, upotreba informaciono-komunikacionih tehnologija i inovativnost.

Tržište telekomunikacija BiH je dinamično tržište sa velikim brojem učesnika. Pored tri dominantna operatora: BH Telekoma, Telekoma Srpske i HT Mostara koji su proglašeni za operatore sa značajnom tržišnom snagom, postoje i drugi tzv. alternativni operatori koji djeluju na tržištu. Prema posljednjem dostupnom izvještaju Agencije o stanju tržišta telekomunikacija u BiH za 2018. godinu, na tržištu telekomunikacija fiksne telefonije djeluje 15 operatora (3 operatora sa značajnom tržišnom snagom i 12 alternativnih operatora), na tržištu telekomunikacija mobilne telefonije djeluje 3 operatora nosioci dozvole za usluge mobilne telefonije i 5 nosilaca dozvole za SP-a mobilne telefonije, te 67 nosioca dozvole

za pružanje Internet usluga (Pregled stanja tržišta telekomunikacija u BiH za 2018. godinu).

Iako je na svim tržištima značajna konkurencija, posebno interesantno tržište sa stanovišta konkurentnog djelovanja jeste tržište mobilne telefonije, jer pokriva značajan broja korisnika, te ne postoje infrastrukturne prepreke za njeno pružanje. Posmatrajući telekomunikacione pokazatelje bitnih učesnika na tržištu mobilne telefonije, prema izvještajima Agencije, primjetan je pad broja korisnika kao i značajan pad prihoda u poslednjih nekoliko godina. U posmatranom periodu od 2014-2018. godine, ukupan prihod od usluga mobilne telefonije je manji za 158,7 mil. KM ili 22,3%. Broj korisnika pripejd usluga je u manji za 244.796 ili 8,7%, dok je broj korisnika postpejd usluga mobilne telefonije veći za 214.666 ili 30,7%. Pad ukupnih prihoda direktno je povezan sa smanjenjem obima korištenog saobraćaja zbog korištenja besplatnih načina komunikacije putem aplikacija kao što su Skyp, Whasaap, Viber i dr.

Učešće broja pripejd korisnika u ukupnoj bazi korisnika mobilne telefonije na kraju 2014. godine je iznosilo 80% dok je na kraju 2018. to učešće 73,6%. Učešće postpejd korisnika u ukupnoj bazi i dalje je niže od okruženja i prosjeka u EU i iznosi 26,4%. Prema dostupnim podacima regulatornih agencija iz okruženja za 2018. godinu, učešće postpejd korisnika u Hrvatskoj iznosi 52%, u Srbiji 58%, te u Crnoj Gori 51%. Prosječna mjesečna potrošnja korisnika mobilne telefonije na kraju 2014. godine je iznosila 203,9 KM, dok je na kraju 2018. godina iznosila 159,8 KM ili 21,6% manje.

Implementacija usluge prenosivosti telefonskih brojeva u mobilnoj telefoniji na BiH tržištu počela je 2013. godine, čime je omogućeno korisnicima da lakše prelaze u mreže drugih operatora bez promjene telefonskog broja. Ukupan broj korisnika koji je prešao u mreže drugih operatora na kraju 2014. godine je iznosio 15.781, dok je na kraju 2018. godine iznosio 65.025, što je 1,86% ukupne baze korisnika mobilne telefonije. Procjenjuje se da će na kraju 2019. godine ukupan broj prenesenih brojeva iznositi 76.325 što je rast od cca 20%. Najveći broj prenesenih brojeva je u mrežu HT Mostar 51,36%, zatim slijede Telekom Srpske sa 24,83%, BH Telecom sa 22,81% i ostali operateri sa 1,00 %.

Stopa odliva korisnika mobilne telefonije kreće se od 25% u Evropi, preko 30% u USA, a čak 48% u Aziji. Imajući u vidu stalni rast broja korisnika koji prelaze u mreže drugih operatora, što predstavlja najnepoželjniji vid odliva korisnika, kao i relativne visoke stope odliva,

definiše se jasan poslovni cilj u kontekstu zadržavanja postojeće baze korisnika mobilne telefonije.

Primjer upotrebe prediktivne analize zadržavanja korisnika sa neadekvatnim tarifnim planom

Pojedine studije otkrivaju da u telekomunikacijama korisnici često ne mogu da preciziraju svoje zahtjeve, te biraju pogrešan tarifni plan. Ovo je u skladu sa istraživanjem (Kridel et al, 1993) u kojem je utvrđeno da je jedna trećina telekomunikacionih korisnika koji su se pretplatili na paušalni cjenovni plan koristili manje od očekivanog broja minuta kako bi opravdala svoju pretplatu. Primjećeno je da skoro 45% kupaca preplaćuje svoje usluge i da se gotovo 40% mobilnih korisnika pretplati na pogrešne tarifne planove (Kwong, 2010:2261).

Neprikladan odabir tarifnog plana može biti uzrokovan mnogim razlozima, kao što su nepoznavanje ponude ili servisa. Korisnici, želeći da se osiguraju od prevelike potrošnje, često biraju tarifne planove sa visokom fiksnom pretplatom. Istraživanja pokazuju da je stopa odliva direktno povezana sa pogrešnim izborom tarifnog plana i ona iznosi nešto više od 54,4% za korisnike sa neoptimalnim tarifnim planom, odnosno 32,4% za korisnike sa optimalnim tarifnim planom u mobilnoj telefoniji Kanadskog operatera (Kwong, 2010:2266).

U cilju prepoznavanja segmenta korisnika koji ima neadekvatan tarifni plan⁴, prediktivnom analizom posmatran je atribut optimalne potrošnje minuta i internet saobraćaja na postojećoj tarifnoj opciji. Cilj segmentacije je da se posmatranjem atributa optimalne potrošnje, ponudi korisniku novi tarifni plan u skladu sa njegovim potrebama, a sve sa ciljem zadržavanja korisnika. Za segmentiranu bazu od 5.000 korisnika i uspješnost prozivanja od 60%, korisnici koji su prihvatili ponudu i prešli na adekvane nove tarife čine 51% uspješno kontaktirane baze, odnosno 30% ukupne segmentirane baze korisnika. Za prosječno povećanje pretplate po korisniku novog tarifnog modela od 4 KM mjesečno, uz sklapanje ugovora sa minimalnim periodom korištenja servisa 24 mjeseca, porast prihoda ovom aktivnošću iznosi 150.000 KM, ne računajući efekat zadržavanja postojećih prihoda dobijenih minimalnim trajanjem životnog ciklus korisnika 24 mjeseca.

Kroz empirijsko istraživanje primjene prediktivne analize u cilju zadržavanja korisnika na tržištu telekomunikacija, uočili smo postojanje

4 Pod neadekvatnim tarifnim planom se u ovom istraživanju smatra tarifni plan koji ne prati nove trendove u formiranju tarifa, a koje podrazumijevaju veći brojem minuta i internet saobraćaja u okviru mjesečne pretplate.

procesnog modela prediktivne analize za zadržavanje korisnika i uspješnu predikciju zadržavanja korisnika korištenjem metode tzv. “rudarenja” podataka (*Data Mining*). Istraživanjem se došlo do pozitivnih primjera predikcije segmenta korisnika koji imaju veliku vjerovatnoću odliva i za koje je potrebno provesti kampanju zadržavanja, čime je potvrđena glavna hipoteza da *prediktivnom analizom ponašanja korisnika i formiranjem personalizovane ponude kao odgovor na konkurentne cijene, kompanije mogu u značajnoj mjeri uticati na zadržavanje korisnika, te održati efikasno i uspješno poslovanje.*

ZAKLJUČAK

Da bi kompanija uspješno odgovorila izazovu sve dinamičnijeg konkurentnog tržišta, mora početi da koristi alate koje pružaju savremene informacione-komunikacione tehnologije (IKT), u cilju boljeg poznavanja potreba i ponašanja postojećih i budućih korisnika, a sve sa ciljem njihovog zadržavanja.

Polazeći od osnovnih parametara *vrijednosti korisnika*: prihoda i kreditne sposobnosti, izdvajaju se dvije segmentirane grupe korisnika koje se mogu prediktivno analizirati u cilju definisanja i provođenja kampanje zadržavanja korisnika, jer njihova promjena ponašanja direktno utiče na poslovanje. Samim tim, obezbjeđena je osnovna pretpostavka za ostvarivanje profita kroz kampanju zadržavanja korisnika, a to je identifikacija segmenta korisnika.

Cilj segmentacije je da dođemo do potreba i želja pojedine grupe korisnika na koje možemo djelovati adekvatnom ponudom u skladu sa potrebama korisnika. Kreiranje ovakve ponude ne mora nužno da vodi ka smanjenju prihoda, jer se u okviru istog iznosa mogu kreirati paketi usluga koji su u skladu ranijim ponašanjem i potrebama korisnika. Ovim se postiže efekat personalizovanog pristupa i jačaju međusobni odnosi na relaciji korisnik-pružalac usluge. Sa druge strane utiče se na troškove koji su neminovni primjenom konkurentne ponude, kao i na troškove marketing oglašavanja i druge troškove zadržavanja korisnika, budući da su se stekli uslovi za direktan marketing.

Upotreba informaciono-komunikacionih tehnologija (IKT), takođe omogućava efikasno korišćenje baza podataka da bi se marketinška poruka usmjerila na pravo mjesto i u pravo vrijeme. Osnovna svrha direktnog marketinga jeste da se ostvari jeftiniji, personalizovani način komunikacije sa korisnikom i prodaja usluga/proizvoda, odnosno zadržavanje korisnika učini izvjesnijim. Pored manjih troškova masovnog

oglašavanja, izbjegavaju se i troškovi posrednika u kanalima prodaje koji su u ukupnoj strukturi troškova značajni.

Dakle, prediktivnom analizom ponašanja potrošača, kojom se identifikuje segment korisnika koji ima najveću vjerovatnoću odliva i formiranjem personalizovane ponude kao odgovor na konkurentne cijene, kompanije mogu u značajnoj mjeri ostvariti profit provođenjem kampanje zadržavanja korisnika i time održati efikasno i uspješno poslovanje.

Upotreba informaciono-komunikacionih tehnologija i stečena znanja u primjeni prediktivne analize na tržištu telekomunikacija, otvaraju široko polje primjene i u drugim granama privrede na BH tržištu, kao pretpostavka za uspješno i efikasno poslovanje. Međutim, pored postojanja savremenih softverskih alata, ključnu ulogu u procesu zadržavanja korisnika svakako imaju znanja i iskustva stručnih ljudi i menadžmenta u kompaniji da upravlju tim alatima i donose prave odluke.

CUSTOMER RETENTION USING PREDICTIVE ANALYSIS

Sladana Babić

Abstract: Customer retention is a key activity in sustaining the competitive advantage of each company and its successful business. In addition, the economic system that is developing under the influence of information and communication technologies (ICT), the existence and the use of the Internet, infiltrates in all spheres of business. Users are becoming more educated and demanding, both in terms of new services and customer support. They expect a personalized approach and behavior from the company in line with the new competitive market trends.

This study examines how company can notice changes in customer behavior in a timely manner in order to retain them, using modern information and communication (ICT) technologies, and thus gain a competitive advantage. It also elaborates in which way and at which moment the company must respond to the needs of users, in order to keep them and defend itself from the competition, and at the same time to avoid a negative impact on business in terms of decreased revenues and increased costs by the decisions made in the process.

Keywords: *customer retention, predictive analysis, customer segmentation.*

LITERATURA:

1. Aćimović, S. (2003). *Servis potrošača*. Beograd: Ekonomski fakultet Beograd.
2. Hadden, J., Tiwari, A., Roy, R., Ruta, D. (2007). *Computer Assisted Customer Churn Management: State-Of-The-Art and Future Trends*, *Computer&Operations Research* v34 (10), pp 2902-2917.
3. Kotler, P. (2001). *Upravljanje marketingom. Analiza, planiranje, primjena i kontroling*. Zagreb: MATE d.o.o.
4. Kwong, K., Wong, K. (2010). *Fighting churn with rate plan right-sizing: a customer retention strategy for the wireless telecommunications industry*, *The Service Industries Journal* vol. 30, No. 13, 2261–2271, str.2261.
5. Maričić, B. (2005). *Ponašanje potrošača*. Beograd: Centar za izdavačku djelatnost Ekonomskog fakulteta u Beogradu.
6. Mattison, R.(2005). *The Telco Churn Management Handbook*. XiT Press. Illionis: Oakwood Hills.
7. Mozer, C. M., Wolniewicz, R., Grimes, B.D., Johnson, E. (2000). Predicting subscriber dissatisfaction and improving retention in the wireless telecommunications industry, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11 (3), 690–696.
8. Pregled stanja tržišta telekomunikacija u BiH za 2018. godinu, Regulatorna agencija za komunikacije BiH (2019).
9. Verbeke, W., Dejaeger, K., Martens, D., Hur, J. (2012). *New insights into churn prediction in the telecommunication sector: A profit driven data mining approach*, *European Journal of Operational Research* 218(1):211-229.
10. Vukasović, D., Pešević, S. (2010). *Poslovna analiza*. Banja Luka: NUBL.

Internet adrese:

1. https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/data-mining.html (uvid u tekst 15.10.2020)
2. [https://en.wikipedia.org/wiki/RFM_\(market_research\)](https://en.wikipedia.org/wiki/RFM_(market_research)) (uvid u tekst 20.11.2020.)
3. <http://www.predictionimpact.com/retention-with-predictive-analytics.html> (uvid u tekst 15.11.2020.)
4. <http://www.predictionimpact.com/customer-prediction.html> (uvid u tekst 15.11.2020.)
5. <https://www.rak.ba/bs-Latn-BA/telecom-market-analysis> (uvid u tekst 10.01.2021.)
6. <https://docs.rak.ba/documents/21b80755-fe0f-45ec-bf22-76ad0f5b5327.pdf> (uvid u tekst 10.01.2021.)
7. <https://mtel.ba/Binary/1318/Godisnji-izvjestaj-2019.pdf> (uvid u tekst 15.01.2021.)

