

ANALIZA NAKUPOV IN MODELIRANJE POSPEŠEVANJA PRODAJE V SPLETNI TRGOVINI

Matija Černe (Fakulteta za matematiko in fiziko,
Jadranska 19, 1000 Ljubljana, Slovenija),
Boštjan Kaluža, Mitja Luštrek
Odsek za inteligentne sisteme,
Inštitut Jožef Stefan
Jamova cesta 39, 1000 Ljubljana, Slovenija
Tel: +386 1 4773419; fax: +386 1 4251038
e-mail: matija.cerne@student.fmf.uni-lj.si
bostjan.kaluza@ijs.si
mitja.lustrek@ijs.si

POVZETEK

Analizirali smo podatke o nakupih v spletni trgovini. Cilja sta bila ugotoviti učinek spremembe cene na potrošnje in identifikacija potrošnikovih preferenc v nekem trenutku. Pri analizi smo uporabljali tako mikroekonomske kot tudi statistične pristope. V grobem lahko metode analize razdelimo na dva sklopa – tiste, ki se osredotočajo na uporabnika in tiste, pri katerih je pomemben le artikel.

1 UVOD

Zanimajo so nas predvsem rezultati, ki bi jih lahko uporabili za priporočanje artiklov tako znanim (obstoječim), kot tudi neznanim (novim) uporabnikom. Pri priporočanju gre za to, da čimbolj natančno ugotovimo, kateri izdelek bi nekega uporabnika poleg kupljenih še utegnil zanimati, nato pa mu ta izdelek spletna prodajalna priporoči. Iz prodajalčevega vidika je to precej pomembno orodje pospeševanja prodaje, še posebej v kontekstu spletne trgovine. V nasprotju s klasično trgovino lahko tu v vsakem trenutku vidimo uporabnikovo košarico, pa tudi uporabnika samega lahko identificiramo, kar v praksi (za ne-uporabnike raznih kartic zvestobe) ni izvedljivo. Priporočila se na spletni strani izvedejo v obliki seznama priporočenih izdelkov, kar je izvedljivo v realnem času, če smo podatke predhodno pravilno obdelali.

2 PODATKI

Na voljo smo imeli podatke o vseh nakupih, ki so se v spletni trgovini zgodili med 24. Julijem 2012 in 15. Januarjem 2014. Za posamezne izdelke tako vemo kdaj, koliko in po kakšni ceni so bili prodani. Ob kasnejši obdelavi smo sicer ugotovili, da obstaja možnost, da določeni podatki manjkajo (predvsem na začetku obdobja), vendar je to upoštevano v analizi oziroma pri rezultatih.

Večina analize je temeljila na dveh datotekah, katerih izseka vidimo spodaj:

	šifra nakupa	šifra izdelka	količina	cena	opis izdelka
1	349908	150502	1	1.49	Dzem Eta. 450g
2	386589	150502	1	1.49	Dzem Eta. 450g
3	384333	150502	1	1.49	Dzem Eta. 450g
4	350190	150502	1	1.49	Dzem Eta. 450g
5	350564	150502	1	1.49	Dzem Eta. 450g
6	350550	150502	1	1.49	Dzem Eta. 450g
7	344657	150507	1	0.34	Sol Morska 1kg
8	341269	150507	1	0.34	Sol Morska 1kg
9	341373	150507	1	0.34	Sol Morska 1kg
10	345727	150507	1	0.34	Sol Morska 1kg

Podatki o nakupih (izsek). Št.vrstic: 15176

	šifra nakupa	šifra uporabnika	znesek naročila	datum nakupa
1	334366	127348	3.47	2012-07-24
2	335402	37507	8.05	2012-07-27
3	336527	248562	30.94	2012-08-02
4	336934	248562	1.49	2012-08-06
5	337402	248562	1.34	2012-08-07
6	337404	37507	9.16	2012-08-08
7	337634	249741	8.29	2012-08-08
8	337643	249741	100.58	2012-08-08
9	337648	248562	2.29	2012-08-08
10	337663	248562	17.24	2012-08-08

Podatki o prodanih izdelkih (izsek). Št.vrstic: 347332

Poleg tega smo imeli tudi podatke o uporabnikih, ki so povedali ali je posamezen uporabnik fizična oseba ali podjetje, ter poštno številko njegovega prebivališča. Ker je

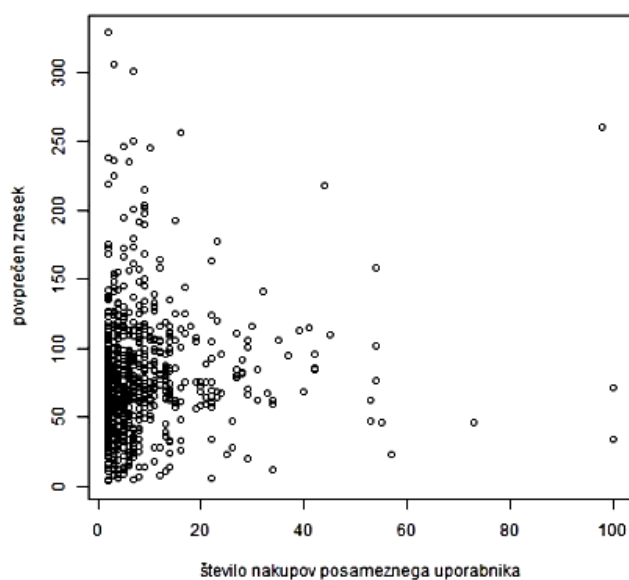
cilj projekta priporočanje produktov fizičnim uporabnikom, smo se odločili da bomo obravnavali samo fizične osebe. Če bi obravnavali podatke obeh kategorij skupaj, bi zaradi velike razlike v obsegu potrošnje, pa tudi zaradi specifičnih potreb podjetnikov ki se navadno razlikujejo od potreb 'običajnih' potrošnikov, verjetno dobili precej nezanesljive rezultate. Zato smo najprej iz podatkov o nakupih izločili tiste, ki so jih opravila podjetja. Glede lokacije uporabnikov se nam v dosedanji analizi to ni zdel dovolj pomemben dejavnik pri potrošnikovih odločitvah in temu nismo posvečali posebne pozornosti.

Na voljo smo imeli še podatke o lastnostih izdelkov, vendar teh podatkov nismo obravnavali.

Ena od težav je bila ta, da nismo imeli točnih podatkov o datumih sprememb cen in smo tako datum spremembe morali aproksimirati z datumom, ko se je prvič zgodil nakup po novi ceni. To pa za izdelke, ki se ne kupujejo vsak dan (in takšnih je večina) pomeni, da se obdobja ko neka cena velja, lahko precej razlikujejo od resničnih obdobj. Ravno zaradi tega, pa tudi zaradi premajhne količine podatkov (kar bi imelo za posledico premalo zanesljive rezultate) smo se odločili, da v analizah, kjer je to pomembno, obravnavamo samo določeno število izdelkov, za katere imamo dovolj podatkov.

2.2 Vizualizacija podatkov

Graf prikazuje, kako so porazdeljeni uporabniki glede na število nakupov, ki jih opravijo (horizontalna os) in povprečno vrednost nakupa (vertikalna os). Vsaka pika predstavlja enega uporabnika:



SLIKA 1: porazdelitev uporabnikov spletne trgovine

Opazimo, da večina uporabnikov za svoj nakup zapravi okoli 70 eur, in v obravnavanem obdobju manj kot petnajstkrat nakupuje v spletni trgovini.

2.3 Obdelava podatkov

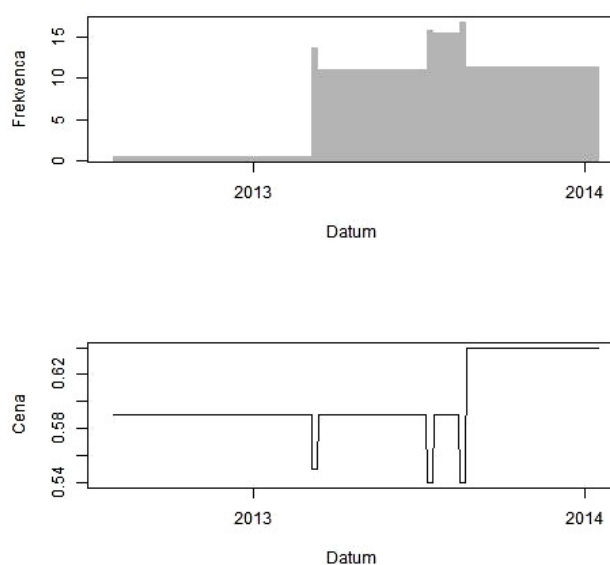
Za nadaljno uporabo je bilo potrebno združiti podatke o naročenih izdelkih in uporabnikih – torej pogledati, kateri 'order ID-ji' pripadajo kateremu uporabniku in nato za posamezno naročilo (order) združiti izdelke ki so bili kupljeni.

Za potrebe cenovne analize je bilo potrebno podatke transformirati v takšno obliko, da lahko razberemo informacijo o potrošnji ob določeni ceni. Natančneje, potrebovali smo neko mero za 'moč potrošnje' v določenem cenovnem obdobju (torej obdobju med dvema spremembama cene) in najbolj logična mera se je zdel frekvenca nakupov (enota: št.izdelkov/dan):

$$\text{frekvenca} = \frac{\text{kolicina prodanih artiklov v obdobju}}{\text{dolžina obdobja}}$$

Tu je sicer nastopil problem določitve obdobja ko velja neka cena, saj kot smo že prej omenili, nimamo točnih datumov sprememb. Problematični so bili predvsem primeri, ko se je nek nakup zgodil po ceni pred spremembo, vendar je bil zabeležen datum komaj v obdobju, ko je veljala naslednja cena – tako se je večkrat zgodilo tudi, da smo imeli na isti dan iste artikle prodane po različnih cenah. Možna razlaga za to je, da se je cena izdelka zabeležila ob izdaji računa, datum nakupa pa je obveljal kot datum plačila – ni namreč nujno, da je bil račun takoj plačan. Kakorkoli, v takšnih primerih je bilo potrebno 'izravnati šum' in naročila s staro ceno postaviti v prejšnje obdobje, sicer bi imeli ob nekaterih spremembah cene lahko hude distorzije v frekvenci nakupov. To je bilo (za nekatere obravnavane izdelke) narejeno kar ročno, saj bi bilo sicer pretežno dovolj dobro definirati, katerim naročilom je potrebno spremeniti datum.

Voda RADENSKA classic, naravna mineralna voda, kraljevi vrelec, 1



SLIKA 2: Graf frekvenc nakupov za izdelek 'Mineralna voda Radenska classic, kombiniran z grafom cen

3. ANALIZA - METODE IN REZULTATI

Najprej smo analizirali potrošnjo v odvisnosti od cen (cenovna analiza), nato pa še analizirali nakupovalne navade desetih najbolj zanimivih uporabnikov.

3.1 Cenovna analiza

Pri cenovni analizi raziskujemo, kako se potrošnja (frekvenca nakupov) spreminja v odvisnosti od spremembe v ceni. Z uporabo mikroekonomskega pojma cenovne elastičnosti smo poskušali oceniti vpliv spremembe cene na potrošnjo istega oziroma sorodnih izdelkov. Nato nas zanima tudi, kaj se dogaja ob specifični kratkotrajni spremembi cene – akciji.

3.1.2 Cenovna elastičnost

Za učinek sprememb cene na potrošnjo istega izdelka cenovno elastičnost izračunamo tako:

$$\epsilon = \frac{\Delta Q}{\Delta p} \frac{p_1 + p_2}{q_1 + q_2}$$

Za učinek spremembe cene nekega izdelka na potrošnjo nekega drugega izdelka (substituta) potrebujemo koeficient križne elastičnosti. Ta nam pove, za koliko odstotkov se spremeni potrošnja dobrine B ob spremembi cene dobrine A za en odsotetek:

$$\epsilon_{A,B} = \frac{\Delta Q_B}{\Delta p_A} \frac{p_{1,A} + p_{2,A}}{q_{1,B} + q_{2,B}}$$

V prvem primeru pričakujemo, da bo vrednost negativna (če se cena poveča, se troši manj nekega izdelka), posledično pa pri sorodnih izdelkih (komplementih) pričakujemo, da se bo potrošnja ob nespremenjeni ceni povečala. Za potrebe računanja križnih elastičnosti je bilo potrebno še enkrat naračunati frekvence nakupov (q), tokrat po datumih sprememb cene vseh ostalih izdelkov, ki jih opazujemo skupaj. Spremembe se seveda ne zgodijo samo enkrat, zato ob vsaki spremembi cene lahko izračunamo novo cenovno elastičnost (tako enostavno kot križno). Rezultate nato lahko aproksimiramo regresijsko ali pa izračunamo povprečje. Zaradi velike distorziranosti podatkov se je druga metoda izkazala za bolj primerno.

V naslednji tabeli so predstavljeni rezultati (povprečne elastičnosti) za skupino substitutov 'Mleka', kjer so bili rezultati še najbolj skladni s pričakovanji:

v %	Zelene doline 3,5	Alpsko 1,6	Alpsko 3,5	Zelene doline 1,6
Zelene doline 3,5	-0,16	0,29	0,23	0,2
Alpsko 1,6	1,19	0,4	0,47	0,47
Alpsko 3,5	0,6	0,39	2,42	0,28
Zelene doline 1,6	1,36	1,1	1,06	-1,2

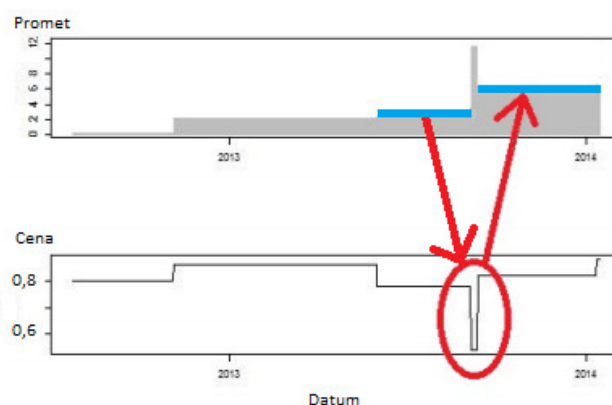
Po diagonali so vrednosti izračunane po prvi formuli, na ostalih mestih pa po principu križne elastičnosti. Razlaga vrednosti v tabeli (gledamo zadnjo vrstico). Če se cena mleka znamke 1,6 poveča za 1%, tedaj se potrošnja (število prodanih artiklov na dan) mlek 3,5, Alpsko 1,6 in Alpsko 3,5 po vrsti poveča za 1,36 %, 1,1 %, in 1,06 %. Obenem se potrošnja mleka zmanjša za 1,02 %.

Še vedno seveda ne moremo z gotovostjo trditi, da se bo potrošnja spreminjala točno tako kot so vrednosti v tabeli,

vendar vseeno vsaj okvirno vidimo, kateri izdelki so bolj, kateri pa manj občutljivi na spremembe v ceni (v tabeli izgleda da je Alpsko 3,5 najbolj, 1,6 pa najmanj cenovno stabilno). Vseeno ta metoda ni najbolj zanesljiva za napovedovanje potrošnje, saj lahko predvidevamo, da so spremembe odvisne tudi od številnih drugih dejavnikov (npr oglaševanje, substituti iz drugih trgovin, substituti ki jih nismo upoštevali pri analizi, šum na podatkih, ...). V tabeli je to najbolj vidno pri Alpskem mleku 3,5, kjer izgleda da je 1% spremembe v ceni prinesel 2,42% spremembe (pozitivne!) v potrošnji. Ko pogledamo na graf frekvenc, pa opazimo, da je potrošnja dobrega pol leta od začetka merjenja skoraj nič, torej se lahko upravičeno vprašamo, ali je to res (kar je malo verjetno, glede na to da gre za enega najbolj prodajanih artiklov za katerega dobro vemo, da ni prišel v prodajo komaj pred enim letom) in če se je mogoče zgodila napaka pri knjiženju naročil – recimo če se je vmes zamenjala koda izdelka in to ni bilo popravljeno v bazi podatkov.

3.1.2 Analiza učinkov akcij

Ob opazovanju grafov prometa (prihodki od prodaje na dan; cena krat frekvenca) in cen v času za nekatere izdelke opazimo, da za kratkotrajne padce v ceni (akcije) frekvenca potrošnje za to obdobje naraste, kar seveda ni presenetljivo. Zanimivo pa je dejstvo, da se velikokrat potrošnja po koncu akcije (vrnitvi cene na isto ali višjo raven kot prej) ne vrne na raven pred akcijo, temveč ostane višja kot je bila tedaj. Ob tem velja poudariti, da na potrošnjo poleg samega znižanja cene gotovo vpliva tudi to, da se ob akciji tudi poveča promocija za izdelek (npr. objava v katalogu, reklama po televiziji). Poglejmo ta efekt na grafu za 'Mleko Lejko 1,5%' :



SLIKA 3: Padec cene (akcija) je označen z rdečo elipso, promet pred in po akciji pa z modrima črtama

Pri obravnavanih izdelkih (100 artiklov z najvišjo prodajo) se je ta situacija večkrat ponovila. Za definirano akcijo (v našem primeru je akcija definirana kot vsaka sprememba cene za vsaj -4% in v trajanju največ tri tedne) smo izsledke predstavili v tabeli, kjer smo izračunali, kakšna je procentualna sprememba v prometu med (2. stolpec) in po

akciji (3. stolpec). Za izdelke, ki so imeli več akcij, smo izračunali povprečno spremembo, lahko pa bi uporabili tudi kakšno drugo metodo aproksimacije – recimo z metodo najmanjših kvadratov v tridimenzionalnem prostoru. Rezultati so predstavljeni v TABELI 1: *Učinki akcij* (ki se nahaja v Dodatku), vse vrednosti pa so v odstotkih.

Tabela je urejena po zadnjem stolpcu, torej nam pove, katere izdelke (izmed 100 obravnavanih) se najbolj splača postaviti v akcijo, če želimo pozitiven efekt na promet tudi po akciji. Podatki (predvsem prvih nekaj) izgledajo precej nerealni in tako ekstremne vrednosti lahko pripišemo motnjam pri podatkih. Vseeno lahko opazimo, da se v splošnem akcija prodajalcu iz vidika povečevanja prometa splača – prvo se mu poveča promet zaradi povečane potrošnje, potem pa zaradi kombinacije povečane potrošnje in (ponovnega) dviga cene. Vendar pa lahko predvidevamo, da ob akciji zaradi učinka substitucije povzročimo padec prometa za druge, podobne izdelke.

3.2 Analiza nakupov uporabnikov

Izbrali smo deset uporabnikov z največ nakupi, saj nam to zagotavlja dovolj veliko količino podatkov za analizo vsakega posebej. Iste metode kot so predstavljene v tem razdelku seveda lahko uporabimo tudi pri uporabnikih z manj nakupi, vendar se s tem (za nekatere metode) znatno zmanjša točnost napovedi. Za te metode bi bilo zato v primeru praktične uporabe smiselno določiti neko spodnjo mejo za število nakupov, ki jih je uporabnik že opravil.

3.2.1 Identifikacija zaželenih in nezaželenih izdelkov

Radi bi opredelili odnos do izdelkov, ki jih obravnavani uporabnik kupuje. Natančneje, zanima nas, ali obstajajo izdelki, za katere lahko sklepamo, da jih je uporabnik kupil le enkrat in nato nikoli več? Takšnih izdelkov potem temu in njemu podobnim uporabnikom ne priporočamo, saj predvidevamo da uporabnik z izdelkom ni bil zadovoljen.

V Dodatku je izsek grafa (GRAF 1: *nakupi uporabnika*), ki prikazuje nakupe uporabnika. Graf je precej velik (natančneje, višina je število različnih artiklov, ki jih uporabnik kupi, v konkretnem primeru okoli 1000, dolžina pa število nakupov (251)). V vrsticah so predstavljeni izdelki, pika pa pomeni da je bil nek izdelek kupljen (nakupi so predstavljeni na ordinatni osi).

Verjetno nezaželeni izdelki za obravnavanega uporabnika so tisti, ki se pojavijo na grafu le enkrat – na izseku so obarvani s sivo. Mera gotovosti za to, da smo pravilno napovedali 'nezaželene izdelke' mora temeljiti na številu nakupov, ki jih uporabnik opravi po tem, ko kupi 'nezaželen izdelek' in na tipu izdelka (ali gre za izdelek ki se sicer troši pogosto).

Mogoče bi lahko tudi ugotovili, ali je uporabnik izdelek zamenjal za nek substitut (temu bi potem ocena 'zaželenosti' narasla). Ta problem je sicer zelo občutljiv na število nakupov.

3.2.2 Ciklična potrošnja izdelkov

Za izdelke, ki jih obravnavani uporabnik dovolj pogosto kupuje, poskušamo ugotoviti, ali jih kupuje v časovnih intervalih in le-te identificirati. Tudi ta problem je občutljiv na število nakupov. Uporabna vrednost te informacije je v tem, da lahko v danem trenutku predvidimo, ali se bo zgodil nakup nekega izdelka s strani obravnavanega uporabnika, ali ne.

Uporabimo statistični pristop – iščemo interval zaupanja, v katerem bi se z neko verjetnostjo zgodil naslednji nakup. Ta nam za določeno stopnjo (med 0 in 1) in ocene parametrov pove meje intervala, v katerem se nahaja neka slučajna spremenljivka (naslednji nakup), ki je porazdeljena isto kot so porazdeljeni podatki. Parametri so: perioda (povprečen čas, ki mine med dvema nakupoma določenega izdelka), standardni odklon (pove, kako močno varirajo časi med nakupi), in datum zadnjega nakupa.

Če privzamemo, da se trenutno nahajamo v času 2014-01-16 (prvi dan, za katerega nimamo več podatkov) predvidevamo, da bo uporabnik, v kolikor na ta dan opravi nakup, kupil izdelke, ki so v TABELI 2: *cikličnost potrošnje* ki se nahaja v Dodatku, obarvani rumeno (za te izdelke je 'trenutni' datum 2014-01-16 znotraj intervala). Gledamo.

V našem primeru je stopnja zaupanja 0,9. Za izdelek s šifro 157869 ("Solata endivija", 2. vrstica v tabeli) bo tako glede na naše podatke veljala napoved, da se bo naslednji nakup z verjetnostjo 90 % zgodil v obdobju med 16. in 30. 1. 2014.

Pri tem je potrebno poudariti, da bi se v praksi ocene parametrov računale sproti, torej bi se z akumulacijo podatkov natančnost napovedi povečevala.

4. ZAKLJUČEK

Najprej smo opravili cenovno analizo, ki temelji na podatkih o prodanih izdelkih. Cilj analize je bil predvsem raziskati, kako se potrošnja odziva na spremembe v ceni. Tu smo ločili splošno obravnavo in obravnavo posebnih sprememb v ceni – akcij. Pridobljeni rezultati so bili v nekaterih primerih pričakovani, v drugih nekoliko manj.

Nato smo analizirali nakupovalne navade nekaterih uporabnikov, kar je uporabno predvsem za potrebe priporočanja in je tudi prvotni cilj projekta. Najprej smo se osredotočili na 'negativno selekcijo' priporočanja, torej smo poskušali identificirati izdelke ki jim bomo dali negativno utež. Tu je pomembno, da upoštevamo 'mero gotovosti', ki smo jo zaenkrat le opisno opredelili. Nato smo preverili, kaj lahko predvidimo o času nakupa nekega izdelka in po statistični analizi prišli do zaključka, da za dovolj obsežno količino podatkov lahko napovemo časovni interval, ko se zgodi naslednji nakup in povedali, kako bi to lahko bilo uporabno v smislu priporočanja.

5. DODATEK

TABELA 1: učinki akcij

	izdelek	Povprečna sprememba prometa med akcijo	Povprečna sprememba prometa po akciji
1	149725 Toaletni papir PALOM	4458.97	9004.5
2	146861 Mleko trajno alpsko,	266.166	1621.48
3	147757 Napitek izotonični S	591.6133	857.54
4	159161 Jogurt navadni, cvrs	2872.275	786.33
5	150673 Kuhinjske brisace PA	535.74	781.155
6	146485 Voda RADENSKA classi	821.8833	701.22
7	159133 Voda, namiz	199.06	687.22
8	164210 Mleko trajno Zelene	545.92	522.09
9	149226 Cvetaca	43.5433	517.35
10	159129 Voda gazira	-10	421.43
11	149349 Kajzerica 55g	287.75	305.58
12	149998 Banane	191.528	246.56
13	150231 Kruh rzeni	276.896	198.98
14	147837 Jajca 1,, 1	330.43	195.88
15	159057 Mleko trajno Zelene	339.415	134.4
16	147266 Mleko trajno lejko,	392.68	125.09
17	151099 Sok lumpi, jabolko,	424.26	79.36
18	146403 Pivo UNION, svetlo,	4.89	59.71
19	159143 Pivo, svetl	182.815	54.505
20	147274 Cokolada GORENJKA, t	52.25	47.84
21	151877 Keksi domacica origi	94.97	36.27
22	148445 Pivo LAsko CLUB, piv	221.245	26.945
23	151988 Cokolada PR	23.94	16.87
24	149318 Sosedovo pecivo, s s	323.63	4.51
25	151985 Cokolada PR	17.86	4.29
26	159151 Radler gren	1821.7	0.78
27	156492 Cokolada GORENJKA ml	354.97	-21.12
28	151065 Cokolada BALI z rize	-40.19	-22.7
29	164990 Cokolada MILKA noise	70.735	-50.39

TABELA 2: cikličnost potrošnje

šifra izdelka	perioda	stand.odk	napaka	zadnji datum	IZ sp	IZ zg
149998	6.81	10.71	1.64	2013-12-20	2013-12-25	2013-12-29
157869	9.61	33.88	6.08	2014-01-13	2014-01-16	2014-01-30
149226	3.65	13.83	2.53	2013-02-25	2013-02-26	2013-03-04
146327	0.57	1.12	0.21	2012-09-27	2012-09-27	2012-09-29
159142	11.07	13.61	2.63	2013-12-30	2014-01-08	2014-01-14
147837	3.39	12.32	2.38	2013-01-26	2013-01-27	2013-02-02
157344	10.54	14.86	2.90	2013-12-07	2013-12-15	2013-12-21
149416	12.35	47.90	10.53	2013-10-25	2013-10-27	2013-11-18
149230	1.17	1.78	0.42	2012-10-15	2012-10-16	2012-10-18
149672	13.93	37.29	8.73	2013-10-25	2013-10-30	2013-11-17
148380	4.64	21.66	5.25	2013-01-24	2013-01-23	2013-02-04
151301	13.50	52.49	12.71	2013-09-12	2013-09-13	2013-10-09
158953	17.47	51.96	12.58	2013-12-23	2013-12-28	2014-01-23
150864	7.07	16.46	4.06	2013-06-15	2013-06-18	2013-06-28
157536	16.82	35.84	8.84	2013-11-30	2013-12-08	2013-12-26
149818	0.81	1.47	0.36	2012-09-22	2012-09-22	2012-09-24
149669	6.23	20.04	5.04	2013-02-25	2013-02-26	2013-03-10
149298	6.00	22.79	5.73	2013-02-02	2013-02-02	2013-02-14
150718	1.08	3.40	0.85	2012-09-27	2012-09-28	2012-09-30
149424	13.92	60.92	15.61	2013-08-13	2013-08-11	2013-09-12
150933	18.17	43.32	11.33	2013-11-20	2013-11-27	2013-12-21
146690	6.09	23.37	6.11	2013-01-24	2013-01-24	2013-02-07
149317	6.05	21.32	5.70	2013-02-02	2013-02-03	2013-02-15
151741	7.87	31.70	8.47	2013-02-27	2013-02-26	2013-03-16
150003	1.32	2.12	0.58	2012-10-09	2012-10-10	2012-10-12
149130	19.09	40.86	11.16	2013-10-25	2013-11-02	2013-11-26
146691	1.27	1.86	0.51	2012-09-27	2012-09-28	2012-09-30
148376	1.27	1.86	0.51	2012-09-27	2012-09-28	2012-09-30
150838	18.62	41.33	11.56	2014-01-13	2014-01-20	2014-02-13
167624	19.19	15.16	4.24	2013-12-30	2014-01-14	2014-01-24
159047	22.67	26.07	7.29	2013-12-30	2014-01-14	2014-01-30
151311	7.05	26.90	7.52	2013-01-26	2013-01-26	2013-02-11
151583	24.20	81.72	23.42	2014-01-13	2014-01-14	2014-03-03

GRAF 1: nakupi uporabnika

