

UDK 339.133

Pregledni članak

mr. sc. Dario Dunković*

TRAŽENJE METODE PROGNOZIRANJA POTRAŽNJE: MALOPRODAJA JESTIVOG ULJA

Metode statističke ekstrapolacije najčešće se upotrebljavaju u praksi u svrhu prognoziranja nad kratkim vremenskim nizovima. Empirijsko istraživanje utemeljeno je na podacima o količini prodaje robne marke jestivog ulja u domaćem maloprodajnom lancu. Pomoću tih podataka tražit će se najbolja metoda prognoziranja prodaje za konkretan primjer. Izbor odgovarajuće metode ujedno omogućuje analizu obilježja prodaje ove robe na domaćem tržištu. Rezultat pokazuje znatan utjecaj komponente neizvjesnosti u strukturi domaće potražnje za ovom robom, što je dodatni izvor poteškoća za domaće proizvođače trgovačkih i robnih marki u visoko konkurentnoj grani proizvodnje jestivog ulja. Svrha je dati neka obilježja potražnje za ovom robom u Hrvatskoj, kako bi subjekti uključeni u dobavni lanac proizvodnje jestivog ulja, mogli lakše planirati i odlučivati. Uz kriterij minimalizacije mjere pogreške MAPE kompariraju se Winterov i Holtov model prognoziranja za konkretan primjer. Okosnica rada je da o očekivanoj tržišnoj potražnji ovisi raspored korištenja proizvod-

nih kapaciteta dobavljača, njegove zalihe i prodajni uvjeti koje ugovara s maloprodavačima.

***Ključne riječi:** prognoziranje potražnje, mjere pogreške, Holtov i Winterov model, jestivo ulje*

UVOD

Tržišnu potražnju čine kupci partneri ili krajnji kupci. Pokazuje koliko su kupci skloni kupnji ili konzumiranju određenih proizvoda, robe ili usluga. Ovisno o načinu prodaje, potražnja se može zadovoljavati veleprodajom ili maloprodajom, pri čemu dinamika veleprodaje u pravilu ovisi o dinamici maloprodaje.

Radom se želi pokazati, uz pomoć analize empirijskih podataka o tržišnoj potražnji u maloprodajnom lancu¹, koja je metoda prognoziranja potražnje najpogodnija za jestivo ulje uzimajući u obzir metodologiju određivanja pogreške u prognoziranju. Pretpostavka je da je glavni uzrok znatnih fluktuacija i pogrešaka u prognoziranju maloprodaje suncokretovog jestivog ulja, utjecaj komponente neizvjesnosti potražnje, što otežava odvijanje partnerskog odnosa dobavljača i maloprodavača. Istaknut utjecaj ove komponente proizlazi iz pojave uvoznih i supstitutivnih proizvoda, te cjenovne konkurencije na tržištu.

Empirijsko istraživanje sastoji se od ispitivanja točnosti dviju specifičnih statističko-matematičkih metoda ekstrapolacije vremenskih nizova – Holtova i Winterova modela, i to uz pomoć relevantne mjere pogreške u odnosu na originalni niz. Rezultatom se žele predstaviti obilježja kojima se opisuje razvoj potražnje kroz 28 vremenskih razdoblja i procjenjuje potražnja u sljedećih 8 razdoblja.

Domaći proizvođači jestivog ulja u Hrvatskoj susreću se sa smanjenjem prodajnih rezultata. Ako ne povećaju učinkovitost proizvodnje i partnerske

* doktorand Ekonomskog fakulteta u Osijeku

¹ Podaci o prodaji IPK Tvornice ulja Čepin d.o.o. koja proizvodi robnu marku isključivo za ovaj maloprodajni lanac.

suradnje - smanje cijenu, njihova konkurentnost bit će upitna, a time i potražnja. Zato doprinos ovog istraživanja može biti koristan okvir za smjernice planiranja proizvodnje i zaliha kod domaćih proizvođača jestivog ulja, ali i za poboljšanje odnosa s maloprodavačima.

Istraživanja metoda prognoziranja kratkih vremenskih nizova [Makridakis et al, 1982; Carbone/Armstrong, 1982; Collopy/Armstrong, 1992a, 1992b; Fildes, 1992; Armstrong/Morwitz/Kumar, 2000] pokazuju da se metode ekstrapolacije, zbog točnosti, najčešće koriste u praksi za prognoziranje potražnje krajnjih kupaca. Brodie/Armstrong [1999] i Armstrong/Morwitz/Kumar [2000] ispitivali su različite metode prognoziranja mjerenjem njihove pogreške, te zaključili da je u većini slučajeva mjera pogreške *MAPE* najpovoljnija mjera kod izbora metode prognoziranja kratkoročne potražnje². Chopra/Meindl [2003:171-178] navode posljedice primjene neodgovarajuće metode prognoziranja. Geary/Childerhouse/Towil [2002:53] navode pak utjecaj neizvjesnosti na dobavni lanac: "veći troškovi zbog pojave osjetnih nepredvidivih fluktuacija u potražnji, rezultat su poteškoća u nabavi, držanju zaliha i neučinkovitog rasporeda proizvodnje. To se ukupno odražava na rast prodajne cijene i učinkovitost partnerskog odnosa". Važno je naglasiti i da je za konkurentnost u domaćoj maloprodaji ključna cjenovna konkurentnost [Anić, 2002].

ZNAČAJ I FUNKCIJA POTRAŽNJE

Prognoziranje potražnje je anticipativni čin pripremanja agregatnog plana poslovanja [Chopra/Meindl, 2003:172], prema kojem se planiraju potrebni kapaciteti, raspored proizvodnje, zaposlenici, zalihe, mjere za manjak i prekomjerne zalihe, prodajna cijena. Istraživanje procesa planiranja u 134 kompanije [Brodie/Armstrong, 1999] pokazalo je da se u 99 kompanija prognoziranje prodaje koristi kao temelj za formuliranje plana poslovanja. Između ostalog okosnica je tog istraživanja je da učinkovitost poslovnog procesa ovisi i o kvaliteti³ njegova plana⁴.

² kratkoročno razdoblje podrazumijeva razdoblje ne duže od godinu dana.

³ Ovdje se pod kvalitetom plana podrazumijeva plan koji će što bolje odražavati stvarna kretanja u nabavi, proizvodnji i prodaji.

⁴ Brodie/Armstrong, [1999], str. 93

Proizvođač suncokretova ulja planira svoju godišnju proizvodnju i veleprodaju upravo na temelju prognoze maloprodavača⁵. Prema prognoziranoj količini godišnje prodaje dogovora se dinamika isporuke i ono što je trgovcu najvažnije – količinski rabat. Proizvođač može u ugovoru navesti količinski rabat maloprodavaču samo ako mu maloprodavač jamči da će kupiti određenu količinu proizvoda. Prema Chopra/Meindl [2003:164], preciznije prognoziranje potražnje doprinosi učinkovitosti poslovnog procesa svih subjekata povezanih zajedničkim poslovnim interesom⁶, jer odstupanje između prognozirane i ostvarene količine svakako rezultira skupljim rasporedom korištenja proizvodnih kapaciteta i oportunitetnim troškovima manjka ili prekomjernih zaliha.

Kupci racionalno troše svoje prihode, stoga je posljedica takvog racionalnog trošenja težnja za kupnjom jeftinijeg proizvoda. Funkcija tržišne potražnje za nekim proizvodom može se formirati samo ako se može pretpostaviti ekstremno ponašanje kupaca s obzirom na cijenu, što je lako ako postoji supstitut na tržištu. Ako se na polici nalazi jestivo ulje s trgovačkom markom proizvođača i ulje iste kvalitete tog proizvođača koje se prodaje pod robnom markom maloprodavača (u pravilu jeftiniji supstitut), tada će kupci kupovati ulje robne marke dok god je njegova cijena niža ili ista kao ulje trgovačke marke⁷. Dakle, maloprodajna cijena trgovačke marke determinirat će potražnju za robnom markom. Potražnja robne marke D_{rm} bit će veća od θ , ako je njezina maloprodajna cijena p_{rm} manja ili jednaka cijeni trgovačke marke, odnosno: $D_{rm} \geq 0$ samo ako je $p_{rm} \leq p_{tm}$. Informirani kupci bili bi apsolutno indiferentni pri izboru između ova dva proizvoda, ako bi im cijene bile iste.

⁵ Proizvođač, IPK Tvornica ulja Čepin d.d. proizvodi i opskrbljuje domaći maloprodajni lanac jestivim suncokretovim uljem pod robnom markom u pakovanju od 1 litre (1/1). Artikli te robne marke se u maloprodajnom lancu prodaju samo krajnjim kupcima. Maloprodajni lanac, čiju ćemo prodaju jestivog ulja razmatrati, ima 14 "Cash&Carry" prodajnih centara u 12 gradova u Hrvatskoj s ukupnom prodajnom površinom od 52.000 m² i prometom od 2,06 mlrd. kn u 2003. godini. To je drugi trgovac na malo u Hrvatskoj rangiran po godišnjem prometu.

⁶ Sudionici dobavnog lanca

⁷ Ako su informirani o proizvodu.

Tablica 1. Maloprodajna cijena jestivog ulja 1/1 lit. i godišnja maloprodaja kod maloprodavača.

Artikl	Maloprodajna cijena, p	Mjesečna potražnja, (kom 1/1)
Robna marka	9,01	38.256
Trgovačka marka	9,91	(10%) 3.825

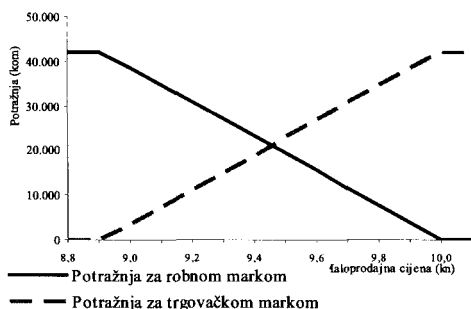
Napomena: cijena i potražnja rezultat su ponderiranja podataka za prva četiri mjeseca 2004.

Izvor: istraživačka dokumentacija.

Razlog prodaje trgovačke marke, unatoč većoj cijeni, jest veće tržišno vrednovanje *branda* proizvođača, ali i nedovoljne informiranosti kupaca o podrijetlu proizvoda s robnom markom. Prema Tablici 1. možemo konstatirati da potražnje ne bi bilo kad bi $p \Rightarrow 10$ kn. Uz tu pretpostavku odredit ćemo funkciju potražnje $D = x - yp$ za robnom markom: $D_{rm} = 46.229 - 3.848p_{rm}$ koju prikazuje Grafikon 1. Teoretski, funkcija pokazuje linearnu i apsolutnu ovisnost potražnje o cijeni, što u praksi može biti samo sistematski pokazatelj razine potrošnje⁸.

Grafikon 1: Linearna funkcija potražnje i cijene za suncokretovim jestivim uljem 1/1 u maloprodajnom lancu za prvi kvartal 2004. g.

Izvor: istraživačka dokumentacija.



Potražnja u prošlom vremenskom razdoblju

⁸ S obzirom na neizvjesnost, struktura potražnja iskazuje se sistematskom i neočekivanom komponentom. Chopra/Meindl [2003:176] navode da je potražnja = sistematska komponenta + neočekivana komponenta, pri čemu se sistematska potražnja utvrđuje desezonaliziranom komponentom ili razinom, očekivanim kretanjem potražnje ili trendom, te sezonskom fluktuacijom ili sezonom.

rezultat je utjecaja apsolutno svih konkurentskih, marketinških i drugih čimbenika na potražnju. To je dovoljan razlog da ju se uzme kao uzor u prognoziranju. Odstupanje između ostvarene i metodološijom utvrđene prognozirane sistematske potražnje – tzv. greška potražnje, može biti rezultat:

- djelovanja (ne)očekivanih čimbenika čiji se intenzitet ne može determinirati i tako ni metodološki uključiti u prognoziranje, i/ili
- primjene loše metode prognoziranja.

Domaće tržište suncokretova jestivog ulja karakterizira konkurencija dvadesetak trgovačkih i robnih marki domaćega i stranog podrijetla. Pored toga, asortiman jestivih ulja sve je dublji, što postavlja dodatne zahtjeve pred proizvođače. Tri glavna domaća proizvođača jestivog ulja⁹ susreću se sa sve neizvjesnijim kretanjem prodaje, što im otežava kratkoročno planiranje i time postizanje ciljne učinkovitosti i niže prodajne cijene. Cjenovna konkurentnost ključna je za domaće maloprodajno tržište [Anić, 2003], a s obzirom da je prodajna cijena ujedno nositelj svih neučinkovitosti procesa proizvodnje, distribucije i maloprodaje, nameće se zaključak da je za konkurentnost robe bitna učinkovitost tih procesa.

IZBOR METODE PROGNOZIRANJA POTRAŽNJE

Cilj metode prognoziranja je što preciznije predvidjeti sistematsku i procijeniti neizvjesnu komponentu. Izbor metode ovisit će o obilježjima potražnje. Prema Serdar/Šošić [1984], zadatak je statističke analize vremenskih nizova davanje podloge za opisivanje karakteristika razvoja pojava u vremenu, u ovom slučaju je to razvoj potražnje. Metode suvremene statističke analize vremenskih nizova uključuju postavljanje statističko-matematičkih modela kojima se opisuju kretanja vremenskih nizova [Serdar/Šošić, 1994:161]

Collopy/Armstrong [1999c] su na temelju rezultata ankete nad uzorkom stručnjaka i znanstvenika ocijenili i rangirali po korisnosti metode

⁹ Nositelji domaće proizvodnje jestivog ulja su IPK Tvornica ulja Čepin d.d. (sa prodajom od 5 mil. lit. zadovoljava oko 8% domaće maloprodajne potražnje), Zvijezda d.d. Zagreb (oko 42 mil. lit. ili 70% tržišta) i ABN Tvornica ulja d.o.o. Zagreb (8 mil lit. ili oko 13% udjela). Oko 10% domaće maloprodajne potražnje zadovoljavaju manji proizvođači i uvoz.

ekstrapolacije. Iz skraćenih rezultata prikazanih u Tablici 2. vidimo da su među metodama ekstrapolacije najbolje rezultate imale "jednostavna regresija" – koja se često koristi u praksi za vremenske nizove koji imaju nepromjenjivu razinu, isto kao i drugorangirana sofisticirana metoda Box-Jenkins¹⁰. Međutim, ove metode nisu pokazale dobre rezultate u jednom od temeljnih istraživanja metoda prognozirivanja [Makridakis, et al., 1982]. Sljedeće četiri su "jednostavno eksponencijalno izgladivanje", Holtov model, "pomični prosjek", te Winterov model. Ostale se metode ocijenjene kao manje korisne, ali i metodološki neprimjerene potražnji, stoga nisu interesantne.

Tablica 2. Komparacija korisnosti metoda ekstrapolacije u prognoziraju.

Metoda ekstrapolacije	% korisnost
Jednostavna regresija	63
Box-Jenkins metoda	54
Jednostavno eksponencijalno izgladivanje	50
Holtov model	49
Pomični prosjek	45
Winterov model	42
Bayesian metoda	19
X-11	15
Brownov model	13

Izvor: Collopy/Armstrong [1992c], str. 578.

Grafičkim prikazom prodajnih rezultata jestivog ulja u maloprodajnom lancu (vrijednosti u Prilogu-Tablica 4) na linijskom Grafikonu 1 u Prilogu, možemo preliminarno zaključiti da prodaja ima tendenciju blagog pada. Metodu "pomičnih prosjeka"¹¹ možemo stoga odmah eliminirati, jer je se ona koristi ako razvoj pojave ima razinu, nema očit trend i to je u biti autokorelacijska metoda. Isto je tako i metoda "jednostavnog eksponencijalnog izgladivanja"¹² neprimjerena ako nema očite tendencije, odnosno ako postoji samo razina. Holtov model daje prilično dobre rezultate na kratkim

dinamičnim vremenskim nizovima u slučaju kad je očita tendencija, ali ne i sezona [Makridakis et al., 1982]. Ovaj model omogućuje ponderiranje prognoziranog vremenskog niza konstantama "izgladivanja", i to za komponentu razine (α) i trend (β). Međutim, Collopy/Armstrong [1992b] zaključuju da Holtov ili Brownov model mogu ponekad izazvati poteškoće ako ekonomske vremenske pojave pokazuju relativno veliku nestabilnost.

Winterov model za razliku od Holtova, omogućuje još i "izgladivanje" komponente sezonskih oscilacija (γ)¹³. S obzirom da je složenost računanja Holtove i Winterove metode, te pouzdanost i lakoća praktične interpretacije, na gotovo istoj razini, ispitat ćemo koja od njih daje točniju prognozu za konkretan primjer. Time bi poboljšalo planiranje u dobavnom lancu proizvodnje i prodaje robne marke suncokretova jestivog ulja. Chopra/Meindl [2003:188-200] ocijenili su Holtov i Winterov model¹⁴ znatno točnijima u odnosu na "pomične prosjeke" i "jednostavno eksponencijalno izgladivanje" u primjerima prognoziraju potražnje za robom široke potrošnje. S obzirom na to da je riječ o tržišnoj potražnji, svakako se pri analizi vremenskog niza u obzir moraju uzeti i "pravila"¹⁵ koje su naveli Collopy/Armstrong [1992b] kako bi se smanjio rizik prognozirivanja visoko neizvjesnih nizova.

Dekompozicijom sistematske komponente kratkoga vremenskog niza izdvojiti će se: razina, trend i sezonski utjecaj [Collopy/Armstrong, 1992b]¹⁶. Dok je druga neizvjesna komponenta, koji Serdar/Šošić [1987:162] još nazivaju iregularnom ili slučajnom komponentom. U Tablici 3. prikazana je osnovna terminologija prognozirivanja primjenom ekstrapolacije vremenskog niza pojava.

¹³ Sezonske oscilacije mogu se promatrati samo ako se pojava promatra mjesečno ili kvartalno. Te su oscilacije uvjetovane utjecajem klimatskih čimbenika, ritmom proizvodnje ili potrošnje [Serdar/Šošić, 1984:280].

¹⁴ Spadaju u skupinu aditivnih modela vremenske pojave, jer je vrijednost prognoze dana zbrojem razine, trenda i sezonskog čimbenika.

¹⁵ Collopy/Armstrong [1992b], navode 99 pravila koja treba uzeti u obzir kako bi se vremenski niz što bolje pripremio za analizu i postupak prognozirivanja.

¹⁶ Slika 1, na str. 1399. Nema ultimativnog pravila za ocjenu kratkog ili dužeg vremenskog niza, ali na temelju analize istraživanja nizova Armstrong/Collopy [1992b], dugoročnim nizom su nazvali vremenski niz od 20 godina koji su ispitivali, dok su kratkim nazvali onaj sa 16 kvartalnih razdoblja.

¹⁰ Box-Jenkins metoda je ARMA model jednovarijantne ekstrapolacije, odnosno kombinacije autoregresije i metode "pomoćnih prosjeka" koja se primjenjuje ako niz ima istu razinu L_T .

¹¹ (engl.) "Moving average", Serdar/Šošić [1984:264] ju prevode kao metoda "pomičnih prosjeka".

¹² (engl.) "Simple exponential smoothing".

Tablica 3. Terminologija varijabli za prognoziranje na temelju ekstrapolacije.

Varijabla	Opis
L_t	procjena <u>razine</u> u razdoblju t
T_t	procjena <u>trenda</u> u razdoblju t
S_t	procjena <u>sezonskog</u> čimbenika u razdoblju t
D_t	ostvarena potražnja u razdoblju t
F_t	prognoza potražnje za razdoblje t
E_t	greška u prognozi za razdoblje t

U trenutku t prognozira se vrijednost pojave za razdoblje $t+l$ prema izrazu:

$$F_{t+l} = [L + (t+l)T] S_{t+l},$$

a greška u prognozi prema izrazu:

$$E_{t+l} = F_{t+l} - D_{t+l}$$

Rezultat eliminiranja sezonskih oscilacija iz maloprodajne potražnje predstavlja desezonaliziranu potražnju¹⁷ \bar{D}_t , čiju strukturu čine samo razina potrošnje L i trend T za razdoblje t , odnosno:

$$\bar{D}_t = L + T_t$$

Odnos između ostvarene i desezonalizirane potražnje u razdoblju t pokazuje varijabla S_t prema izrazu:

$$\bar{S}_t = D_t / \bar{D}_t$$

U vremenu $t = 0$ ili t_0 , istematska razina potražnje određena je varijablom L_0 , odnosno koeficijentom a iz linearnog pravca regresije originalnoga vremenskog niza $y = a + bx$, čije koeficijente dobijemo s ANOVA pomoću MS EXCEL\Tools\Data Analysis\Regression (Prilog – Tablica 2).

Parametre Holtova modela s konstantama (ponderima) “izgladivanja” razine i trenda vremenskog niza pojava u razdoblju t , naveli su [Chopra/Meindl, 2003]:

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad \alpha \in [0,1]$$

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad \beta \in [0,1]$$

$$F_{t+k} = L_t + kT_t$$

Nadalje navode i parametre Winterova modela s konstantama “izgladivanja” razine, trenda i sezonskog čimbenika:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-m}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad \alpha \in [0,1]$$

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad \beta \in [0,1]$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-m}, \quad \gamma \in [0,1]$$

$$F_{t+k} = (L_t + kT_t)S_{t+k-m}$$

Konstante α , β i γ , u ovim se slučajevima važu odgovarajuću komponentu trenutne potražnje s potražnjom u prethodnom razdoblju. One mogu biti iz intervala $[0,1]$, pri čemu vrijednost 0 znači da vrijednosti prognoze razine, trenda i sezone, u razdoblju t , stavljamo u autokorelaciju, odnosno apsolutno se u obzir uzima prodaja iz prošlog razdoblja ili posljednje obilježje niza kao mjerilo. Vrijednost 1 značila bi da se prodaja iz razdoblja $t-1$ potpuno zanemaruje u prognozi za razdoblje t . U praksi je ključni problem optimalizacija ovih konstanti, kako bi se dobio što točniji odraz originalnog niza u prognozi. Ako je taj problem metodološki ispravno postavljen, može se olakšati primjenom softwera za optimalizaciju MS EXCEL\Tools\Solver.

GREŠKE PROGNOZE

Neizvjesna komponenta potražnje ne smije biti uključena u sistematsku komponentu prognoziiranja, jer bi to utjecalo na točnost pogreške prognoze, a tima i na ocjenu kretanja originalnog niza. Cilj je traženja metode prognoziranja je izabrati model koji će rezultirati što manjom pogreškom između prognoziranog i originalnog vremenskog niza kako

¹⁷ Prema Serdar/Šošić [1987:287] ovo su centrirani 12-mjesečni pomični prosjeci.

bi se dobila pouzdana podloga za planiranje i donošenje odluka. Visina pogreške (odstupanja) je signal menadžeru da li primjenjuje odgovarajuću metodu s obzirom na kretanje pojave koju promatra. Iako postoji više mjera pogreške na kojima se može temeljiti izbor odgovarajuće metode prognoziranja potražnje, dosadašnja istraživanja izdvojila su neke od njih.

Istraživanjem kratkih vremenskih nizova, Collopy/Armstrong [1992a] zaključuju da $RMSE^{18}$ mjera pogreške nije dovoljno konkurentna nekim drugim mjerama. Fildes [1992] je u rezultatima ispitivanja 95 kratkih vremenskih nizova dao usporedni pregled mjera pogreške¹⁹, pri čemu je najbolje ocijenio $MdAPE^{20}$ mjeru pogreške. Potvrdni komentar na ovo dao je Armstrong [1991] i zaključio da su relativne mjere bolji pokazatelji od apsolutnih. U korist relativnih mjera zaključili su još i Makridakis et al. [1982] i predložili dvije relativne mjere greške za kraće vremenske nizove – $MAPE$ i $MdAPE^{21}$. Collopy/Armstrong [1992a] razmatrali su rezultate 16 istraživanja relevantnih za pogreške prognoziranja i napravili njihovu sintezu, čiji skraćeni oblik prikazuje Tablica 4.

Tablica 4. Ocjena mjera pogreške.

Mjera	Pouzdanost	Zaštita od visokih fluktuacija	Osjetljivost na promjene	Primjena u procesu odlučivanja
$RMSE^{22}$	Loša	Loša	Dobra	Dobra
$MAPE$	Prilično dobra	Prilično dobra	Dobra	Prilično dobra
$MdAPE$	Prilično dobra	Dobra	Loša	Prilično dobra
$GMRAE$	Prilično dobra	Prilično dobra	Dobra	Loša
$MdRAE$	Prilično dobra	Dobra	Loša	Loša

Izvor: Collopy/Armstrong [1992a], str. 224.

Relevantne varijable koje se odnose na mjerenje pogrešaka prognoze za t broj razdoblja, mogu se eksplicirati na sljedeći način²³:

¹⁸ (engl.) “Mean Square Error”, aritmetička sredina kvadrata pogreške E_t u razdoblju t

¹⁹ ispitivao između ostalih (engl.) “Mean Squared Error” ili skr. MSE , (engl.) “Median Absolute Percentage Error” ili skr. $MdAPE$, (engl.) “Mean Absolute Percentage Error” ili skr. $MAPE$, (engl.) “Geometric Mean Relative Absolute Error” ili skr. $GMRAE$, (engl.) “Median Relative Absolute Error” ili skr. $MdRAE$.

²⁰ (engl.) “Mean Absolute Percentage Error”, aritmetička sredina postotka apsolutne pogreške u razdoblju t .

²¹ (engl.) “Median Absolute Percentage Error”. median postotka apsolutne pogreške u razdoblju t .

²² (engl.) “Root Mean Squared Error”

- **Sredina kvadrata pogreške** (MSE_t) pokazuje kolika je varijacija pogrešaka u razdoblju t , od 0. Za $MSE = 0$ znači da je suma kvadrata odstupanja originalne i prognozirane vrijednosti = 0. Iz te mjere izveden je i **korijen sredine kvadrata pogreške** ($RMSE$).

$$MSE_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_t^2, \quad RMSE_n = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_t^2}$$

- **Apsolutna pogreška** (A_t),

$$A_t = |E_t|$$

- **Sredina apsolutne pogreške** (MAD_t^{22}) svih razdoblja niza, koristi se za “signal praćenja” i određivanje standardne devijacije:

$$MAD_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n A_t$$

- **Standardna devijacija** neizvjesne komponente originalnog niza od prognoze:

$$\sigma = 1,25MAD$$

- **Sredina postotka apsolutne pogreške** ($MAPE_t$), pokazuje prosječnu apsolutnu pogrešku svih prognoza do razdoblja t kao postotak od originalnih vrijednosti do razdoblja t :

$$MAPE_t = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{E_t}{D_t} \right|}{n} 100$$

Uz ovu mjeru postoji i **medijan postotka apsolutne pogreške** ($MdAPE_t$).

²⁴ (Engl.) “Mean Absolute Deviation”

- **Signal praćenja**²³ (TS_t), pokazuje koliko prognoza sve do razdoblja t podcjenjuje (negativan predznak) ili precjenjuje (pozitivan predznak) originalne vrijednosti. U praksi TS ne bi trebao biti izvan intervala $[-3,3]$. Signal menadžmentu za vjerodostojnost metode i konstanti “izgladivanja” u postupku prognoziranja.

$$TS_t = \frac{\sum_{t=1}^n E_t}{MAD_t}$$

EMPIRIJSKO ISTRAŽIVANJE

Prema izvještaju o prodaji IPK Tvornice ulja Čepin d.d. prikazanih u Prilogu – Tablica 1. vidi se da je maloprodaja robne marke²⁴ u maloprodajnom lancu 2002. g. iznosila 636 tisuća litara suncokretova jestivog ulja 1/1, dok je u 2003. g. iznosila 477 tisuća litara. Ovo je osjetni pad potražnje.

Standardna devijacija maloprodajne cijene jestivog ulja 1/1, od prvog do zadnjeg promatranog razdoblja iznosila je samo 0,79 kn²⁵, što je, iako neznatna promjena u 28 mjeseci, moglo utjecati na znatne fluktuacije potražnje jer promatrano suncokretovo jestivo ulje 1/1 ima supstitute niže cijene na tržištu.

Tablica 5. Rezultat empirijskog istraživanja.

Rezultati dobiveni optimalizacijom konstanti pomoću 'MS EXCEL Solvera' uz minimalizaciju MAD_t i ograničenje $-3 < TS < 3$

Konstante	Model	RMSEt	korelacija (F_t, D_t)	MAPEt	MdAPEt	TSt	Raspon TS	σ
$\alpha=0.06, \beta=0.01, \gamma=0$	Winter	7.742	0,77	13,8%	11%	-2,03	-3,00 3,00	7.521
$\alpha=0.12, \beta=0.16$	Holt	9.970	0,56	18,6%	12%	-2,32	-3,00 2,00	9.511

Izvor: Prilog – Tablica 3. i 5., istraživačka dokumentacija.

Uzimajući u obzir “pravila prognoziranja”, prodaja je u 3, 4 i 5 razdoblju (Prilog – Tablica 3. i 5.), zbog otvaranja novih maloprodajnih centara iznimno oscilirala, a s obzirom da taj događaj osjetno remeti uobičajeno kretanje prodaje, podaci za ta razdoblja ponderirani su na tromjesečni prosjek kako se to ne bi odrazilo na komponentu neizvjesnosti.

Optimalizacija konstanti α i β za Holtov model (Prilog – Tablica 3.), te α , β i γ za Winterov model (Prilog – Tablica 5.) izvedena je pomoću alata MS EXCEL/Tools/Solver uzimajući u obzir ograničenje $TS_t \in [-3,3]$ uz minimalizaciju MAD_t mjere. Sinteza rezultata postupka optimalizacije prikazana je u Tablici 5. Možemo zaključiti da je Winterov model konkurentniji od Holtova modela na temelju sljedećih rezultata:

- ima manju MAD_t mjeru pogrešku od metodologije Holtova modela
- također, ima i manju $RMSE$ i neznatno manju $MdAPE$ mjeru pogreške
- standardna devijacija σ prema Winterovu modelu pokazuje manje odstupanje originalnog i prognozirano niza
- korelacija nizova F_t i D_t pokazuje znatno bolji rezultat u slučaju Winterova modela
- signal praćenja TS_t , u konačnici je manji za niz prognozirani Winterovim modelom.

ZAKLJUČAK

Winterov model je konkurentniji model prognoziranja potražnje za suncokretovim jestivim uljem u maloprodajnom lancu, zbog manje pogreške u odnosu na Holtov model. Iako je model optimiziran, relativno visoka standardna devijacija pokazuje znatan utjecaj komponente neizvjesnosti na potražnju.

Optimalizacija konstanti pokazala je kakav optimalan odnos i koje vrijednosti one moraju imati za prognoziranje potražnje u konkretnom primjeru: $\alpha=0,06, \beta=0,01$ i $\gamma=0$. Vrijednost konstante

²³ (engl.) “Tracking Signal”, ili skr. TS

²⁴ Robna marka se prodaje isključivo maloprodajom, dakle ovo je potražnja krajnjih kupaca u maloprodajnom lancu.

²⁵ Izvor: istraživačka dokumentacija, podaci o cijeni IPK Tvornice ulja Čepin d.d.

α nameće zaključak da prognoza razine potražnje za ovom robom gotovo uopće ne odražava razinu prodaje u prethodnom razdoblju. Konstanta $\beta=0,01$ pokazuje vrlo očekivan stabilan trend pada (koeficijent $a = -996$ komada prema Prilogu - Tablica 4. i Grafikon 1.).

Konstanta γ , pak pokazuje da potražnja za ovom robom pod uvjetima $\alpha=0,06$ i $\beta=0,01$ nema sezonski utjecaj. Optimalizacija konstanti znači da bi drugačije vrijednosti ovih konstanti dovele do veće standardne devijacije i neželjeno većeg/manjeg signala praćenja od predviđenog intervala $[-3, 3]$, što bi podcijenilo ili precijenilo prognozu. Budući da je samo iznimno stabilna prognoza ($\alpha=0,06$) optimalno rješenje, procjena komponente neizvjesnosti bit će u relativno većim granicama. Menadžment proizvođača prema ovom zaključku mora odrediti oportunitetni trošak manjka i viška

zaliha, te se odlučiti na koju će se politiku zaliha orijentirati - gomilanje zalihe ili pak manjak zaliha – kako bi olakšao teret neizvjesnosti koji je prisutan u ovom dobavnom lancu suncokretova jestivog ulja.

Primijeno li rezultate istraživanja iz ovog primjera općom analogijom na domaće tržište jestivog ulja možemo zaključiti da nekim domaćim proizvođačima, kao što je IPK Tvornica ulja Čepin d.d., uvjeti visoke neizvjesnosti potražnje povećavaju troškove i time prodajnu cijenu. Slabija cjenovna konkurentnost ključni je čimbenik smanjenja potražnje u domaćoj maloprodaji. Nemogućnost proizvođača jestivog ulja da zadovolji narudžbe maloprodavača, koje prate fluktuacije potražnje krajnjih kupaca, stavljaju u pitanje njihov partnerski odnos.

LITERATURA

1. Anić, I.-D. (2002). "Razvitak hrvatske maloprodaje i ekonomsko okruženje". *Ekonomski pregleđ*, 53(9-10): 883-902.
2. Armstrong, J. S. (1991). "Prediction of Consumer Behaviour". *Journal of Consumer Research*, 18(September):251-256
3. Armstrong, J. S., Morwitz, V. G., Kumar, V. (2000). "Sales forecast for existing consumer products and services: Do purchase intentions contribute accuracy". <<http://www-marketing.wharton.upenn.edu/ideas/pdf/armstrong-salesintentions.pdf>> (2.4.2004)
4. Brodie, R. J., Armstrong, J. S. (1999). "Forecasting for marketing", *Quantitative Methods in Marketing*, 2nd ed, (Eds. Hooley, K., Hussey, J.). London: International Thompson Business Press: 92-119
5. Carbone, R., Armstrong, J. S. (1982). "Evaluation of extrapolative forecasting methods: Results of a survey of academicians and practitioners". *Journal of Forecasting*, 1(3): 215-228
6. Chopra, S, Meindl, P. (2003). *Supply Chain Management – strategy, planning and operations*, 2nd ed. New Jersey: Pearson/Prentice Hall
7. Collopy, F., Armstrong, J. S. (1992a). "Error measures for generalizing about forecasting methods: empirical comparisons". *International Journal of Forecasting*, 8(1):69-80
8. Collopy, F., Armstrong, J. S. (1992b). "Rule-Based Forecasting: Development and Validation of an Expert Systems Approach to Combining Time Series Extrapolations". *Management Science*, 38(10):1394-1414
9. Collopy, F., Armstrong, J. S. (1992c). "Expert opinions about extrapolation". *International Journal of Forecasting*, 8(8):575-582
10. Fildes, R. (1992). "The evaluation of extrapolative forecasting models". *International Journal of Forecasting* 8(1):81-98
11. Gavranović, A. (2004). Nabavna politika usmjerava proizvodnju i potrošnju. *Suvremena trgovina*, 29(1):30-33
12. Geary, S., Childerhouse, P., Towill, D. (2002). "Uncertainty and Seamless Supply Chain". *Supply Chain Management Review*, 12(July-August):52-61
13. Makridakis, S. et al. (1982). "The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition". *Journal of Forecasting*, 1(1):111-153
14. Serdar, V., Šošić, I. (1987). *Uvod u statistiku*, 3. izd. Zagreb: Školska knjiga

Dario Dunković, M. Sc.

**SEARCH FOR METHOD OF FORECASTING DEMAND:
RETAIL OF EDIBLE OIL PRODUCTS**

Summary

The methods of statistical extrapolation are in most cases used in practice for extrapolating forecast over short time sequences. The empiric research is based on the sale quantity of edible oil commodity brand in the domestic retail chain. With the help of these data, the best sale forecast method will be searched regarding definite example. Simultaneously, the choice of appropriate method makes possible analysis of this commodity brand on the home market. The result shows significant influence of the uncertainty component in the structure of domestic demand for this commodity what is additional source of difficulties for domestic producers of trade and commodity brands in high competitive branch of edible oil production. The aim is to give some demand characteristics of this commodity in Croatia so that the subjects included in the delivery time of edible oil production line could easily make plan and decisions. With the criterion of error measure minimization MAPE (Mean Absolute Percentage Error), the Winter's and Holt's forecasting models are compared for the definite example. The framework of the paper is that utilization programme of production capacities of a supplier, his supplies and sale conditions agreed upon with the retailers depend on the expected market demand.

Key words: forecasting demand, error measures, Holt's model, Winter's model, edible oil.

PRILOG

Tablica 1. Potražnja robne marke suncokretova jestivog ulja 1/1 u maloprodajnom lancu.

Godina	Razdob.	Potražnja (kom)	Desezon. potražnja	Razina potražnje	Sezonski činbenik	Procjena sez. činben.	Prognoza	Pogreška
mjesec	<i>t</i>	<i>D_t</i>		<i>L_t</i>	<i>S_t</i>	<i>S_t</i>	<i>F_t</i>	<i>E_t</i>
01, 12	0	-	-	59.633	-	-	-	-
02, 1	1	27.000		58.651	0,46	0,59	34.604	7.604
	2	41.175		57.670	0,71	1,05	60.553	19.378
	3	89.100		56.688	1,57	1,32	74.828	-14.272
	4	31.050		55.707	0,56	0,83	46.237	15.187
	5	79.995		54.725	1,46	1,21	66.217	-13.778
	6	59.760		53.744	1,11	1,03	55.356	-4.404
	7	44.850	53.092	52.762	0,85	1,10	58.038	13.188
	8	58.865	53.185	51.780	1,14	1,10	56.958	-1.907
	9	47.760	51.288	50.799	0,94	0,96	48.767	1.007
	10	52.005	49.958	49.817	1,04	1,07	53.305	1.300
	11	55.650	48.949	48.836	1,14	0,96	46.882	-8.768
	12	49.275	46.482	47.854	1,03	0,94	44.983	-4.292
03, 1	13	28.230	46.086	46.873	0,60		27.655	-575
	2	42.180	45.848	45.891	0,92		48.186	6.006
	3	42.570	44.744	44.910	0,95		59.281	16.711
	4	45.660	43.917	43.928	1,04		36.460	-9.200
	5	41.175	42.389	42.946	0,96		51.965	10.790
	6	39.375	40.504	41.965	0,94		43.224	3.849
	7	55.725	39.609	40.983	1,36		45.082	-10.643
	8	42.270	39.879	40.002	1,06		44.002	1.732
	9	37.875	40.489	39.020	0,97		37.459	-416
	10	42.030	39.986	38.039	1,10		40.701	-1.329
	11	28.950		37.057	0,78		35.575	6.625
	12	30.750		36.075	0,85		33.911	3.161
04, 1	25	25.275		35.094	0,72		20.705	-4.570
	2	51.600		34.112	1,51		35.818	-15.782
	3	47.800		33.131	1,44		43.733	-4.067
	4	28.350		32.149	0,88		26.684	-1.666
	5						37.713	
	6						31.092	
	7						32.125	
	8						31.045	
	9						26.152	
	10						28.098	

Tablica 2. ANOVA desezonalizirane potražnje suncokretova jestivog ulja 1/1.

ANOVA						
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>	
Regression	1	337266765,334E+08		273,1531113	1,40185E-10	
Residual	14	17286036,731234717				
Total	15	354552802				

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>
Intercept	59889,3346	916,8952799	65,3175	8,39982E-19	57922,7880261855,8811	
X Variable 1	-995,972426	60,26209688	-16,527	1,40185E-10	-1125,22188	-866,72297

Tablica 3. Holtov model prognoziranja potražnje

Razdob.	Potražnja (kom)	Razina potražnje	Trend potražnje	Prognoza	Pogreška	Apsolutna pogreška			Postotak pogreške			Signal
<i>t</i>	<i>D_t</i>	<i>L_t (α)</i>	<i>T_t (β)</i>	<i>F_t</i>	<i>E_t</i>	<i>A_t</i>	<i>RMSE_t</i>	<i>MAD_t</i>	<i>MAPE_t</i>	<i>MAPE_t</i>	<i>MAPE_t</i>	<i>TS_t</i>
0	-	55.807	-730	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1	27.000	51.712	-1.275	50.437	23.437	23.437	23.437	23.437	87%	87%	87%	1,00
2	41.175	49.327	-1.454	47.872	6.697	6.697	17.236	15.067	16%	52%	52%	2,00
3	66.715	50.131	-1.089	49.042	-17.673	17.673	17.383	15.936	26%	26%	43%	0,78
4	66.715	51.161	-746	50.415	-16.300	16.300	17.118	16.027	24%	25%	38%	-0,24
5	66.715	52.369	-429	51.939	-14.776	14.776	16.676	15.777	22%	24%	35%	-1,18
6	59.760	52.877	-278	52.599	-7.161	7.161	15.501	14.341	12%	23%	31%	-1,80
7	44.850	51.670	-428	51.242	6.392	6.392	14.553	13.205	14%	22%	29%	-1,47
8	58.865	52.156	-280	51.876	-6.989	6.989	13.836	12.428	12%	19%	27%	-2,12
9	47.760	51.382	-360	51.022	3.262	3.262	13.090	11.410	7%	16%	25%	-2,03
10	52.005	51.140	-341	50.799	-1.206	1.206	12.424	10.389	2%	15%	22%	-2,34
11	55.650	51.381	-247	51.134	-4.516	4.516	11.924	9.855	8%	14%	21%	-2,93
12	49.275	50.911	-283	50.628	1.353	1.353	11.423	9.147	3%	13%	20%	-3,00
13	28.230	47.943	-718	47.226	18.996	18.996	12.174	9.904	67%	14%	23%	-0,86
14	42.180	46.621	-815	45.805	3.625	3.625	11.771	9.456	9%	13%	22%	-0,51
15	42.570	45.418	-878	44.539	1.969	1.969	11.383	8.957	5%	12%	21%	-0,32
16	45.660	44.674	-857	43.817	-1.843	1.843	11.031	8.512	4%	12%	20%	-0,56
17	41.175	43.500	-908	42.593	1.418	1.418	10.708	8.095	3%	12%	19%	-0,41
18	39.375	42.207	-970	41.237	1.862	1.862	10.415	7.749	5%	10%	18%	-0,19
19	55.725	42.973	-689	42.284	-13.441	13.441	10.596	8.048	24%	12%	18%	-1,85
20	42.270	42.283	-689	41.593	-677	677	10.329	7.680	2%	10%	18%	-2,03
21	37.875	41.148	-762	40.386	2.511	2.511	10.095	7.434	7%	9%	17%	-1,76
22	42.030	40.583	-730	39.853	-2.177	2.177	9.873	7.195	5%	8%	17%	-2,12
23	28.950	38.546	-941	37.605	8.655	8.655	9.824	7.258	30%	9%	17%	-0,91
24	30.750	36.784	-1.074	35.709	4.959	4.959	9.670	7.162	16%	10%	17%	-0,23
25	25.275	34.459	-1.277	33.182	7.907	7.907	9.606	7.192	31%	12%	18%	0,87
26	51.600	35.390	-919	34.470	-17.130	17.130	10.000	7.574	33%	12%	18%	-1,43
27	47.800	36.068	-661	35.408	-12.392	12.392	10.099	7.753	26%	12%	19%	-3,00
28	28.350	34.562	-798	33.764	5.414	5.414	9.970	7.669	19%	13%	18,6%	-2,32
29				33.764								
30				32.966								
31				32.169								
32				31.371								
33				30.574								
34				29.776								
35				28.978								
36				28.181								
α = 0,12												
β = 0,16												

Tablica 4. ANOVA potražnje za suncokretovim jestivim uljem 1/1.

ANOVA					
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>
Regression	1	973111963,3	9,7E+08	8,21604	0,0081204
Residual	26	3079454137	1,2E+08		
Total	27	4052566100			

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>
Intercept	55807,30159	4226,119022	13,2053	4,9E-13	47120,3838	64494,22
X Variable 1	-729,813903	254,6132043	-2,8664	0,00812	-1253,17918	-206,4486

Grafikon 1. Linijski grafikon vremenskih nizova iz Tablice 4. i 5.