

METODE ZA PROGNOZIRANJE POTRAŽNJE U OPSKRBNOM LANCU

Pavelić, Ana

Master's thesis / Diplomski rad

2021

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **Josip Juraj Strossmayer University of Osijek, Faculty of Economics in Osijek / Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku, Ekonomski fakultet u Osijeku**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:145:874814>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-12-25**



Repository / Repozitorij:

[EFOS REPOSITORY - Repository of the Faculty of Economics in Osijek](#)



Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku

Ekonomski fakultet u Osijeku

Diplomski studij (*Poslovna informatika*)

Ana Pavelić

**METODE ZA PROGNOZIRANJE POTRAŽNJE U
OPSKRBNOM LANCU**

Diplomski rad

Osijek, 2021.

Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku

Ekonomski fakultet u Osijeku

Diplomski studij (*Poslovna informatika*)

Ana Pavelić

**METODE ZA PROGNOZIRANJE POTRAŽNJE U
OPSKRBNOM LANCU**

Diplomski rad

Kolegij: Upravljanje opskrbnim lancima

JMBAG : 0010214018

e-mail: apavelic@efos.hr

Mentor: Prof. dr. sc. Davor Dujak

Osijek, 2021.

Josip Juraj Strossmayer University of Osijek

Faculty of Economics in Osijek

Graduate Study (Business Informatics)

Ana Pavelić

Methods of demand forecasting in the supply chain

Graduate paper

Osijek, 2021.

IZJAVA

O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI, PRAVU PRIJENOSA INTELJEKTUALNOG VLASNIŠTVA, SUGLASNOSTI ZA OBJAVU U INSTITUCIJSKIM REPOZITORIJIMA I ISTOVJETNOSTI DIGITALNE I TISKANE VERZIJE RADA

1. Kojom izjavljujem i svojim potpisom potvrđujem da je diplomski rad (navesti vrstu rada: završni / diplomski / specijalistički / doktorski) rad isključivo rezultat osobnoga rada koji se temelji na mojem istraživanjima i oslanja se na objavljenu literaturu. Prihvđujem poštivanje nepovredivosti autorstva se točno citiranje radova drugih autora i referiranje na njih.
2. Kojom izjavljujem da je Ekonomski fakultet u Osijeku, bez naknade u vremenu i teritorijalno neograničenom opsegu, nositelj svih prava intelektualnoga vlasništva u odnosu na navedeni rad pod licencom *Creative Commons Imenovanje - Nekomercijalno - Djeli pod istim uvjetima 3.0 Hrvatska* (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/hr/>).
3. Kojom izjavljujem da sam suglasan/suglasna da se trajno pohrani i objavi moj rad u institucijskom digitalnom repozitoriju Ekonomskoga fakulteta u Osijeku, repozitoriju Sveučilišta Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku te javno dostupnom repozitoriju Nacionalne i sveučilišne knjižnice u Zagrebu (u skladu s odredbama Zakona o znanstvenoj djelatnosti i visokom obrazovanju, NN br. 123/03, 198/03, 105/04, 174/04, 02/07, 46/07, 45/08, 63/11, 94/13, 139/13, 101/14, 60/15).
4. izjavljujem da sam autor/autorica predanog rada i da je sadržaj predane elektroničke datoteke u potpunosti istovjetan sa dovršenom tiskanom verzijom rada predanom u svrhu obrane istog.

Ime i prezime studenta/studentice: Ana Pavelić

JMBAG: 0010214018

OIB: 49233615631

e-mail za kontakt: apavelic@efos.hr

Naziv studija: diplomski studij Poslovna informatika

Naslov rada: Metode za prognostranje potražnje u opskrbenom lancu

Mentor/mentorica diplomskog rada: prof. dr. sc. Davor Dujak

U Osijeku, 2021. godine

Potpis

Ana Pavelić

SAŽETAK

Prognoziranje potražnje je proces predviđanja buduće razine potražnje što spada u proces planiranja poduzeća. Prognoziranje potražnje obuhvaća veliki broj klasifikacija, no najpoznatija podjela prognoziranja potražnje je ona s obzirom na vrstu informacija. S obzirom na vrstu informacija postoje kvantitativne i kvalitativne metode prognoziranja potražnje. Kvantitativne metode uzimaju u obzir matematičke i statističke izračune koji su temeljeni na povijesnim podacima, kako bi se na temelju njih izvršila prognoza buduće razine prodaje s obzirom na dinamiku kretanja povijesne prodaje. Kvantitativne metode se mogu izvršiti putem analize vremenskih serija ili uzročno-posljedične analize. Kvalitativne metode prognoziranja predstavljaju metode koje se zasnivaju na stavovima, mišljenjima i percepcijama određenih stručnjaka, zaposlenika poduzeća ili kupaca putem anketiranja. Kvalitativne metode imaju veliki utjecaj u prognoziranju potražnje budući da je potrebno konstantno ispitivati tržište i omogućiti skupnu evaluaciju određenih varijabli na način da se angažiraju i ispituju stručnjaci ili zaposlenici poduzeća. Kvalitativne metode obuhvaćaju stručna mišljenja, istraživanje tržišta, Delphi metodu i analogiju životnog ciklusa proizvoda. Prognoziranja potražnje nikada ne mogu biti u potpunosti točna, stoga je potrebno utvrđivati i kvalitetu dobivenih rezultata korištenjem određenih mjera kvalitete. Najpoznatije mjere kvalitete prognoziranja su srednje apsolutno odstupanje, srednja kvadratna pogreška i prosječna apsolutna postotna pogreška. Prilikom prognoziranja potražnje važno je utvrditi s kakvom vrstom potražnje se poduzeće susreće. Na temelju vrste potražnje moguće je odrediti idealne metode prognoziranja potražnje. U primjeru poduzeća Borovo d.d. koje bilježi sezonsku potražnju, korišteni su sezonski indeksi, linearna regresija i određene mjere kvalitete prognoziranja kako bi se pokazao primjer izračunavanja i provjere metoda prognoziranja potražnje.

KLJUČNE RIJEČI: Prognoziranje potražnje, kvalitativne metode prognoziranja, kvantitativne metode prognoziranja, mjere kvalitete prognoziranja.

ABSTRACT

Demand forecasting is the process of predicting the future level of demand which is part of the business planning process. Demand forecasting includes a large number of classifications, but the most well-known classification of demand forecasting is the one according to the type of information. Given the type of information, there are quantitative and qualitative methods for forecasting demand. Quantitative methods take into account mathematical and statistical calculations based on historical data in order to make a forecast of future sales based on the dynamics of historical sales. Quantitative methods can be performed through time series analyzes or cause-and-effect analysis. Qualitative forecasting methods are methods that are based on the attitudes, opinions and perceptions of certain experts, company employees or customers through surveys. Qualitative methods have a great impact on demand forecasting as it is necessary to constantly examine the market and allow a collective assessment of certain variables through engaging with experts or employees of the company. Qualitative methods include expert opinions, market research, the Delphi method and product life cycle analogy. Demand forecasting can never be completely accurate, so it is necessary to determine the quality of the results obtained using certain measurement qualities. The best known measures of quality forecast are mean absolute deviation, mean square error, and mean absolute percentage error. When forecasting demand, it is important to determine what type of demand the company is facing. Based on the types of demand, it is possible to determine ideal demand forecasting methods. In the example of the company Borovo d.d. which records seasonal demand, seasonal indices, linear regression, and certain forecasting quality measures were used to show an example of calculating and verifying demand forecasting methods.

KEY WORDS: Demand forecasting, qualitative forecasting methods, quantitative forecasting methods, forecasting quality measures.

SADRŽAJ

1. UVOD	1
2. METODOLOGIJA RADA	2
2.1. Predmet rada.....	2
2.2. Metode istraživanja	2
2.3. Izvori istraživanja.....	2
3. METODE PREDVIĐANJA POTRAŽNJE U OPSKRBNOM LANCU	3
3.1. Uloga i pojam predviđanja u opskrbnom lancu	3
3.2. Metode predviđanja potražnje.....	6
3.2.1. Kvalitativne metode prognoziranja.....	7
3.2.2. Kvantitativne metode predviđanja	9
3.3. Mjerenje kvalitete i preciznosti prognoziranja	17
4. METODE PROGNOZIRANJA POTRAŽNJE U „BOROVO“ d.d.....	19
4.1. Opći podaci o poduzeću Borovo d.d.	19
4.2. Metode prognoziranja potražnje Borova.....	19
4.2.1. Linearna regresija.....	22
4.2.2. Pomični prosjek	26
4.2.3. Vagani pomični prosjek.....	30
4.2.4. Sezonski indeksi	34
5. ZAKLJUČAK	36
LITERATURA.....	I
POPIS SLIKA.....	IV
POPIS TABLICA.....	V
POPIS GRAFIKONA.....	VI

1. UVOD

Svaka organizacija koja posluje na kompetitivnim tržištima proizvodnjom ili prodajom dobara neizbježno mora provoditi procese planiranja, predviđanja i provođenja postavljenih ciljeva. Prognoziranje potražnje poduzeća zasigurno omogućuje pripremu na buduće poslovne situacije u vidu poslovnih funkcija, zasebice putem upravljanja zalihama. Bez pravodobnog prognoziranja potražnje putem raznih metoda, suvremena poduzeća ne bi mogla opstati budući da sva poduzeća prilikom nabave ili proizvodnje dobara moraju osigurati ekonomičnu i efikasnu razinu zaliha. Bez prognoziranja poduzeće može proizvesti ili nabaviti neefikasno veliku količinu proizvoda koji se zbog manjka prodaje mogu pretvoriti u veliki trošak koji koči daljnji napredak poduzeća. Na isti način je moguće kao posljedica manjkave pripreme i prognoziranja proizvesti ili nabaviti premalu količinu proizvoda što će rezultirati nedovoljnoj ponudi u usporedbi s potražnjom i nezadovoljstvu kupaca, stoga i samog poduzeća.

Ovaj diplomski rad se sastoji od 5 poglavlja u kojem je prvo poglavlje uvodno, te drugo poglavlje sadržava metodologiju rada u kojem se navodi predmet istraživanja, izvori i metode istraživanja. U trećem poglavlju je teoretski opisano prognoziranje potražnje fokusirajući se primarno na kvantitativne i kvalitativne metode prognoziranja potražnje. Ujedno su obuhvaćeni sezonski indeksi, metoda prognoziranja putem normalne distribucije i metode provjere kvalitete različitih prognoziranja. U četvrtom poglavlju je na praktičan način prikazan izračun prognoziranja potražnje poduzeća Borovo d.d. kao vodećeg proizvođača cipela u Hrvatskoj koristeći određene kvantitativne metode. Ujedno su prikazane metode mjerenja kvalitete izračunatih prognoza kako bi se utvrdila točnost analize. U zadnjem poglavlju je opisan zaključak diplomskog rada.

2. METODOLOGIJA RADA

U ovom dijelu poglavlja prikazat će se metodologija diplomskog rada, odnosno predmet rada i cilj istraživanja, uključujući metode istraživanja i izvore podataka koji su korišteni pri izradi.

2.1. Predmet rada

Predmet ovog diplomskog rada je sažeto opisati i prikazati načine prognoziranja potražnje u teoretskom i praktičnom smislu. Cilj ovog istraživanja je olakšati razumijevanje o tome kako poduzeća mogu koristiti metode prognoziranja potražnje s obzirom na vrstu potražnje te utvrditi pomoću mjera kvalitete točnost i preciznost dobivenih rezultata.

2.2. Metode istraživanja

Prilikom pisanja ovog diplomskog rada korištena je deskriptivna metoda koja se očituje kroz opisani i olakšani prikaz u obliku slika, deduktivna metoda u svrhu donošenja zaključka na temelju raspoloživih podataka, metoda kompilacije na temelju koje su preuzeti određeni dijelovi teksta iz članaka, internetskih stranica i znanstvene literature. Koristeći se metodom klasifikacije prikazane su različite podjele, te korištenjem matematičkih i statističkih modela prikazani su izračuni radi prikazivanja prognoziranja potražnje i njene točnosti.

2.3. Izvori istraživanja

Prilikom pisanja ovog diplomskog rada korištene su različite vrste znanstvenih izvora. Korištene su knjige, stručni i znanstveni članci, internetski izvori i web stranica promatranog poduzeća Borovo d.d.

3. METODE PREDVIĐANJA POTRAŽNJE U OPSKRBNOM LANCU

U ovom poglavlju opisuje se uloga predviđanja i prognoziranja u opskrbnom lancu te metode predviđanja potražnje. U zadnjem potpoglavlju se opisuju najčešće mjere kvalitete tj. točnosti prognoziranja kroz različite načine izračunavanja prosječne pogreške unutar prognoziranih varijabli.

3.1. Uloga i pojam predviđanja u opskrbnom lancu

U poslovanju vrlo je značajna sposobnost opstanka organizacije u prilagođavanju stalnim promjenama okoline. Uspjeh doživljavaju organizacije koje su u stanju otkriti želje kupaca i fleksibilno reagirati na njihove zahtjeve. Ako se organizacija želi suprotstaviti konkurenciji, mora efikasno raspolagati i upravljati internim procesima poduzeća te materijalnim i nematerijalnim informacijskim tokovima unutar cijelog opskrbnog lanca. Rastući pritisak kupaca u lancu opskrbe na ubranu reakciju dobavljača nameće skraćivanje vremenskih razdoblja za obradu narudžbi kupaca. Međutim, često se događa da se organizacije ne pripreme dovoljno kvalitetno i kvantitativno u vidu proizvodnog procesa kroz upravljanje, planiranje i prognoziranje potencijalne potražnje.

Prema Vlckova (2010:1119) nužno je stvoriti okruženje u kojem se primjenjuju sustavi i metode kontrolirane potražnje. Takvi kontrolirani sustavi osnovni su preduvjet za kreiranje i postavljanje proizvodnog procesa i svih srodnih procesa koji su maksimalno uravnoteženi i istovremeno prilagodljivi. Informacijski sustavi igraju ključnu ulogu uglavnom u operativnom planiranju i upravljanju. Mnoge organizacije vode vlastito poslovanje uz pristup relevantnim informacijama upravljanjem vlastitih resursa (eng. *Enterprise Resource Planning*) u obliku poslovnog informacijskog sustava. Koncept upravljanja vlastitim resursima ne odnosi se samo na metode planiranja, već je sinonim za skupinu složenih informacijskih sustava, dizajniranih za upravljanje internim procesima organizacije. Kao posljedica učinkovitije upotrebe informacija putem upravljanja vlastitih resursa razvijaju se metode za planiranje proizvodnje resursa, planiranje prodaje i poslovanja ili napredno planiranje i raspoređivanje. Sve navedene metodologije planiranja i upravljanja omogućuju optimizaciju procesa organizacije u kratkom vremenskom razdoblju, pružajući unaprijed poznat opseg stvarne prodaje određenih proizvoda pojedinih kupaca. Prema Johnson (2009:86-90) predviđanje je postupak tijekom kojeg se formuliraju potencijalne buduće

varijante fenomena ili predmeta, odnosno predviđanjem se stvara osnova za planiranje procesa poduzeća. Omogućuje menadžerima planiranje budućih potreba i posljedično donošenje racionalnih odluka. Stadtler (2008:575-588) objašnjava kako primjena u suvremenim softverskim modulima omogućuje predviđanje većeg broja stavki u samo nekoliko sekundi. Točne prognoze odgovarajuće potražnje važan su input za modele odlučivanja koje se koriste u sustavu modeliranja napredne potražnje i raspodjele.

Pogreške u prognozi izravno su povezane s potrebnim sigurnosnim zalihama, dok prečeste prilagodbe prognoza potražnje mogu dovesti do dramatičnih promjena u planovima koje organizacije ne stignu izvršiti. Ako organizacija želi maksimalizirati učinak dostupnih metoda za interne procese u tvrtki, mora se nadovezati na objektivne i procijenjene prognoze potražnje. Izbor optimalnih postupaka predviđanja i praćenje korištenja dobivenih prognoza mogu postati konkurentska prednost. Prognoza potražnje određuje količinu proizvoda, mjesto i vremenski horizont u kojem će navedeni proizvodi biti potrebni. U vezi s prognozom potražnje potrebno je baviti se ne samo kvantitativnim aspektom potreba (količina koju potražuju kupci) već i njihovim kvalitativnim aspektom (vrsta potreba kupaca). Točna prognoza potražnje je stoga važna za upravljanje proizvodnjom i distribucijom, ali i za ostale funkcije organizacija – područje marketinga (distribucija prodajnih snaga, promocija i planiranje novih proizvoda), financije (trenutna potreba za novcem, proračuni i izračuni), investicijski projekti (proizvodni pogoni, skladišta), istraživanje i razvoj (inovacije) i ljudski resursi (planiranje strukture i obujma radne snage, osposobljavanje). Potrebno je prihvatiti postupak predviđanja i prognoziranja kao dio procesa planiranja organizacije (Vlckova, 2010:1120).

Planiranje potražnje predstavlja skup metodologija i informacijskih tehnologija za upotrebu predviđanja potražnje u procesu planiranja. Gros i Grosová (2004:48-49) navode kako provedba planiranja potražnje omogućuje određivanje najbliže moguće prognoze opsega proizvodnje, zaliha i rasporeda kapaciteta između pojedinih proizvoda kako bi se maksimalizirala dobit. Međutim, istraživanje provedeno u proizvodnim organizacijama je pokazalo da pojedini odjeli poduzeća u nekim slučajevima sami izrađuju prognoze i stoga svoje planiranje temelje na neusklađenim brojkama. To izaziva sukobe između rezultirajućih aktivnosti planova unutar poduzeća. Predviđanje uvijek treba biti postupak koji je ključan i

koji posljedično određuje druge procese u organizaciji, uključujući i financijsko planiranje. Međutim, financijsko planiranje često predstavlja glavni izvor motivacije za menadžere poduzeća jer odražava zahtjeve najvišeg rukovodstva organizacije i glavne strateške ciljeve organizacije.

Detaljno i konstantno predviđanje je od vitalnog značaja za svako poslovno planiranje. Ako su procjene prodaje ili potencijalne potražnje previsoke, organizacija prekomjerno proizvodi robu koja se ne može prodati i ostaje na zalihama kao trošak. Još jedan aspekt takve odluke je nepotrebna proizvodnja koja povećava troškove za resurse kao što su sirovine, radna snaga ili skladišni prostor. S druge strane, nedovoljna proizvodnja može rezultirati nestašicom i izgubljenim poslovnim prilikama te potencijalnim gubitkom kupaca kojima se ne može isporučiti proizvod. Točno predviđanje samim time predstavlja značajnu konkurentsku prednost. (Ivanov i Schonberger, 2019:1)

Na primjer, 2014. godine Walgreens je imao propust u netočnom predviđanju potražnje od milijardu dolara koji je doveo do ostavke dvoje rukovoditelja. Ujedno, 2001. godine Nike je doživio veliki neuspjeh u implementaciji softvera za planiranje potražnje što je dovelo do gubitka u prodaji od 100 milijuna dolara. Ovi primjeri pokazuju kako imperativno predviđanje potražnje i ispravni sustavi predviđanja potražnje igraju u ukupnoj profitabilnosti organizacija. Zabavni parkovi Walta Disneya stavljaju izuzetno velik naglasak na predviđanje potražnje u sljedećim satima, danima i tjednima. Otkako uspijevaju gotovo uvijek točno predvidjeti buduću potražnju, prihod se neizmjereno povećava. Štoviše, predviđanje može biti korisno za analizu područja za poboljšanje i unapređenja vlastitih procesa. Međutim, prognoze su gotovo uvijek pogrešne, jer su postupci za njihovo izračunavanje prilično složeni. Potražnja se ponekad mijenja bez prethodnog upozorenja i obično se efekti reflektiraju kasnije, što otežava reagiranje upravitelja operacija. (Oti, 2018)

Međutim, neke promjene u potražnji mogu se uzeti u obzir s relativnom pouzdanošću, poput sezonskih promjena. To uključuje godišnje razdoblje ili određene praznike. Na primjer, gradski hotel, supermarket, proizvođač metala i trgovina pleteninom različito ovise o tim vanjskim čimbenicima. Gradski hotel ima najviše kupaca tijekom blagdana, dok se trgovina s pleteninom prodaje prvenstveno u jesen i zimu. Supermarket se može suočiti s najvećom

gužvom, na primjer za vrijeme ručka i nakon radnog vremena. Tvornica koja proizvodi metale najvjerojatnije će biti neovisna o sezonskim promjenama i imati stabilnu potražnju tijekom cijele godine. Potrebno je proučiti različite metode predviđanja i implementirati one koje su relevantne s obzirom na vrstu potražnje organizacije (Ivanov i Schonberger, 2019:2). U nastavku su objašnjene najčešće metode prognoziranja potražnje.

3.2. Metode predviđanja potražnje

Intenzivna konkurencija i brze promjene na tržištu povećale su potrebu za informacijama o prognozama koje se odnose na opću potražnju na tržištu. Nedovoljno iskustva u predviđanju tržišne potražnje u dinamičnim tržišnim uvjetima predodređuje netočne rezultate istraživanja tržišne potražnje i neutemeljene odluke o poslovanju poduzeća. Učinkovit odabir metoda predviđanja potražnje na tržištu i njihova primjena mogu smanjiti nesigurnost rješenja. Postoji mnogo kriterija klasifikacije metoda prognoze. U ekonomskoj literaturi se nailazi na različita mišljenja autora o složenoj primjeni kvantitativnih i kvalitativnih metoda predviđanja koja se razlikuju u dva aspekta: Kinneer, Taylor (1996) podržavaju prioritet kvantitativne metode prognoziranja i navode kvalitativne metode prognoziranja kao pomoćno, tj. alternativno sredstvo. Green i Armstrong (2007:365-376) navode da sinteza kvantitativnih i kvalitativnih metoda prognoziranja jamči pouzdaniju i informativniju prognozu.

Zbog vrlo velikog broja metoda predviđanja, najkorištenije klasifikacije su sažeto grupirane u nastavku. Ovisno o istraživačkom području i istraživačkom predmetu, najčešće korištena klasifikacija metoda prognoziranja u istraživačkoj literaturi temelji se na sljedećim kriterijima: (Cox i Loomis, 2001)

- ❖ Vrste informacija (kvantitativne i kvalitativne metode predviđanja),
- ❖ Vremenski raspon predviđanja (metode razvoja kratkoročnih, srednjoročnih i dugoročnih prognoza),
- ❖ Objekt prognoze (metode predviđanja mikro i makroekonomskih pokazatelja),
- ❖ Cilj prognoze (genetske i normativne metode predviđanja),

Klasifikacija metode prema vremenskom rasponu je relativna u odnosu na vremensko razdoblje prognoziranja. Obično se kratkoročne prognoze razvijaju za period od 1-2 tjedna do 3 mjeseca. G. Bolt (1994) smatra da, ovisno o objektu prognoze, te unutarnjem i vanjskom aspektu okoliša, kratkoročne prognoze obuhvaćaju razdoblje od jednog tjedna do 3 godine. Klasifikacija pod objektom prognoze primjenjuje se u analizi mogućnosti metode za predviđanje i procjene različitih mikroekonomskih i makroekonomskih trendova razvoja pokazatelja i budućih stanja. U gornje navedenoj klasifikaciji metoda, cilj prognoze predstavlja klasifikaciju metoda prognoziranja. U slučaju genetske prognoze, cilj je predvidjeti moguće trendove tržišne potražnje u budućnosti - genetska prognoza započinje procjenom trenutnog stanja na tržištu. U normativnoj prognozi postoji nekoliko načina kako doći do budućeg stanja tržišne potražnje - normativna prognoza započinje odabirom željene alternative tržišne potražnje.

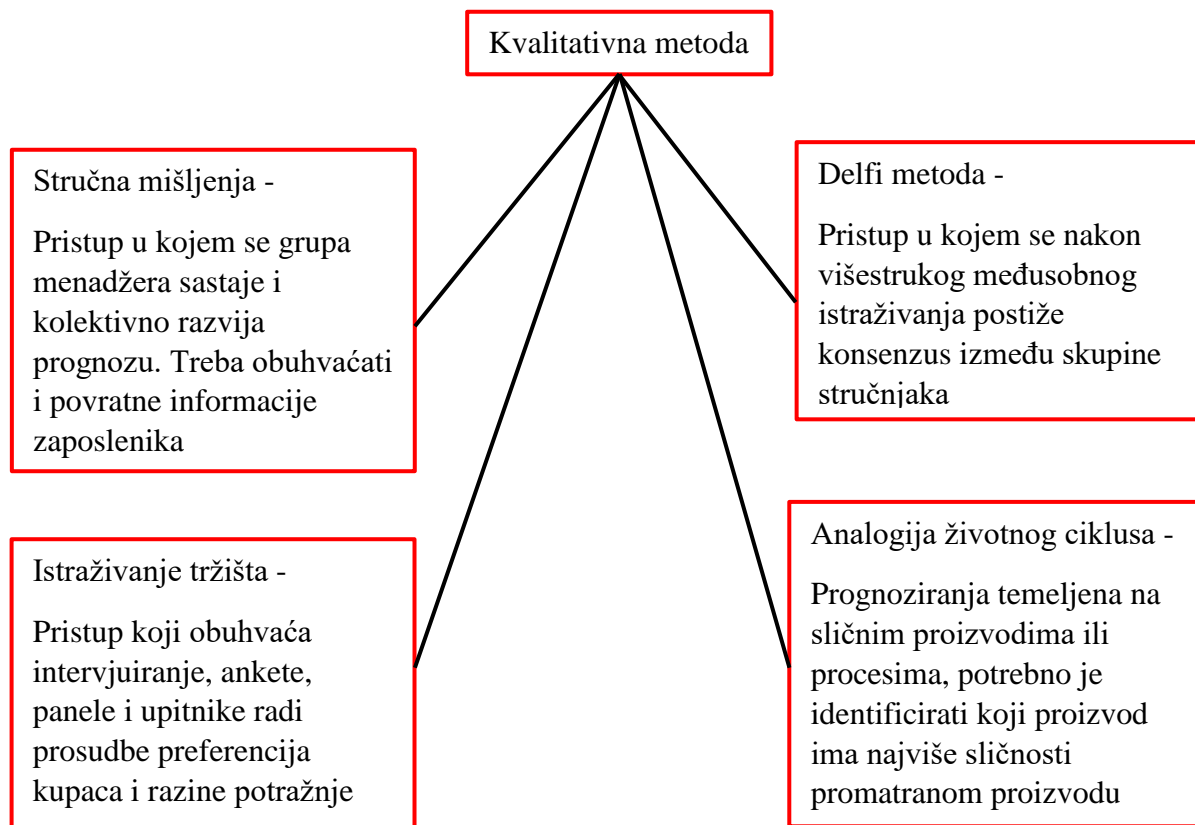
Peterson i Lewis (1999) ističu da je najpopularnija te najčešće primjenjivana klasifikacija u istraživačkim radovima temeljena na vrsti informacija, odnosno na kvantitativnim i kvalitativnim metodama predviđanja. Kvalitativne ili subjektivne metode se temelje na intuitivnim informacijama (mišljenja, namjere i osjećaji) koje se dobivaju iz različitih anketa (anketiranje potrošača, prodavača, osoblja organizacije, itd.) i provođenjem analiza na temelju akumuliranih podataka. Kvantitativne ili objektivne metode analiziraju objektivne i pouzdane podatke, najčešće iz prošlog vremenskog razdoblja pretpostavljajući da se druge varijable neće promijeniti. Delphi metoda koja će biti objašnjena u nastavku predstavlja iznimku. (Pilinkiene, 2008:20)

3.2.1. Kvalitativne metode prognoziranja

Kvalitativne metode su predviđanja koja nastaju na temu prosudbi, mišljenja, intuicije, osjećaja ili osobnih iskustava i subjektivne su prirode. Ne oslanjaju se ni na kakve stroge matematičke proračune. Karakteristična je metoda kada nema dovoljno kvantitativnih podataka, te kada je teško uspostaviti vezu između prošlih i budućih događaja kroz kvantitativno modeliranje. Uobičajeno su takve situacije dugoročne prirode ili uključuju donošenje odluka o uvođenju novih proizvoda. U mnogim se slučajevima postupak predviđanja oslanja na povijesne podatke poput razine potražnje ili prometa, što predstavlja koristan alat sve dok organizacija raspolaže s pouzdanim podacima koji su dostupni za

potrebno prognoziranje. U slučaju uvođenja novog proizvoda organizacije se moraju oslanjati na stručna stajališta i mišljenja kupaca. Organizacija koristi podatke različitih stručnjaka za izradu predviđanja za određeno buduće razdoblje. Problem metode takve prirode je u tome što se temelji na mišljenjima, iskustvima i znanju ljudi, te su stoga subjektivne. Postoje različite metode za kvalitativno predviđanje. Jedna od metoda je procjena prodaje. Za ovu metodu organizacija najčešće angažira prodajnog stručnjaka za pristup o najnovijim podacima o prometu i tako prikuplja podatke za ukupan promet na temelju kojih se izrađuju prognoziranja. Sljedeća kvalitativna metoda je metoda istraživanja tržišta. Ovo je idealan alat za prognoziranje potražnje kada organizacija lansira novi proizvod, a nema povijesnih podataka ili stručnih iskustava na temelju kojih može donositi odluke. Organizacija može izravno pitati svoje kupce što misle o novom proizvodu i pokušati razviti predviđanje za lansiranje proizvoda (Ivanov i Schonberger, 2019:5). Sljedeća slika sažeto prikazuje podjelu kvalitativnih metoda prognoziranja.

Slika 1. Podjela kvalitativnih metoda prognoziranja



Izvor: Dorađeno na temelju Bozarth i Handfield (2016)

Najpoznatija metoda kvalitativnog predviđanja je metoda Delphi. Ova metoda predstavlja strukturirano višestruko istraživanje koje obuhvaća stručnjake iz različitih organizacija i institucija. Metoda Delphi provodi se u dva ili više krugova tj. navrata u kojoj moderator izrađuje upitnik, a svi stručnjaci odgovaraju anonimno. Nakon prvog kruga moderator izrađuje novi upitnik na temelju informacija koje je dobio. Odgovori na prvi krug objavljuju se svim ostalim stručnjacima kako bi svi mogli preispitati svoje mišljenje, zatim ispunjavaju novi upitnik sve dok se ne dođe do konsenzusa (Ivanov i Schonberger, 2019:5-6). U nastavku će biti opisane kvantitativne metode predviđanja koje za razliku od kvalitativnih metoda obuhvaćaju isključivo matematičke izračune i statističke analize na temelju kojih se donose određeni zaključci i prognoziranja.

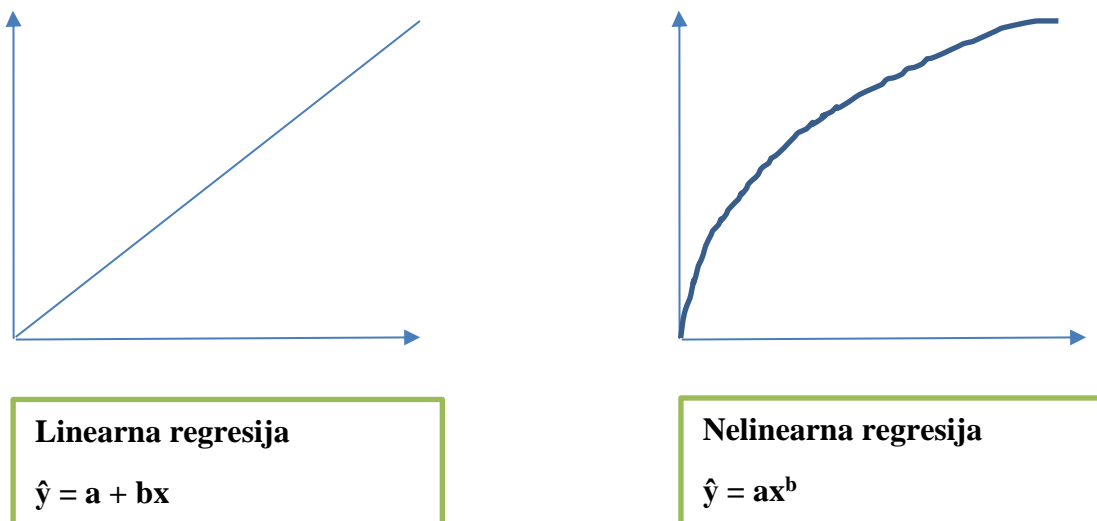
3.2.2. Kvantitativne metode predviđanja

Kvantitativne metode predviđanja temelje se na matematičkim (kvantitativnim) modelima i statističkim analizama što ih čini objektivnim metodama. Kao temelj nužni su kvantitativni povijesni podaci te je metoda idealna kada je moguće uspostaviti određenu vrstu veze tj. korelacije između interesne i neke druge varijable. Kvantitativne metode koriste se kada postoje povijesni podaci o postojećim proizvodima, postojećim tehnologijama ili postojećim tržištima. Te se metode temelje na statistikama i statističkim podacima koje se prema Ivanov i Schonberger (2019:6) mogu klasificirati u dvije različite metode predviđanja:

- ❖ uzročno-posljedična prognoza
- ❖ analiza vremenskih serija.

U uzročno-posljedičnom prognoziranju, potražnja (y) za proizvodom ovisi o poznatom čimbeniku (x) i zbog toga se može prognozirati koristeći formule linearne ili nelinearne regresije koje su vidljive na sljedećoj slici. Navedeno se može navesti u primjeru, potražnja u osi (y) ovisi o broju građana u određenom području (x). U sljedećoj slici je prikazan izgled i formula linearne i nelinearne regresije.

Slika 2. Linearna i nelinearna regresija

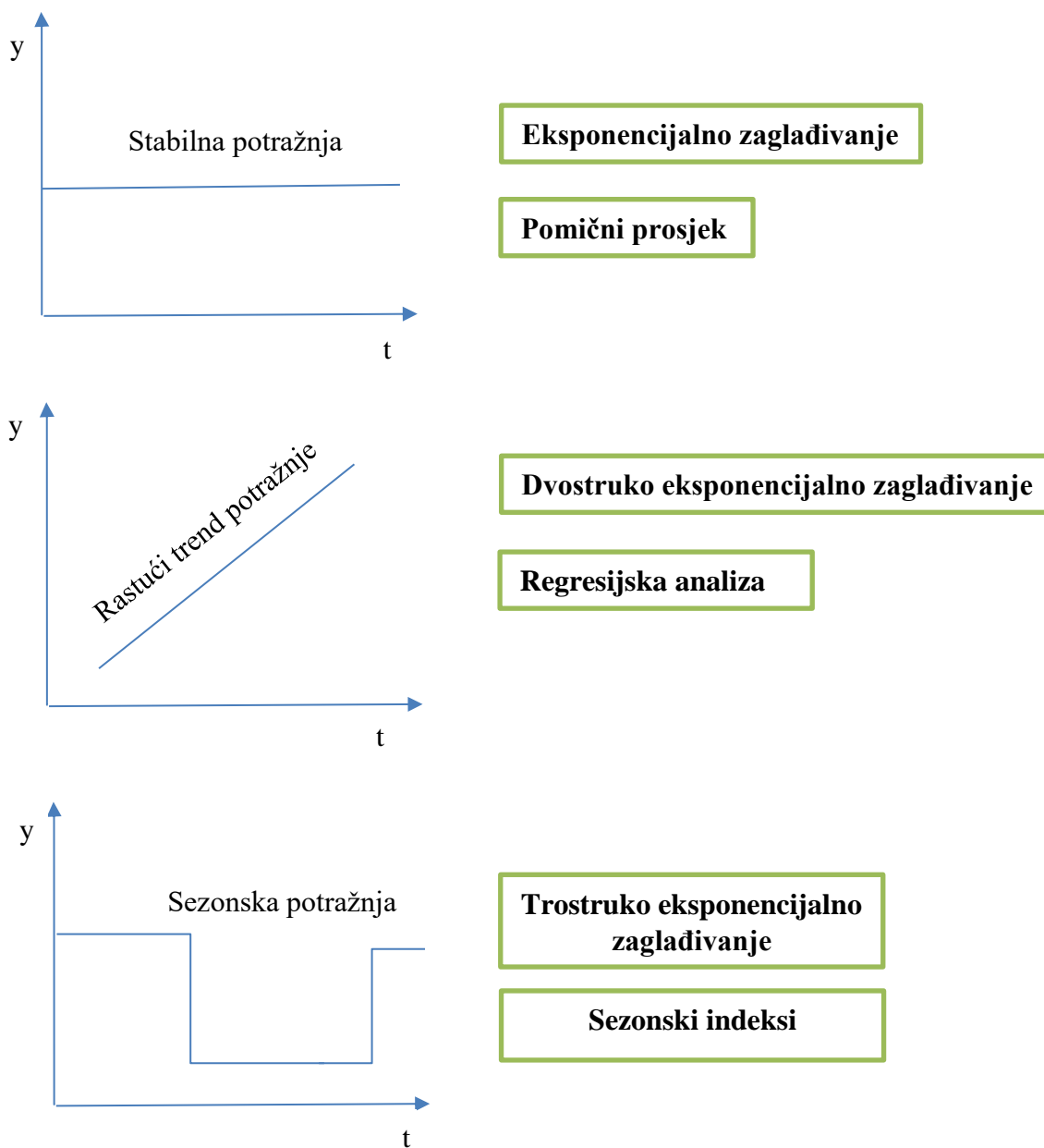


Izvor: Ivanov i Schonberger (2019:6)

Linearni se trendovi mogu pronaći pomoću tehnike najmanjih kvadrata koja rezultira jednadžbom u kojoj je \hat{y} presjek osovine, odnosno izračunata vrijednost varijable koja se predviđa (ovisna varijabla), koeficijent a pokazuje presjek osovine, koeficijent b predstavlja nagib krivulje, te x je neovisna varijabla. Prema Ivanov i Schonberger (2019:7) nelinearna regresija je složenija, ali i realnija. Za metodu uzročnog predviđanja važno je imati pouzdane povijesne podatke za poznati čimbenik u formuli (neovisna varijabla).

Često korištena metoda je analiza vremenskih serija koja se temelji na povijesnim podacima o prodaji. Skupine ravnomjerno raspoređenih numeričkih podataka mogu se dobiti promatranjem varijabli u redovitim vremenskim razdobljima. Ova metoda služi za prognoziranje na temelju povijesnih vrijednosti i pretpostavlja da će čimbenici koji su utjecali na prošlost i koji utječu na sadašnjost utjecati i u budućnosti. Postoje različite metode i vrste vremenskih serija za predviđanje potražnje, ovisno o vrsti potražnje određenog proizvoda. Sljedeća slika pokazuje primjer često korištenih metoda prognoziranja potražnje s obzirom na vrstu potražnje unutar organizacije.

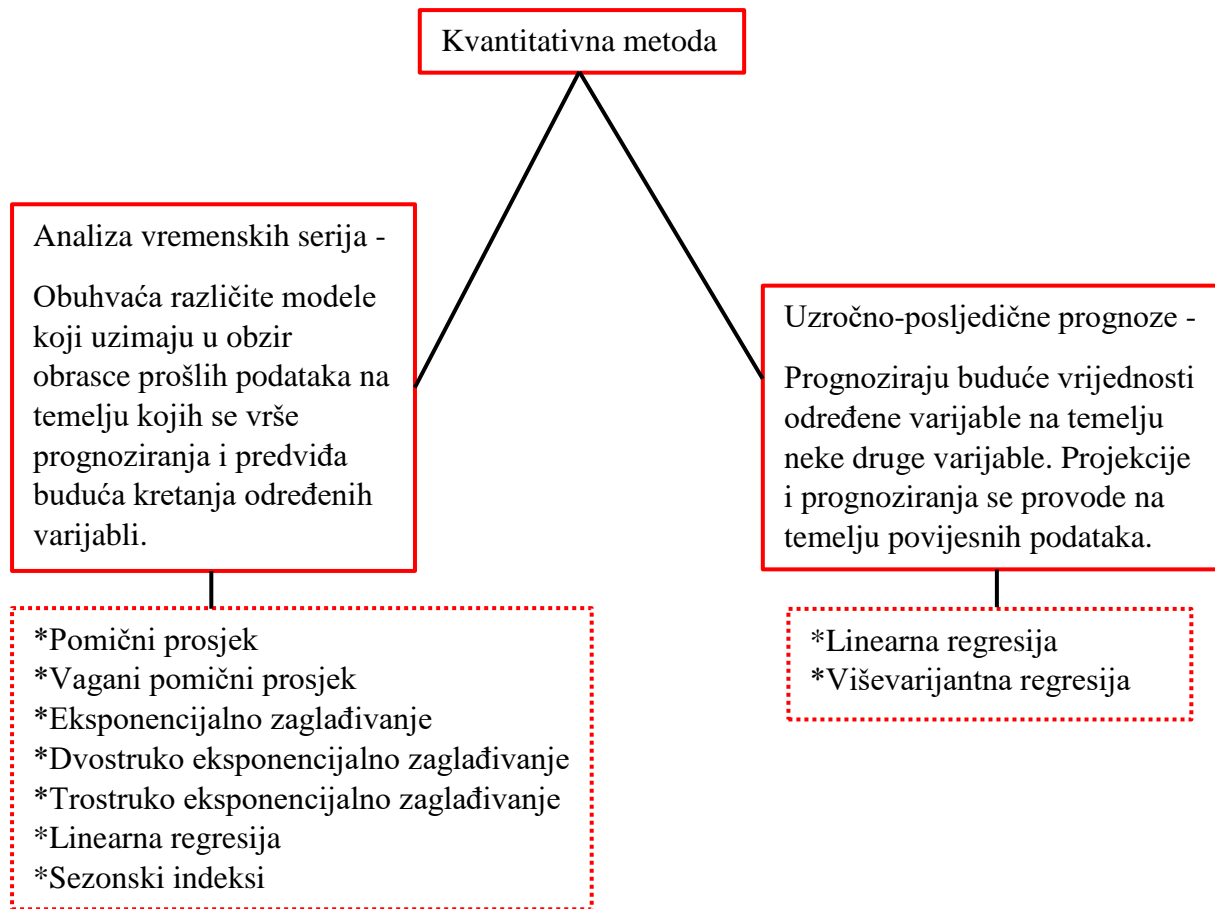
Slika 3. Metode za prognoziranje potražnje s obzirom na vrste potražnje



Izvor: Ivanov (2019:7)

Ako postoji stalna potražnja za određenim proizvodom, poželjno je koristiti pomični prosjek ili eksponencijalno zaglađivanje. Za proizvode s potražnjom koja se temelji na trendovima potrebno je koristiti regresijsku analizu ili dvostruko eksponencijalno zaglađivanje. Proizvodi sa sezonskom potražnjom mogu se predvidjeti trostrukim eksponencijalnim zaglađivanjem. U sljedećoj slici sažeto je prikazana podjela kvantitativnih metoda.

Slika 4. Podjela Kvantitativnih metoda prognoziranja



Izvor: Dorađeno na temelju Bozarth i Handfield (2016)

Neke od metoda vremenskih serija biti će praktično prikazane u sljedećem poglavlju te u nastavku se opisuju one koje se najčešće koriste u prognoziranju: pomični prosjek, vagani pomični prosjek, eksponecijalno zaglađivanje, dvostruko eksponecijalno zaglađivanje, trostruko eksponecijalno zaglađivanje i sezonski indeksi.

Metoda pomičnog prosjeka temelji se na izračunavanju prosječne potražnje iz prethodnih razdoblja koristeći izračunate vrijednosti za daljnje prognoziranje. Naziva se pomični prosjek jer sa svakim razdobljem prosječna vrijednost se mijenja. Vagani pomični prosjek daje veću težinu novijim podacima, a manju težinu starijim podacima. To se postiže množenjem određene varijable s težinskim faktorom koji će novijim podacima odrediti veći ponder,

odnosno značaj. Eksponecijalno zaglađivanje je metoda koja je slična vagonom pomičnom prosjeku, najnoviji podaci su ponderirani više od starijih. Za predviđanje prodaje, prosjek vrijednosti potražnje ili prodaje iz prethodnih razdoblja eksponecijalno se ponderiraju kako bi se prognozirala buduća razdoblja. Metoda eksponecijalnog zaglađivanja koristi prosječni parametar α . Dvostruko eksponecijalno zaglađivanje se koristi kada već postoji trend u potražnji ili prodaji te se koristi α i β kao faktore tj. pondere zaglađivanja. (Ivanov, 2019:9-12)

Brownlee (2018) ističe da je trostruko eksponecijalno zaglađivanje produžetak eksponecijalnog zaglađivanja koje uzima u obzir sezonalnosti univarijantnim vremenskim serijama. Uz α i β kao čimbenike zaglađivanja, dodan je novi parametar gama koji kontrolira utjecaj na sezonsku komponentu. Kao i kod razine trenda, sezonalnost se može modelirati ili kao dodatak ili kao multiplikativni postupak za linearnu ili eksponecijalnu promjenu sezonalnosti. Aditivna sezonalnost obuhvaća trostruko eksponecijalno zaglađivanje s linearnom sezonalnošću, te multiplikativna sezonalnost obuhvaća trostruko eksponecijalno zaglađivanje s eksponecijalnom sezonalnošću. Prema Lembke (2015:6) trostruko eksponecijalno zaglađivanje najnaprednija je varijacija eksponecijalnog zaglađivanja, te kroz konfiguraciju može razviti dvostruke i pojedinačne eksponecijalne modele zaglađivanja. Međutim, formule za trostruko eksponecijalno zaglađivanje su daleko kompleksnije od ostalih vrsta eksponecijalnog zaglađivanja te se u suvremenom poslovanju korištenjem računalnih programa olakšava izračun i unos potrebnih podataka. Statističke studije pokazuju da se, u teoriji, može dobiti neka vrijednost korištenjem takve komplicirane metode. Međutim, stvarni učinci i koristi vjerojatno će biti nedostadni za stvarnu upotrebu i implikaciju.

Sezonski indeksi mjere kolika je vrijednost potražnje za određeno vremensko razdoblje u odnosu na prosječnu razinu potražnje. Da bi se izračunao sezonski indeks, mora se prvo izračunati prosječna potražnja za određeni vremenski period. Zatim je potrebno svaku vrijednost određenog vremenskog perioda staviti u odnos sa izračunatim sezonskim prosjekom kako bi se izračunao sezonski indeks. Na primjer, vrijednost sezonskog indeksa od 1,00 znači da je potražnja navedenog razdoblja potpuno jednaka izračunatom sezonskom prosjeku. Postoji mnogo metoda koje uzimaju u obzir razinu trenda i sezonalnost podataka

radi provođenja prognoziranja. Sa sezonskim podacima neke će točke biti vrlo udaljene od razine trenda, što može iskriviti liniju trenda i rezultirati manjku povjerenja u dobivene vrijednosti linearne regresije. Najčešće se koristi desezonalnost potražnje kako bi se minimalizirali učinci grešaka prilikom izračuna, no navedeni proces je najkorisniji kada se prilikom izračunavanja desezonalnosti potražnje i računanja sezonskih indeksa analiziraju višegodišnji podaci. (Lembke, 2015:1)

Kvantitativne metode imaju kompleksniju podjelu u odnosu na kvalitativne metode, te koristeći kompleksne matematičke izračune pomažu u prognoziranju određenih varijabli, dok kvalitativne metode pružaju neke druge prednosti. Sljedeća tablica prikazuje grupiranje pozitivnih i negativnih strana kvantitativne i kvalitativne metode prognoziranja.

Tablica 1. Pozitivne i negativne strane kvantitativnih i kvalitativnih metoda prognoziranja

	Pozitivne strane	Negativne strane
Kvantitativna metoda	Nekomplicirana dostupnost podataka	Neprikladno za predviđanje potražnje za novim proizvodima
	Mogućnost predviđanja točaka poslovnih promjena	Visoki troškovi - često zahtijeva konstantno analiziranje tržišta i regularnu kompilaciju podataka
	Procjena međusobnog odnosa i fluktuacije ekonomskih pokazatelja	Često komplicira primjenu i pogrešno tumači rezultate
Kvalitativna metoda	Podaci iz prethodnih razdoblja nisu nužni za analizu	Prisutnost subjektivnosti u provođenju analiza i prognoziranja
	Pogodno za predviđanje potražnje za nova tržišta i na trenutnim tržištima kroz nove prodajne i marketinške kampanje	Velike fluktuacije u podacima (sezonski, ciklični, slučajni) nisu uzete u obzir
	Omogućuje razvoj raznolikosti mišljenja	Međuodnos relevantnih ekonomskih podataka se ne obuhvaća u analizi
	Anonimnost u provedenoj analizi	Metoda nije primjenjiva za razvoj

Izvor: Pilinkienė, V. (2008:21)

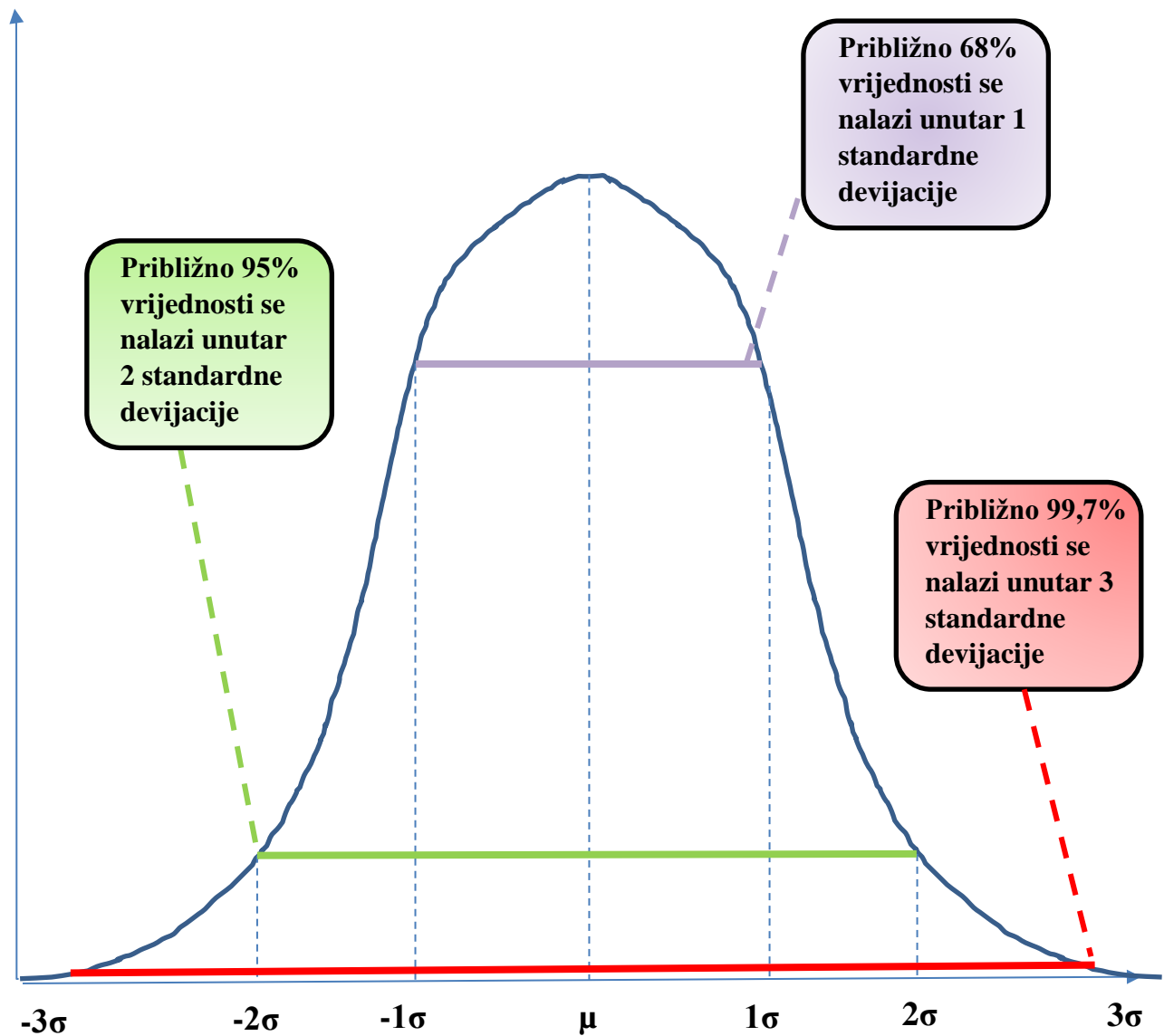
Iz tablice je vidljivo da se dotične metode međusobno upotpunjuju u svojim prednostima i nedostacima. Kvalitativne metode balansiraju moguće nelogičnosti i pogrešna tumačenja rezultata kvantitativnih metoda budući da se kompleksnost poslovanja i volatilnost u potražnji opskrbnog lanca kao neovisne varijable često ne mogu predvidjeti ili matematički odrediti. S druge strane, kvantitativne metode su od velike važnosti jer kroz suvremene software i različite metode prognoziranja moguće je u kratkom vremenu izračunati mnoge prognoze – pesimistične i optimistične, te na taj način raspolagati s informacijama koje omogućuju pripremu za pogodne ili nepogodne poslovne situacije u vidu upravljanja zaliha.

Upravljanje zalihama je povezan proces prognoziranja potražnje budući da na temelju prognozirane buduće aktivnosti, organizacije unaprijed određuju razinu proizvodnje (ili nabave), te samim time i količinu sigurnosnih zaliha koju moraju osigurati kako bi zadovoljili potencijalnu potražnju koja je predmet prognoziranja. Bitno je naglasiti jednu „zakonitost“ u kojoj se jako puno pojava ponaša u skladu s nekim teorijskim pravilima raspodjele, te na taj način je moguće odrediti vjerojatnost nekog događaja. Normalna distribucija pokazuje da se sve vrijednosti (što može uključivati i razinu zaliha) često ponašaju u skladu s normalnom razdiobom raspodjele vjerojatnosti koja simetrično iscertava većinu lociranih vrijednosti koje su smještene oko srednje vrijednosti (Shobhit, 2021). U nastavku je prikazano kako se može odrediti vrijednost sigurnosnih zaliha, pod pretpostavkom da je potražnja podložna normalnoj distribuciji.

Razina sigurnosnih zaliha treba biti dostatna da odgovara zahtjevima tržišta za određenim proizvodima sve dok nove zalihe naručene robe ne stignu do skladišta. S obzirom da nije moguće na skladištu imati neograničene količine zaliha, nužno je odrediti vjerojatnost s kojom se može konstatirati da do manjka zaliha neće doći. Takva vjerojatnost naziva se razina usluge (eng. *Service Level*). Teorija normalne distribucije pokazuje da približno 68% određene vrijednosti se nalazi unutar jedne standardne devijacije, približno 95% određene vrijednosti se prostire unutar dvije standardne devijacije, te približno 99,7% vrijednosti nalazi se unutar tri standardne devijacije. Na sljedećoj slici je grafički prikazana normalna

distribucija sa označenim standardnim devijacijama u x osi uz označene najčešće vrijednosti (Dodigović, 2012).

Slika 5. Prikaz normalne razdiobe u cilju upravljanja zaliha



Izvor: Dorađeno na temelju Dodigović, I. (2012)

Navedeno se može objasniti na primjeru ukoliko su poznati određeni povijesni podaci: prosječna potražnja za nekim proizvodom iznosi 1000 komada za određeni prognozirani

period i standardna devijacija iznosi 200 komada. Navedeno znači da je moguće prognozirati da će 68% prognoziranih perioda određena organizacija imati potražnju unutar raspona od 800 do 1200 komada proizvoda. Na isti način se može prognozirati da će 95% prognoziranih perioda potražnja biti unutar raspona od 600 do 1400 komada. Te u najvećoj vjerojatnosti 99,7% prognoziranih perioda potražnja će iznositi od 400 do 1600 komada. Navedeni rasponi se izračunaju tako da se iznos standardne devijacije za određenu vjerojatnost pomnoži sa zadanom standardnom devijacijom u zadatku. (Dodigović, 2012)

3.3. Mjerenje kvalitete i preciznosti prognoziranja

Različite metode predviđanja mogu pružiti drugačiju kvalitetu i točnost prognoze. Prilikom izvršenja procjenjivanja kvalitete prognoze, prema Ivanov (2019) najčešće se koristi:

- ❖ srednje apsolutno odstupanje (eng. *mean absolute deviation* - MAD),
- ❖ srednja kvadratna pogreška (eng. *mean squared error* - MSE),
- ❖ prosječna apsolutna postotna pogreška (eng. *mean absolute percentage error* - MAPE).

Da bi se uklonio problem neutraliziranja pozitivnih pogrešaka sa negativnim pogreškama, MAD uzima u obzir isključivo apsolutnu vrijednost pogreške (veličina odstupanja od prosjeka bez obzira na predznak). Kada se zanemari predznak i uzme u obzir samo veličina pogreške, takvo odstupanje se naziva apsolutno odstupanje. Ako se akumuliraju sva apsolutna odstupanja s vremenom u svrhu pronalaska prosječne vrijednosti svih apsolutnih odstupanja, takva mjera se naziva srednje apsolutno odstupanje (MAD). (Khair i sur., 2017)

Srednje kvadratna pogreška (MSE) predstavlja alternativni način za uklanjanje neutraliziranja pozitivnih pogrešaka i negativnih pogrešaka korištenjem kvadratnog predviđanja pogreške. Bez obzira ima li pogreška prognoze pozitivan ili negativan predznak, kvadratna pogreška uvijek će imati pozitivan predznak. Ako se tijekom vremena akumuliraju sve kvadratne pogreške i pronađe prosječna vrijednost tih kvadratnih pogrešaka, ta mjera se naziva srednja kvadratna pogreška. (Statistics How To, 2013)

Srednja apsolutna postotna pogreška (MAPE) srednja je ili prosječna vrijednost apsolutne postotne pogreške predviđanja. Pogreška se definira kao stvarna ili promatrana vrijednost umanjena za prognoziranu vrijednost. Postotne pogreške zbrajaju se bez obzira na znak za izračunavanje MAPE. Ovu je mjeru lako razumjeti jer pruža pogrešku u postocima. Također, budući da se koriste apsolutne postotne pogreške, izbjegava se problem međusobnog poništavanja pozitivnih i negativnih pogrešaka. Slijedom toga, MAPE ima menadžersku privlačnost i mjera je koja se često koristi u predviđanju. Što je MAPE manji to je prognoza bolja i točnija (Khair i sur., 2017).

4. METODE PROGNOZIRANJA POTRAŽNJE U „BOROVO“ d.d.

U ovom poglavlju prikazan je praktični izračun nekih od metoda prognoziranja potražnje na temelju poduzeća Borovo d.d. Prikazan je primjer izračuna linearne regresije, sezonskih indeksa i metoda provjere kvalitete prognoziranja.

4.1. Opći podaci o poduzeću Borovo d.d.

Borovo d.d. je vodeće poduzeće u Hrvatskoj kojoj je primarna djelatnost proizvodnja cipela. Osnovano je 1931. godine sa sjedištem u Vukovaru te je kao vodeće poduzeće tokom proteklih godina izgradilo svoj brend, ne samo u Hrvatskoj nego i u cijeloj regiji putem kreiranja moderne, urbane, sportske i certificirane sigurnosne i radne obuće. Borovo d.d. u svojoj proizvodnji koristi isključivo materijale prirodnog porijekla kao što su koža, platno od 100% pamuka i prirodna guma od kaučuka koja se također proizvodi u tvornici poduzeća. Borovo konstantno teži prema vrhunskoj kvaliteti, istraživanju tehnologije, te istraživanju i razvoju proizvoda. U posljednjih nekoliko godina značajna su sredstva uložena u opremu, tehnologiju i know-how. Proizvodni kapaciteti godišnje dosežu i do 1 milijun pari obuće. (Borovo d.d., 2021.)

Glavni prodajni kanal poduzeća Borovo d.d. je vlastita maloprodajna mreža koju čini 77 trgovina u Hrvatskoj. Veleprodaja također predstavlja značajan dio prodaje poduzeća što je omogućilo i stjecanje povjerenja velikih tvrtki koje koriste obuću Borova u svakodnevnom radu. U posljednje dvije godine Borovo se snažno usredotočilo na povećanje izvoza otvaranjem novih tržišta. (Borovo d.d., 2021.)

4.2. Metode prognoziranja potražnje Borova

Za potrebe provedbe prognoziranja potražnje, prvobitno je potrebno izlistati podatke o količinama prodaje kao primarnim podacima koji su temelj izračuna svih daljnjih prognoziranja. U sljedećoj tablici prikazani su podaci o količinskim prodajama Borova u maloprodajnim prodavaonicama kroz 12 mjeseci određene godine poslovanja. Na temelju raspoloživih sekundarnih podataka za određenu godinu poslovanja, Borovo d.d. posjeduje 79

maloprodajnih prodavaonica za čije su količinske vrijednosti prodaje sumirane i grupirane u 4 skupine na temelju lokacije prodavaonica – Zagreb, Rijeka, Split i Osijek.

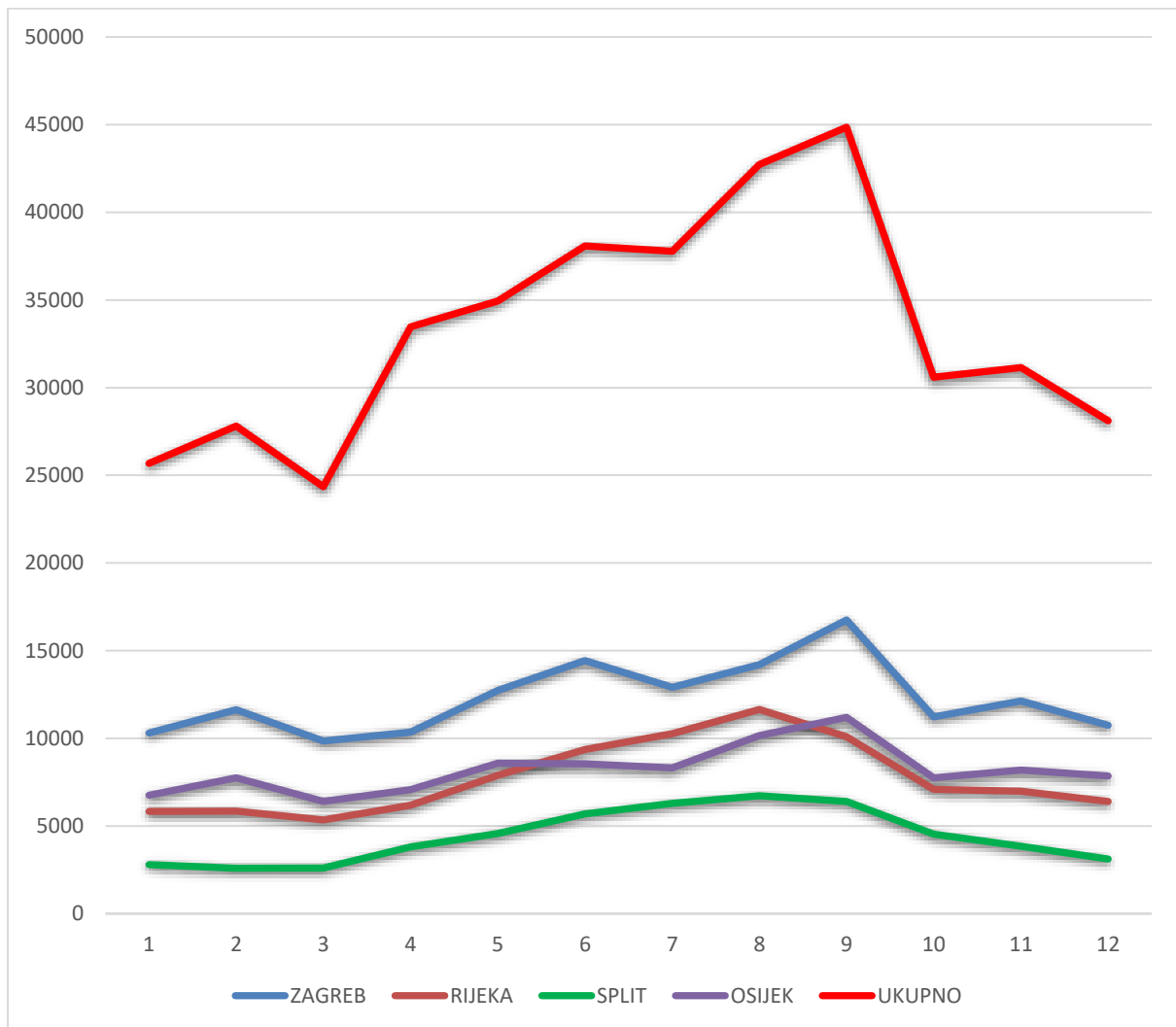
Tablica 2. Količinska prodaja Borova d.d. kroz 12 mjeseci poslovanja

	ZAGREB	RIJEKA	SPLIT	OSIJEK	Σ
SIJEČANJ	10.299	5.825	2.806	6.758	25.688
VELJAČA	11.632	5.851	2.588	7.739	27.810
OŽUJAK	9.847	5.346	2.610	6.404	24.349
TRAVANJ	10.349	6.182	3.809	7.074	33.464
SVIBANJ	12.727	7.894	4.566	8.573	34.948
LIPANJ	14.429	9.358	5.696	8.553	38.073
SRPANJ	12.903	10.262	6.300	8.308	37.773
KOLOVOZ	14.207	11.645	6.725	10.151	42.728
RUJAN	16.751	10.095	6.405	11.196	44.854
LISTOPAD	11.219	7.089	4.542	7.738	30.588
STUDENI	12.123	6.988	3.840	8.191	31.142
PROSINAC	10.744	6.400	3.124	7.850	28.118
Σ	147.230	92.935	53.011	98.535	399.535

Izvor: sekundarni izvori podataka

Na temelju raspoloživih podataka, u nastavku će se vršiti sezonske, statističke i regresijske analize uz provođenje metoda prognoziranja potražnje, te će se ujedno provesti izračuni koji provjeravaju prosječna odstupanja i točnost dobivenih izraza. Na početku je potrebno istaknuti sliku 3. ovoga rada u kojoj su prikazane vrste potražnje i uobičajeno korištene metode za odgovarajuću vrstu potražnje. U sljedećoj slici su prikazane četiri vrste potražnje za četiri glavne lokacije maloprodajnih prodavaonica koje su izračunate na temelju količinskih prodaja u tablici 1., mjeseci su korišteni u x osi što znači da je potražnja kreirana od 12 sjecišta za svaki mjesec poslovanja.

Grafikon 1. Vrste potražnje grupirane po četiri najveća grada maloprodajnih prodavaonica Borova d.d.



Izvor: samostalna izrada na temelju sekundarnih izvora podataka

Na temelju prvog grafikona može se vidjeti struktura i izgled svake krivulje potražnje kroz dvanaest mjeseci poslovanja. Na temelju prikazanih četiri vrsta potražnji, količinske vrijednosti su sumirane radi dobivanja ukupne krivulje potražnje Borova d.d. koja je označena crvenom bojom, te logičkim slijedom ona je najveća budući da predstavlja sumu svih ostalih krivulja potražnje u grafikonu. Bez provođenja analize vidno je iz grafikona da ukupna krivulja potražnje Borova bilježi značajnije oscilacije i obrasce kretanja od četiri vrste potražnji po gradovima. Odnosno, sve četiri vrste potražnje po gradovima imaju slične vrijednosti i smjer kretanja oscilacija, dok ukupna krivulja potražnje ima iste smjerove

kretanja no sa puno izraženijim oscilacijama. Na primjer, iz grafikona je vidno da između rujna i listopada sve krivulje potražnje po gradovima bilježe umjereno-blagi pad, dok ukupna krivulja potražnje bilježi izraženiji i značajniji pad.

Na temelju ukupne krivulje potražnje iz prvog grafikona i njene usporedbe sa trećom slikom ovoga rada, ukupna krivulja potražnje Borova d.d. poprima najviše karakteristika sezone potražnje u izgledu krivulje. Međutim, budući da se radi o ograničenom vremenskom periodu promatranja poduzeća od godinu dana, moguće je konstatirati samo moguću sezonalnost - Borova d.d. na mjesečnoj razini. Navedeno je i karakteristično za djelatnost u kojoj Borovo d.d. posluje i sve srodne djelatnosti, stoga će se sezonska vrsta potražnje uzeti u obzir kao temelj svih daljnjih izračuna.

4.2.1. Linearna regresija

Linearna regresija obično se koristi kao uzročno-posljedična metoda predviđanja te pripada kvantitativnim metodama predviđanjima. Postupak izračuna linearne regresije kao oblika metode prognoziranja će se izračunati na temelju količinskih podataka iz druge tablice. Prvi korak provođenja linearne regresije je izračunavanje formule $\hat{y} = a + bx$ uključujući parametre a i b . Važno je pronaći parametre a i b tamo gdje srednja kvadratna pogreška (MSE) bilježi svoj minimum. U sljedećoj tablici je prikazan temelj za izračun linearne regresije u kojoj x predstavlja količinsku potražnju, dok y predstavlja ukupnu razinu prodaje, što znači da je y ovisna varijabla koja ovisi o količinskoj potražnji (x) kao neovisnoj varijabli. (Dorađeno na temelju Ivanov, 2019:8-9)

Tablica 3. Inicijalni podaci za izračun linearne regresije Borova d.d.

Mjesec (n)	Količinska prodaja (x_n)	Ukupna prodaja HRK (y_n)
1.	25.688	5.137.600
2.	27.810	5.562.000
3.	24.349	4.869.800
4.	33.464	6.692.800

5.	34.948	6.989.600
6.	38.073	7.614.600
7.	37.773	7.554.600
8.	42.728	8.545.600
9.	44.854	8.970.800
10.	30.588	6.117.600
11.	31.142	6.228.400
12.	28.118	5.623.600

Izvor: samostalna izrada

U tablici n je jednak broju mjeseci, odnosno n iznosi dvanaest. Neovisna varijabla x određena je na temelju ukupne prodaje Borova d.d. kroz dvanaest mjeseci poslovanja. Ovisna varijabla y_n predstavlja ukupnu prodaju koja se izračunava kao umnožak količine i cijene. Količina je poznati podatak koji je sadržan u x varijabli, no ukupna prodaja (y_n) ni prodajne cijene nisu dostupni podaci za potrebe izrade ovoga rada stoga je ukupna prodaja izračunata kao procijenjena vrijednost prosječne cijene proizvoda Borova d.d. koja je analizirana na temelju raspoloživih proizvoda u web trgovini poduzeća. Na temelju raspoloživih proizvoda i njihovih cijena, moguće je konstatirati procijenjenu vrijednost prosječnih cijena od 200 HRK. Dakle, ovisna varijabla y_n ili ukupna prodaja se izračunava kao umnožak količine (x_n) iz odgovarajućeg razdoblja i prosječne cijene od 200 HRK.

Kao što je navedeno, radi izračunavanja formule $\hat{y} = a + bx$ potrebno je odrediti parametre a i b kroz osiguravanja minimalne srednje kvadratne pogreške. To se postiže izračunavanjem x_n^2 za svaki mjesec, te izračunavanjem umnoška $x_n \cdot y_n$. U sljedećoj tablici su navedeni inicijalni podaci radi izračunavanja parametra b .

Tablica 4. Inicijalni podaci za izračun parametra b linearne regresije

Mjesec (n)	Količinska prodaja (x)	Ukupna prodaja HRK (y)	x_n^2	$x_n \cdot y_n$
1.	25.688	5.137.600	659873344	131.974.668.800
2.	27.810	5.562.000	773396100	154.679.220.000
3.	24.349	4.869.800	747967801	118.574.760.200
4.	33.464	6.692.800	1119839296	223.967.859.200
5.	34.948	6.989.600	1221362704	244.272.540.800
6.	38.073	7.614.600	1449553329	289.910.665.800
7.	37.773	7.554.600	1426799529	285.359.905.800
8.	42.728	8.545.600	1825681984	365.136.396.800
9.	44.854	8.970.800	2011881316	402.376.263.200
10.	30.588	6.117.600	935625744	187.125.148.800
11.	31.142	6.228.400	969824164	193.964.832.800
12.	28.118	5.623.600	790621924	158.124.384.800
Σ	399.535	79.907.000	13777333235	2.755.466.647.000

Izvor: samostalna izrada

Na temelju navedenih podataka može se izračunati parametar b i parametar a koristeći sljedeće formule:

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n \bar{x}^2}, \quad a = \hat{y} - b \bar{x} \quad (\text{Horvat i Mijoč, 2014:507-508})$$

$$b = \frac{94996376583.33}{474981882.92} = 200,$$

Izračun je provjeren i potvrđen putem online kalkulatora linearne regresije unutar kojeg je moguće unijeti sve varijable za x i y .

(<https://www.socscistatistics.com/tests/regression/default.aspx>)

$a = \hat{y} - b\bar{x} \rightarrow$ potrebno je izračunati prosječne vrijednosti za \bar{x} i \bar{y}

$$\bar{x} = \frac{\sum x}{n} = \frac{399535}{12} = 33294.58$$

$$\bar{y} = \frac{\sum y}{n} = \frac{79907000}{12} = 6658916.67$$

$$a = \bar{y} - b\bar{x} = 6658916.67 - (200 \cdot 33294.58) = 0$$

Linearna regresija glasi: $\hat{y} = 0 + 200x$

Potrebno je protumačiti značenje pokazatelja a i b . Prema Horvat i Mijoč (2014) procijenjeni parametar a obuhvaća konstantni član te predstavlja odsječak sa osi y . Drugim riječima, pokazuje točku na kojem regresijska linija \hat{y} tangira ordinatu. Uvijek je potrebno tumačiti konstantni član a sa velikom pozornošću kako bi se utvrdilo ima li navedena vrijednost smislenu značenje. U navedenom primjeru, konstantni član a koji iznosi 0 može se protumačiti na sljedeći način: kada je x (količinska prodaja) jednaka nuli, tada je y (ukupna prodaja) također jednaka nuli. Navedena tvrdnja je smisljena i logična, ako poduzeće ne proda ni jednu količinsku jedinicu, neće ostvariti nikakvu novčanu prodaju, stoga ona iznosi 0.

Prema Horvat i Mijoč (2014) procijenjeni parametar b naziva se regresijski koeficijent te pokazuje veličinu promjene zavisne varijable (y) kada se poveća nezavisna varijabla (x) za jednu jedinicu. Ujedno regresijski koeficijent b ukazuje na smjer i nagib linije regresije, odnosno pokazuje korelacijsku povezanost između zavisne i nezavisne varijable. Negativna vrijednost b koeficijenta znači da porast jedne varijable znači pad druge (vrijedi i obratno), a pozitivan b koeficijent znači da rast jedne varijable znači rast i druge varijable (vrijedi i obratno). U navedenom primjeru b iznosi 200, što znači da povećanje količinske prodaje za jednu jedinicu rezultira prosječnom povećanju ukupne prodaje od 200 HRK, isto tako pad količinske prodaje za jednu jedinicu rezultira prosječnom padu ukupne prodaje od 200 HRK.

Budući da je u radu određena prosječna cijena proizvoda od 200 HRK prilikom izračunavanja ukupne prodaje (y), navedeni postupak je utjecao na dobiveni rezultat, no cilj provođenja ove analize je na pravilan način prikazati i utvrditi međupovezanost određenih varijabli i navedeno primijeniti na prognoziranje potražnje. Količina dostupnih financijskih informacija utječe na kvalitetu provođenja linearne regresije. Poduzeće Borovo na isti način može utvrditi linearnu regresiju te povezanost između ukupne prodaje i potrebne količine za prodaju, posebice jer raspolažu sa egzaktnim iznosom prosječnih cijena prodaje koja se može uvrstiti u gornje navedene izračune. Na primjer, poduzeće može na temelju linearne povezanosti ukupne prodaje i količinske prodaje u 2020. godini prognozirati kolika će biti procijenjena potraživana količina za projecirane razine prihoda koje poduzeće planira ostvariti u 2021. godini. Drugim riječima, poduzeće prilikom projeciranja ukupnih prihoda za 2021. godinu može istovremeno utvrditi na temelju linearne regresije iz 2020. godine kolike će biti procijenjene potraživane količine u 2021. godini na temelju projeciranih ukupnih prihoda. Prognoziranje potražnje ne može biti potpuno točno u većini slučajeva, no osigurava kvalitetniju pripremu u prognoziranju i reagiranju na neregularne poslovne situacije.

4.2.2. Pomični prosjek

Metoda pomičnog prosjeka obuhvaća izračunavanje prosjeka nedavnih razina potražnje, te korištenja navedenih vrijednosti za daljnje prognoziranje. Za izračunavanje pomičnog prosjeka prvobitno je potrebno odrediti vrijednost prosjeka za izračunavanje daljnje prognoze. Formula koja se koristi za izračunavanje pomičnog prosjeka glasi:

$$F_{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^n D_{t+1-i}}{n}, \text{ gdje je:}$$

- F_{t+1} = prognoza za period $t+1$
- D_{t+1-i} = stvarna potražnja za $t+1-i$
- n = broj zadnjih promatranih potražnji korištenih za razvijanje prognoziranja (predviđanja) ili vrijednost pomičnog prosjeka (Dujak i Mesarić, 2018).

U sljedećoj tablici je prikazan izračun pomičnog prosjeka za količinsku potraživanu količinu poduzeća Borovo d.d. uzimajući u obzir različite prosjeke, tj. broj zadnjih razina potraživanih količina – 2, 3 i 4.

Tablica 5. Izračunavanje pomičnog prosjeka s različitim prosječnim vrijednostima

Mjesec (n)	Količinska prodaja (x_n)	Predviđanje potražnje (\hat{y}) – Pomični prosjek (2 perioda)	Predviđanje potražnje (\hat{y}) – Pomični prosjek (3 perioda)	Predviđanje potražnje (\hat{y}) – Pomični prosjek (4 perioda)
1.	25.688	-	-	-
2.	27.810	-	-	-
3.	24.349	26.749	-	-
4.	33.464	26.079,5	25.949	-
5.	34.948	28.906,5	28.541	27.827,75
6.	38.073	34.206	30.920,33	30.142,75
7.	37.773	36.510,5	35.495	32.708,5
8.	42.728	37.923	36.931,33	36.064,5
9.	44.854	40.250,5	39.524,67	38.380,5
10.	30.588	43.791	41.785	40.857
11.	31.142	37.721	39.390	38.985,75
12.	28.118	30.865	35.528	37.328

Izvor: samostalna izrada na temelju sekundarnih podataka

Svaki stupac pomičnog prosjeka vidno obuhvaća različite rezultate jer se uzimaju različite razine prethodnih potraživanih količina u izračun. Na primjer, u tablici je plavom bojom označen broj 26.749 kao rezultat pomičnog prosjeka od prethodne dvije razine potraživanih količina, što znači da je $(25.688 + 27.810) / 2 = 26.749$. Na isti način se izračunava broj koji je označen žutom bojom u tablici, no razlika je u obuhvaćenom broju prethodnih razina potraživanih količina. Broj 38.985,75 se izračunava tako da se podijeli $(30.588 + 44.854 + 42.728 + 37.773) / 4$.

Poduzeće može izračunati velik broj stupaca pomičnih prosjeka u kojoj se obuhvaćaju različiti prosjeci, no samo je jedan stupac najbliži realnoj projekciji, te je potrebno odrediti koju razinu pomičnog prosjeka (koji stupac) označiti kao reprezentativnu pomoću određivanja minimalne srednje kvadratne pogreške (MSE).

Tablica 6. Izračunavanje minimalne srednje kvadratne pogreške (MSE) za svaki pomični prosjek

Mj (n)	Količina (x_n)	Pomični prosjek (2)	MSE (2)	Pomični prosjek (3)	MSE (3)	Pomični prosjek (4)	MSE (4)
1.	25.688	-	-	-	-	-	-
2.	27.810	-	-	-	-	-	-
3.	24.349	26.749	-	-	-	-	-
4.	33.464	26.079,5	-	25.949	-	-	-
5.	34.948	28.906,5	36499722,25	28.541	41049649	27.827,75	50.697.960,06
6.	38.073	34.206	14953689	30.920,33	51160688,13	30.142,75	62.888.865,06
7.	37.773	36.510,5	1593906,25	35.495	5189284,00	32.708,5	25.649.160,25
8.	42.728	37.923	23088025	36.931,33	33601383,09	36.064,5	44.402.232,25
9.	44.854	40.250,5	21192212,25	39.524,67	28401758,25	38.380,5	41.906.202,25
10.	30.588	43.791	175112289	41.785	125372809	40.857	105.452.361,00
11.	31.142	37.721	43283241	39.390	68029504	38.985,75	61.524.414,06
12.	28.118	30.865	7546009	35.528	54908100	37.328	84.824.100,00
Σ			263.983.253		407.713.175,5		477.345.294,94
\overline{MSE}			21.998.604,42		33.976.097,96		39.778.774,58

Izvor: samostalni rad

Prije analize rezultata, potrebno je objasniti prethodnu tablicu i njen sadržaj. Cilj izračuna u tablici je odrediti koja vrsta pomičnog prosjeka ima najmanju standardnu kvadratnu pogrešku (MSE). Što je MSE manji, to je pomični prosjek reprezentativniji ili točniji. Stupci MSE u tablici započinju od petog mjeseca (reda) za svaki pomični prosjek jer je važno započeti izračun od razdoblja u kojem su raspoloživa sva prognozirana (pomični prosjeci) za sve promatrane mjeseci kako bi izračun bio usporediv. MSE se izračunava kao kvadrirana razlika između promatranog pomičnog prosjeka (prognozirane potražnje) i stvarne količinske potražnje iz istog razdoblja. Kao primjer u tablici je žutom bojom označen MSE od 36499722.25 i ostali podaci koji su potrebni za njegovo izračunavanje. MSE se računa kao $(28.906,5 - 34.948)^2$, te na isti način se izračunava MSE koji je označen plavom bojom zajedno s odgovarajućim podacima za izračun. Izračunava se kao $(39.390 - 31.142)^2$.

U zadnjem redu tablice izračunat je prosječni MSE tako da se izračunati MSE podijeli sa 12 kao promatranim brojem mjeseci. Od prikazanih izračunatih prognoziranih potražnji, tj. pomičnih prosjeka, najreprezentativniji je pomični prosjek koji koristi prethodna dva mjeseca za izračunavanje prognozirane potražnje jer ima najmanji prosječni MSE. U sljedećoj tablici izračunata je prosječna apsolutna postotna pogreška na temelju istih podataka.

Tablica 7. Izračunavanje prosječne apsolutne postotne pogreške (MAPE) za svaki pomični prosjek

Mj (n)	Količina (x_n)	Pomični prosjek (2)	MAPE (2)	Pomični prosjek (3)	MAPE (3)	Pomični prosjek (4)	MAPE (4)
1.	25.688	-	-	-	-	-	-
2.	27.810	-	-	-	-	-	-
3.	24.349	26.749	-	-	-	-	-
4.	33.464	26.079,5	-	25.949	-	-	-
5.	34.948	28.906,5	17,29	28.541	18,33	27.827,75	20,37
6.	38.073	34.206	10,16	30.920,33	18,79	30.142,75	20,83
7.	37.773	36.510,5	3,34	35.495	6,03	32.708,5	13,41
8.	42.728	37.923	11,25	36.931,33	13,57	36.064,5	15,60
9.	44.854	40.250,5	10,26	39.524,67	11,88	38.380,5	14,43
10.	30.588	43.791	43,16	41.785	36,61	40.857	33,57
11.	31.142	37.721	21,13	39.390	26,49	38.985,75	25,19
12.	28.118	30.865	9,77	35.528	26,35	37.328	32,75
Σ			126		158,04		176,15
\overline{MAPE}			15,75		19,76		22,02

Izvor: samostalni rad

Prosječna apsolutna postotna pogreška (MAPE) je izračunata u prethodnoj tablici za svaki pomični prosjek, počevši od petog mjeseca. Primjer izračuna vidan je kod brojeva označenih sa žutom bojom. Broj 17,29 se dobije tako da se oduzme (34.948 – 28.906), te podijeli s 34.948, što je na kraju pomnoženo sa 100. Prosječna apsolutna postotna pogreška je najmanja kod pomičnih prosjeka koji obuhvaćaju prethodna dva mjeseca za izračun.

4.2.3. Vagani pomični prosjek

Vagani pomični prosjek funkcionira na sličan način pomičnom prosjeku, no razlika je u tome što se u formuli vaganog pomičnog prosjeka svaka potraživana količina množi s određenim ponderom kako bi se pridodalo na vrijednosti ažurnijim podacima te smanjio utjecaj starijih podataka. Ako se za određeni mjesec prognozira potražnja na temelju prethodna tri mjeseca,

ponderi koji se koriste su 0.5, 0.3 i 0.2 – respektivno na način da najnoviji mjesec ima ponder 0.5, mjesec prije 0.3, te najstariji mjesec 0.2. Ukupna vrijednost navedenih pondera iznosi 1, što znači da na primjeru korištenja prethodnih dva mjeseca prodanih količina, ponderi bi iznosili 0.6 i 0.4. U sljedećoj tablici je prikazan izračun vaganog pomičnog prosjeka kao oblika prognoziranja potražnje na temelju prethodna dva i tri mjeseca prodane količine proizvoda kako bi se utvrdilo koja vrsta vaganog pomičnog prosjeka ima manje srednje kvadratno odstupanje.

Tablica 8. Izračun vaganih pomičnih prosjeka na temelju prethodna dva i tri mjeseca prodanih količina Borova d.d.

Mjesec (n)	Količinska prodaja (x_n)	Vagani pomični prosjek (2)	MSE (2)	Vagani pomični prosjek (3)	MSE (3)
1.	25.688	-	-	-	-
2.	27.810	-	-	-	-
3.	24.349	26.961,2	-	-	-
4.	33.464	25.733,4	59.762.176,36	25.655,1	60.978.919,21
5.	34.948	29.818	26.316.900	29.598,7	28.615.010,49
6.	38.073	34.354,4	13.827.985,96	32.383	32.376.100
7.	37.773	36.823	902.500	36.213,7	24.314.16,49
8.	42.728	37.893	23.377.225	37.298	29.484.900
9.	44.854	40.746	16.875.664	40.310,5	20.643.392,25
10.	30.588	44.003,6	17.997.8323,4	42.800	149.132.944
11.	31.142	36.294,4	26.547.225,76	37.295,8	37.869.254,44
12.	28.118	30.920,4	7.853.445,76	33.718,2	31.362.240,04
Σ			355.441.446,2		392.894.176,9
\overline{MSE}			29.620.120,52		32.741.181,41

Izvor: samostalni rad

U tablici je prikazan izračunati vagani pomični prosjek koji se temelji na prethodna 3 razdoblja (mjeseca) količinske prodaje. Kao primjer, žutom bojom je označen broj 37.295,8 koji je izračunat kao zbroj prethodna 3 mjeseca potraživane količine koji su umnoženi sa odgovarajućim ponderima: $(30.588 \cdot 0,5) + (44.854 \cdot 0,3) + (42.728 \cdot 0,2)$. Broj označen plavom bojom iznosi 29.828 te predstavlja izračunati vagani pomični prosjek na temelju prethodna dva mjeseca prodajne količine, te se izračunava na sljedeći način: $(33.464 \cdot 0,6) + (24.349 \cdot 0,4)$. Nakon toga izračunata su srednja kvadratna odstupanja za svaki izračunati vagani pomični prosjek. Način izračunavanja MSE je isti kao i u tablici br. 6. Nakon sumiranja vrijednosti srednjih kvadratnih odstupanja, potrebno ih je podijeliti sa 12 kako bi se dobila prosječna vrijednost standardne kvadratne pogreške (\overline{MSE}). Na temelju \overline{MSE} vrijednosti za oba izračunata vagana pomična prosjeka, može se utvrditi da prognozirane vrijednosti imaju veće pogreške u odnosu na pomični prosjek koji je obuhvaćao prethodna dva mjeseca kao temelj prognožiranja.

Tablica 9. Izračun prosječne apsolutne postotne pogreške na temelju prethodna dva i tri mjeseca prodanih količina Borova d.d.

Mjesec (n)	Količinska prodaja (x_n)	Vagani pomični prosjek (2)	MAPE (2)	Vagani pomični prosjek (3)	MAPE (3)
1.	25.688	-	-	-	-
2.	27.810	-	-	-	-
3.	24.349	26.961,2	-	-	-
4.	33.464	25.733,4	23,10	25.655,1	23,34
5.	34.948	29.818	14,68	29.598,7	15,31
6.	38.073	34.354,4	9,77	32.383	14,94
7.	37.773	36.823	2,52	36.213,7	4,13
8.	42.728	37.893	11,32	37.298	12,71
9.	44.854	40.746	9,16	40.310,5	10,13
10.	30.588	44.003,6	43,86	42.800	39,92
11.	31.142	36.294,4	16,54	37.295,8	19,76
12.	28.118	30.920,4	9,97	33.718,2	19,92
Σ			140,91		160,15
\overline{MAPE}			15,66		17,79

Izvor: samostalna izrada

Način izračuna prosječne apsolutne postotne pogreške je isti kao i u sedmoj tablici ovoga rada. Uvidom u izračun vidno je da vagani pomični prosjek koji uzima u obzir prethodna dva mjeseca ima najmanje prosječno apsolutno postotno odstupanje, stoga se može reći da to ukazuje na veću reprezentativnost.

4.2.4. Sezonski indeksi

Sezonska potražnja ima određeni obrazac kretanja koji se ponavlja kroz vrijeme, najčešće su to godišnja vremenska razdoblja kao što je slučaj i kod poduzeća Borovo d.d. U ovom primjeru korištena su tromjesečja kao veličine razdoblja te su u sljedećoj tablici izračunati sezonski indeksi poduzeća.

Tablica 10. Izračun sezonskih indeksa količinske prodaje Borova d.d.

Mjesec (n)	Količinska prodaja	Tromjesečje	Sezonska prodaja	Sezonski prosjek	Sezonski indeks	Postotna promjena
1.	25.688	Q ₁ (Zima)	77.847	99883,75	0,779	- 22,1%
2.	27.810					
3.	24.349					
4.	33.464	Q ₂ (Proljeće)	106.485		1,066	6,6 %
5.	34.948					
6.	38.073					
7.	37.773	Q ₃ (Ljeto)	125.355		1,255	25,5%
8.	42.728					
9.	44.854					
10.	30.588	Q ₄ (Jesen)	89.848		0,900	-10%
11.	31.142					
12.	28.118					
Σ	399.535		399.535			

Izvor: samostalna izrada

Kao što je već navedeno, najčešće se koristi desezonalnost potražnje kako bi se minimalizirali učinci grešaka prilikom izračuna, no navedeni proces je najkorisniji kada se prilikom izračunavanja desezonalnosti potražnje i računanja sezonskih indeksa analiziraju višegodišnji podaci. Za potrebe izrade ovoga rada dostupni su podaci samo za jednu godinu poslovanja,

što značajno smanjuje mogućnosti i implikacije interpretiranja sezonskih indeksa i fluktuacija, no moguće je prikazati desezonalnost podataka kroz izračunavanje sezonskih indeksa za jednu godinu poslovanja, što je svakako početni korak analize višegodišnjih podataka. Iz navedene tablice se mogu interpretirati razine sezonske potražnje Borova u odnosu na izračunati sezonski prosjek koji iznosi 99.883,75. Za prvo tromjesečje, odnosno zimsko razdoblje, sezonski indeks pokazuje da je potražnja u zimskom razdoblju za 22,1% manja od sezonskog prosjeka. U drugom tromjesečju (proljeće) potražnja je za 6.6% veća od prosjeka, dok ljetno razdoblje prikazuje najveću pozitivnu razliku od sezonskog prosjeka u iznosu od 25,5%. U jesenskom razdoblju potražnja je 10% manja u odnosu na prosjek. Kada bi podaci za nekoliko godina poslovanja bili dostupni, tada bi ovaj izračun poprimio veći smisao jer se dinamika kretanja sezonskih indeksa kroz nekoliko godina može promatrati u obliku linearne regresije kako bi se što točnije odredila buduća prognozirana potražnja.

5. ZAKLJUČAK

Postoji mnogo vrsta prognoziranja potražnje i načina na temelju kojih se analiziraju i interpretiraju povijesni podaci kako bi se izvršila procjena buduće potražnje. Evidentno je da kvaliteta i točnost prognoziranja potražnje značajno ovise o raspoloživosti samih podataka i metodi upotrebe prognoziranja s obzirom na potražnju koja obilježava tok poslovanja poduzeća. Iako prognoziranja potražnje nikada ne mogu biti potpuno točna i pouzdana, može se konstatirati da pružaju određenu razinu sigurnosti i pripremljenosti u poslovanju budući da su sve funkcije poduzeća povezane, te na temelju prognoziranja se utvrđuju različite poslovne situacije i radnje unutar funkcija poduzeća kako bi se poduzeće pripremilo za buduće poslovne aktivnosti. Linearna regresija kao metoda vremenske serije unutar kvantitativnih metoda omogućuje praćenje međupovezanosti određenih varijabli stoga je važno koristiti je u kombinaciji sa ostalim vrstama prognoziranja potražnje. Korištenjem kvalitativnih vrsta prognoziranja se mogu balansirati određene nelogičnosti koje nastaju korištenjem kvantitativnih metoda prognoziranja provođenjem različitih vrsta istraživanja tržišta i metoda ispitivanja.

Borovo d.d. kao najpoznatiji proizvođač cipela u Hrvatskoj predstavlja idealan primjer sezonske i volatilne potražnje koju je vrlo izazovno prognozirati, no uzimajući u obzir sezonsku narav poslovanja moguće je uspostaviti pretpostavke kretanja prodaje i potražnje na temelju vremenskog razdoblja i izračunavanja sezonskih indeksa koji pokazuju razinu prodaje u određenom vremenskom razdoblju u odnosu na prosječnu vrijednost prodajne količine proizvoda. Na temelju empirijskog dijela rada vidno je da su prognoziranja za određeni period točnija što su podaci manje volatilni što na određeni način poništava smisao prognoziranja budući da je ono najključnije upravo radi predviđanja najpromjenjivijih razdoblja kako bi se poduzeće moglo pripremiti na povoljne ili nepovoljne poslovne situacije. Iz tog razloga bitno je proučavati podatke s potpunom objektivnošću i koristiti nekoliko kvantitativnih i kvalitativnih metoda kako bi se osigurala određena razina točnosti podataka putem pomne evaluacije i međusobne usporedbe dobivenih rezultata.

LITERATURA

- 1) Vlckova, V., Patak, M. (2010). *Role of demand planning in Business process management*. ResearchGate. Dostupno na:
https://www.researchgate.net/publication/228785945_Role_of_demand_planning_in_business_process_management (19.02.2021.)
- 2) Johnson, R. (2009). *Sales Planning During an Economic Crisis*, Supply House Times 52(5): 86–90.
- 3) Stadtler, H. (2005). *Supply Chain Management and Advanced Planning – Basics, Overview and Challenges*. European Journal of Operational Research 163: 575–588.
- 4) Gros, I.; Grosová, S. (2004). *Logistika a marketing v dodavatelských řetězcích [Logistics and Marketing in Supply Chains]*. Logistika [Logistics] 10(7–8): 48–49.
- 5) Kinneer, T., Taylor, R. (1996). *Marketing Research*, 5th edition. New York: McGraw-Hill.
- 6) Green, K., Armstrong, S. (2007). *Structured analogies for forecasting*. International Journal of Forecasting, No. 23, p. 365–376.
- 7) Cox, E., Loomis, G. (2001). *Diffusion of forecasting principles through books*. Principles of Forecasting. Kluwer Academic Publishers.
- 8) Peterson, H., Lewis C. (1999). *Managerial economics*. New Jersey: Prentice Hall.
- 9) Pilinkienė, V. (2008). *Selection of Market Demand Forecast Methods: Criteria and Application*. Researchgate. Dostupno na:
https://www.researchgate.net/publication/26552685_Selection_of_Market_Demand_Forecast_Methods_Criteria_and_Application (20.02.2021.)
- 10) Oti, H. (2018). Arkieva. *Why is Demand Forecasting important for effective Supply Chain Management?* Dostupno na: <https://blog.arkieva.com/demand-forecasting-for-supply-chain-management/> (22.02.2021.)
- 11) Khair, U., Fahmi H., Hakim S., Rahim, R., (2017). *Forecasting Error Calculation with Mean Absolute Deviation and Mean Absolute Percentage Error*. Journal of

Physics: Conference Series. Dostupno na:

<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/17426596/930/1/012002/pdf#:~:text=Mean%20Absolute%20Deviation%20The%20method,absolute%20value%20of%20each%20error>. (23.02.2021.)

12) Social Science Statistics (2021). Linear Regression Calculator. Dostupno na:

<https://www.socscistatistics.com/tests/regression/default.aspx> (23.02.2021.)

13) Statistic How To (2013). *Mean Squared Error: Definition and Example*. Dostupno na:

<https://www.statisticshowto.com/mean-squared-error/> (23.02.2021.)

14) Dodigović, I. (2012). *Sustav za automatizirano popunjavanje zaliha*. Fakultet elektrotehnike i racunarstva, Zagreb.

15) Bozarth i Handfield (2016). *Introduction to Operations and Supply Chain Management*. Pearson. North Carolina State University

16) Horvat, J., Mijoč, J. (2014). *Osnove Statistike*, Zagreb: Naklada Ljevak d.o.o.

17) Shobhit, S. (2021). *Optimize Your Portfolio Using Normal Distribution*. Investopedia.

Dostupno na: <https://www.investopedia.com/articles/investing/100714/using-normal-distribution-formula-optimize-your-portfolio.asp> (20.03.2021.)

18) Brownlee, J. (2018). *A Gentle Introduction to Exponential Smoothing for Time Series Forecasting in Python*. Machine learning mastery. Dostupno na:

<https://machinelearningmastery.com/exponential-smoothing-for-time-series-forecasting-in-python/#:~:text=Triple%20Exponential%20Smoothing%20is%20an,to%20the%20univariate%20time%20series.&text=As%20with%20the%20trend%2C%20the,exponential%20change%20in%20the%20seasonality>. (24.03.2021.)

19) Lembke, R. (2015). *Forecasting with seasonality*. Dostupno na:

<http://business.unr.edu/faculty/ronlembke/handouts/Seasonality%20Final17.pdf>

(25.03.2021.)

20) Borovo d.d. Dostupno na: <https://www.borovo.hr/hr/> (25.03.2021.)

POPIS SLIKA

Slika 1. Podjela kvalitativnih metoda prognoziranja.....	8
Slika 2. Linearna i nelinearna regresija.....	10
Slika 3. Metode za prognoziranje potražnje s obzirom na vrste potražnje.....	11
Slika 4. Podjela Kvantitativnih metoda prognoziranja.....	12
Slika 5. Prikaz normalne razdiobe u cilju upravljanja zaliha.....	16

POPIS TABLICA

Tablica 1. Pozitivne i negativne strane kvantitativnih i kvalitativnih metoda prognoziranja.....	14
Tablica 2. Količinska prodaja Borova d.d. kroz 12 mjeseci poslovanja.....	20
Tablica 3. Inicijalni podaci za izračun linearne regresije Borova d.d.....	22
Tablica 4. Inicijalni podaci za izračun parametra b linearne regresije.....	24
Tablica 5. Izračunavanje pomičnog prosjeka s različitim prosječnim vrijednostima.....	27
Tablica 6. Izračunavanje minimalne srednje kvadratne pogreške (MSE) za svaki pomični prosjek.....	28
Tablica 7. Izračunavanje prosječne apsolutne postotne pogreške (MAPE) za svaki pomični prosjek.....	30
Tablica 8. Izračun vaganih pomičnih prosjeka na temelju prethodna dva i tri mjeseca prodanih količina Borova d.d.	31
Tablica 9. Izračun prosječne apsolutne postotne pogreške na temelju prethodna dva i tri mjeseca prodanih količina Borova d.d.	33
Tablica 10. Izračun sezonskih indeksa količinske prodaje Borova d.d.	34

POPIS GRAFIKONA

Grafikon 1. Vrste potražnje grupirane po četiri najveća grada maloprodajnih trgovina Borova

d.d.....21